



バージョン 13

実験計画 (DOE)

第 2 版

「真の発見の旅とは、新しい風景を探すことではなく、新たな視点を持つことである。」
マルセル・ブルースト

JMP, A Business Unit of SAS
SAS Campus Drive
Cary, NC 27513

13.1

このマニュアルを引用する場合は、次の正式表記を使用してください: SAS Institute Inc. 2017.
『JMP® 13 実験計画 (DOE) 第2版』 Cary, NC: SAS Institute Inc.

JMP® 13 実験計画 (DOE) 第2版

Copyright © 2017, SAS Institute Inc., Cary, NC, USA

All rights reserved. Produced in the United States of America.

印刷物の場合: この出版物のいかなる部分も、出版元である SAS Institute Inc. の書面による許可なく、電子的、機械的、複写など、形式や方法を問わず、複製すること、検索システムへ格納すること、および転送することを禁止します。

Web からのダウンロードや電子本の場合: この出版物の使用については、入手した時点で、ベンダーが規定した条件が適用されます。

この出版物を、インターネットまたはその他のいかなる方法でも、出版元の許可なくスキャン、アップロード、および配布することは違法であり、法律によって罰せられます。正規の電子版のみを入手し、著作権を侵害する不正コピーに関与または加担しないでください。著作権の保護に関するご理解をお願いいたします。

米国 政府のライセンス権利、権利の制限: 本ソフトウェアとそのマニュアルは、私的な費用負担の下に開発された商業的コンピュータソフトウェアであり、米国政府に対して権利を制限した上で提供されます。米国政府による本ソフトウェアの使用、複製または開示は、該当する範囲で FAR 12.212, DFAR 227.7202-1(a), DFAR 227.7202-3(a), DFAR 227.7202-4 に従った本合意書のライセンス条件に従うものとし、米国連邦法の下で求められる範囲において、FAR 52.227-19 (2007年12月) で規定されている制限された最小限の権利に従うものとしします。FAR 52.227-19 が適用される場合、この条項は、その (c) 項に基づく通告の役目を果たし、本ソフトウェアまたはマニュアルにその他の通告を添付する必要はありません。本ソフトウェアおよびマニュアルにおける政府の権利は、本合意書で規定されている権利に限られます。

SAS Institute Inc., SAS Campus Drive, Cary, North Carolina 27513-2414.

2017年2月

SAS® と、SAS Institute Inc. の他の製品名およびサービス名は、米国および他の国における SAS Institute Inc. の登録商標または商標です。® は、米国において登録されていることを示します。

他のブランド名および製品名は、それぞれの会社の商標です。

SAS ソフトウェアは、オープンソースのソフトウェアを含むがそれに限らない、特定のサードパーティ製ソフトウェアと共に提供される場合があります。かかるソフトウェアは、適用されるサードパーティソフトウェアライセンス契約に基づいてライセンスを得たものです。SAS ソフトウェアと共に配布されるサードパーティ製ソフトウェアに関する情報は、<http://support.sas.com/thirdpartylicenses> を参照してください。

テクノロジーライセンスに関する通知

- Scintilla - Copyright © 1998-2014 by Neil Hodgson <neilh@scintilla.org>.

All Rights Reserved.

何らかの目的でこのソフトウェアとそのマニュアルを手数料なしで使用、コピー、変更および配布することは、これをもって許可されます。ただし、すべてのコピーに上記の著作権に関する通知が記載されていること、および補助的なマニュアルに著作権に関する通知とこの許可に関する通知の両方が記載されていることを条件とします。

NEIL HODGSONは、商業性および適合性の黙示的な保証を含め、このソフトウェアに関するすべての保証を放棄します。NEIL HODGSONは、いかなる場合においても、それが契約、過失、もしくは他の不法行為のどれであれ、このソフトウェアの使用もしくは性能から生じた、もしくはそれに関連して生じた使用、データ、もしくは利益の損失の結果として生じる特別損害、間接損害、もしくは付随的損害を始めとするいかなる損害に対しても責任を負いません。

- Telerik RadControls: Copyright © 2002-2012, Telerik. 含まれている Telerik RadControls を JMP 以外で使用することは許可されていません。
- ZLIB 圧縮ライブラリ - Copyright © 1995-2005, Jean-Loup Gailly and Mark Adler.
- Natural Earth を使用して作成。無料のベクトルおよびラスター地図データ @ naturalearthdata.com.
- パッケージ - Copyright © 2009-2010, Stéphane Sudre (s.sudre.free.fr). All rights reserved.

ソースおよびバイナリの形で、そのまま、もしくは変更を加えて再配布および使用することは、次のような条件を満たす限り、許可されます。

再配布するソースコードには、上記の著作権に関する通知、この条件リスト、これに続く放棄声明が記載されていなければなりません。

バイナリ形式で再配布する場合は、共に提供されるマニュアルなどの資料に上記の著作権に関する通知、この条件リスト、これに続く放棄声明が記載されていなければなりません。

事前に書面による許可を得ることなく、このソフトウェアから派生した製品の推奨または宣伝のために WhiteBox の名前やその貢献者の名前を使用することはできません。

このソフトウェアは、著作権保有者および貢献者によって「現状のままで」提供され、商業性および特定の目的に対する適合性に関する黙示的な保証を含むがそれに限らない、いかなる明示的もしくは黙示的な保証も行われません。いかなる場合においても、著作権保有者または貢献者は、損害の原因が何であれ、そして法的責任の根拠が何であれ、つまり、契約、厳格責任、不法行為（過失その他を含む）のどれであれ、かかる損害の発生する可能性を事前に知らされていたとしても、このソフトウェアをどのように使用して生じた損害であれ、いかなる直接損害、間接損害、付随的損害、特別損害、懲罰的損害、もしくは結果損害（代替品または代替サービスの調達、使用機会、データもしくは利益の損失、業務の中断を含むがそれに限らない）に対しても責任を負いません。

- iODBCソフトウェア - Copyright © 1995-2006, OpenLink Software Inc and Ke Jin (www.iodbc.org). All rights reserved.

ソースおよびバイナリの形で、そのまま、もしくは変更を加えて再配布および使用することは、次のような条件を満たす限り、許可されます。

- 再配布するソースコードには、上記の著作権に関する通知、この条件リスト、これに続く放棄声明が記載されていなければなりません。
- バイナリ形式で再配布する場合は、共に提供されるマニュアルなどの資料に上記の著作権に関する通知、この条件リスト、これに続く放棄声明が記載されていなければなりません。
- 事前に書面による許可を得ることなく、このソフトウェアから派生した製品の推奨または宣伝のために OpenLink Software Inc. の名前やその貢献者の名前を使用することはできません。

このソフトウェアは、著作権保有者および貢献者によって「現状のままで」提供され、商業性および特定の目的に対する適合性に関する黙示的な保証を含むがそれに限らない、いかなる明示的もしくは黙示的な保証も行われません。いかなる場合においても、OPENLINKまたは貢献者は、損害の原因が何であれ、そして法的責任の根拠が何であれ、つまり、契約、厳格責任、不法行為（過失その他を含む）のどれであれ、かかる損害の発生する可能性を事前に知らされていたとしても、このソフトウェアをどのように使用して生じた損害であれ、いかなる直接損害、間接損害、付随的損害、特別損害、懲罰的損害、もしくは結果損害（代替品または代替サービスの調達、使用機会、データもしくは利益の損失、業務の中断を含むがそれに限らない）に対しても責任を負いません。

- bzip2、関連ライブラリの「libbzip2」、およびすべてのマニュアル: Copyright © 1996-2010, Julian R Seward. All rights reserved.

ソースおよびバイナリの形で、そのまま、もしくは変更を加えて再配布および使用することは、次のような条件を満たす限り、許可されます。

再配布するソースコードには、上記の著作権に関する通知、この条件リスト、これに続く放棄声明が記載されていなければなりません。

このソフトウェアの供給源は正しく表記しなければならず、使用者が元のソフトウェアを記述したと主張することはできません。ある製品の中でこのソフトウェアを使用する場合は、その製品のマニュアルに謝辞を記載してもらえるとありがたいですが、必須ではありません。

ソースに変更を加えたバージョンには、その旨を明記しなければならず、元のソフトウェアとは違うものであることを明確にしてください。

事前に書面による許可を得ることなく、このソフトウェアから派生した製品の推奨または宣伝のために作成者の名前を使用することはできません。

このソフトウェアは、作成者によって「現状のままで」提供され、商業性および特定の目的に対する適合性に関する黙示的な保証を含むがそれに限らない、いかなる明示的もしくは黙示的な保証も行われません。いかなる場合においても、作成者は、損害の原因が何であれ、そして法的責任の根拠が何であれ、つまり、契約、厳格責任、不法行為（過失その他を含む）のどれであれ、かかる損害の発生する可

能性を事前に知らされていたとしても、このソフトウェアをどのように使用して生じた損害であれ、いかなる直接損害、間接損害、付随的損害、特別損害、懲罰的損害、もしくは結果損害（代替品または代替サービスの調達、使用機会、データもしくは利益の損失、業務の中断を含むがそれに限らない）に対しても責任を負いません。

- Rソフトウェア: Copyright © 1999-2012, R Foundation for Statistical Computing.
- MATLABソフトウェア: Copyright © 1984-2012, The MathWorks, Inc. 米国特許法および国際特許法によって保護されています。www.mathworks.com/patentsを参照してください。MATLABおよびSimulinkは、The MathWorks, Inc.の登録商標です。他の商標は、www.mathworks.com/trademarksに一覧されています。他の製品名やブランド名は、それぞれの所有者の商標または登録商標である可能性があります。
- libopc: Copyright © 2011, Florian Reuter. All rights reserved.

ソースおよびバイナリの形で、そのまま、もしくは変更を加えて再配布および使用することは、次のような条件を満たす限り、許可されます。

- 再配布するソースコードには、上記の著作権に関する通知、この条件リスト、これに続く放棄声明が記載されていなければなりません。
- バイナリ形式で再配布する場合は、共に提供されるマニュアルなどの資料に上記の著作権に関する通知、この条件リスト、これに続く放棄声明が記載されていなければなりません。
- 事前に書面による許可を得ることなく、このソフトウェアから派生した製品の推奨または宣伝のためにFlorian Reuterの名前やその貢献者の名前を使用することはできません。

このソフトウェアは、著作権保有者および貢献者によって「現状のままで」提供され、商業性および特定の目的に対する適合性に関する黙示的な保証を含むがそれに限らない、いかなる明示的もしくは黙示的な保証も行われません。いかなる場合においても、著作権保有者または貢献者は、損害の原因が何であれ、そして法的責任の根拠が何であれ、つまり、契約、厳格責任、不法行為（過失その他を含む）のどれであれ、かかる損害の発生する可能性を事前に知らされていたとしても、このソフトウェアをどのように使用して生じた損害であれ、いかなる直接損害、間接損害、付随的損害、特別損害、懲罰的損害、もしくは結果損害（代替品または代替サービスの調達、使用機会、データもしくは利益の損失、業務の中断を含むがそれに限らない）に対しても責任を負いません。

- libxml2 - ソースコードに特に記載がある場合を除く（たとえば、使用しているライセンスは類似しているが、著作権の通知が異なるhash.c、list.cファイルやtrioファイル）、すべてのファイル:

Copyright © 1998 - 2003 Daniel Veillard. All Rights Reserved.

これをもって、このソフトウェアのコピーと関連する文書ファイル（「本ソフトウェア」）を入手した人すべてに対し、無料で本ソフトウェアを使用、コピー、変更、マージ、パブリッシュ、配布、サブライセンスする、もしくはコピーを販売する権利を含むがそれに限定せず、本ソフトウェアを制限なく取り扱う権利、および本ソフトウェアの供給相手に対してそうすることを許可する権利が付与されます。ただし、以下の条件を満たさなければなりません。

上記の著作権に関する通知とこの許可に関する通知が、本ソフトウェアのコピーのすべてまたは大部分に記載されていること。

このソフトウェアは、「現状のままで」提供され、商業性および特定の目的に対する適合性、および非侵害の保証を含むがそれに限らない、いかなる明示的もしくは黙示的な保証も行われません。DANIEL VEILLARDは、いかなる場合においても、それが契約、過失、もしくは他の不法行為のどれであれ、本ソフトウェアから、もしくは本ソフトウェアに関連して、または本ソフトウェアの使用もしくは他の取り扱いに関連して生じた申し立て、損害賠償もしくは他の義務に対し、責任を負いません。

この通知に含まれているものを除き、Daniel Veillardから事前により書面による許可を得ることなく、本ソフトウェアの広告、またはその他の手段による本ソフトウェアの販売、使用もしくは他の取り扱いの宣伝にDaniel Veillardの名前を使用することはできません。

- UNIX ファイルに使用された解凍アルゴリズムについて：

Copyright © 1985, 1986, 1992, 1993

カリフォルニア大学評議員。All rights reserved.

このソフトウェアは、評議員および貢献者によって「現状のままで」提供され、商業性および特定の目的に対する適合性に関する黙示的な保証を含むがそれに限らない、いかなる明示的もしくは黙示的な保証も行われません。いかなる場合においても、評議員または貢献者は、損害の原因が何であれ、そして法的責任の根拠が何であれ、つまり、契約、厳格責任、不法行為（過失その他を含む）のどれであれ、かかる損害の発生する可能性を事前に知らされていたとしても、このソフトウェアをどのように使用して生じた損害であれ、いかなる直接損害、間接損害、付随的損害、特別損害、懲罰的損害、もしくは結果損害（代替品または代替サービスの調達、使用機会、データもしくは利益の損失、業務の中断を含むがそれに限らない）に対しても責任を負いません。

1. 再配布するソースコードには、上記の著作権に関する通知、この条件リスト、これに続く放棄声明が記載されていなければなりません。

2. バイナリ形式で再配布する場合は、共に提供されるマニュアルなどの資料に上記の著作権に関する通知、この条件リスト、これに続く放棄声明が記載されていなければなりません。

3. 事前により書面による許可を得ることなく、このソフトウェアから派生した製品の推奨または宣伝のために大学の名前や貢献者の名前を使用することはできません。

- Snowball - Copyright © 2001, Dr Martin Porter, Copyright © 2002, Richard Boulton.

All rights reserved.

ソースおよびバイナリの形で、そのまま、もしくは変更を加えて再配布および使用することは、次のような条件を満たす限り、許可されます。

1. 再配布するソースコードには、上記の著作権に関する通知、この条件リスト、これに続く放棄声明が記載されていなければなりません。

2. バイナリ形式で再配布する場合は、共に提供されるマニュアルなどの資料に上記の著作権に関する通知、この条件リスト、これに続く放棄声明が記載されていなければなりません。

3. 事前に書面による許可を得ることなく、このソフトウェアから派生した製品の推奨または宣伝のために著作権保有者の名前や貢献者の名前を使用することはできません。

このソフトウェアは、著作権保有者および貢献者によって「現状のままで」提供され、商業性および特定の目的に対する適合性に関する黙示的な保証を含むがそれに限らない、いかなる明示的もしくは黙示的な保証も行われません。いかなる場合においても、著作権保有者または貢献者は、損害の原因が何であれ、そして法的責任の根拠が何であれ、つまり、契約、厳格責任、不法行為（過失その他を含む）のどれであれ、かかる損害の発生する可能性を事前に知らされていたとしても、このソフトウェアをどのように使用して生じた損害であれ、いかなる直接損害、間接損害、付随的損害、特別損害、懲罰的損害、もしくは結果損害（代替品または代替サービスの調達、使用機会、データもしくは利益の損失、業務の中断を含むがそれに限らない）に対しても責任を負いません。

目次

実験計画 (DOE)

1 JMPの概要

マニュアルとその他のリソース	21
表記規則	22
JMPのマニュアル	22
JMPドキュメンテーションライブラリ	23
JMPヘルプ	29
JMPを習得するためのその他のリソース	29
チュートリアル	29
サンプルデータテーブル	30
統計用語とJSL用語の習得	30
JMPを使用するためのヒント	30
ツールヒント	30
JMP User Community	31
JMPer Cable	31
JMP関連書籍	31
「JMPスターター」ウィンドウ	31
テクニカルサポート	32

2 実験計画について

「実験計画 (DOE)」プラットフォームの概要	33

3 実験計画を始めよう

簡単な例による基本の説明	37
実験計画の概要と手順	38
コーヒーの濃度に関する実験	39
実験方法と研究目標の設定	39
計画の作成	41
実験の実行	47
データの分析	48
実験計画の手順: 問題の把握、モデルの指定、計画の作成	53
応答と因子の定義	54
モデルの指定	55
計画の作成	56
計画の評価	57
テーブルを作成する	57

実験計画の原則と指針	58
効果の階層性	58
効果の親子関係	58
効果の希薄性	58
中心点、反復実験、検定	59

4 カスタム計画

ニーズに合った計画の作成	61
カスタム計画の概要	62
カスタム計画の例	63
計画の作成	64
データの分析	74
「カスタム計画」ウィンドウ	80
応答	81
因子	83
因子の制約を定義	89
モデル	92
交絡項	94
計画の生成	95
計画	97
計画の評価	97
出力オプション	98
「カスタム計画」のオプション	100
オプションの説明	100
応答のシミュレート	103
X行列の保存	105
開始点の数	107
計画の検索時間	108
検出力計算のデルタを設定	108
技術的詳細	109
特殊なランダム化を行う実験計画	109
変更が困難な共変量	118
一次単位と二次単位の数	118
最適化基準	119
D 効率	123
座標交換アルゴリズム	123

5 カスタム計画の例

自分の目的に合った実験の実施	125
スクリーニング計画	126
主効果のみを推定する計画	126
すべての2因子間交互作用を推定する計画	129
主効果と2因子間交互作用の交絡を回避する計画	132

過飽和スクリーニング計画	135
固定ブロックの計画	143
応答曲面計画	147
応答曲面計画	147
柔軟なブロックを使った応答曲面計画	153
D-最適計画とI-最適計画の比較	156
制約とカテゴリカルな因子を含む応答曲面計画	160
配合実験計画	166
非配合因子を含む配合計画	166
配合物の配合計画	170
共変量を含む実験	174
共変量を固定した計画	175
変更が困難な共変量を持つ計画	178
時間に伴う線形傾向の影響を考慮した計画	182
ランダム化に特殊な制約がある実験	185
分割実験	185
2方分割実験	190

6 拡張計画

.....	199
拡張計画の例	200
拡張計画の分析	202
「拡張計画」起動ウィンドウ	206
「拡張計画」ウィンドウ	207
因子	207
因子の制約を定義	208
拡張選択	211
「拡張計画」プラットフォームのオプション	212
実験を拡張するさまざまな例	215
計画の反復	215
中心点の追加	217
折り重ね計画の作成	218
軸点の追加	219
Space Filling による拡張	220
統計的詳細	221

7 決定的スクリーニング計画

.....	223
決定的スクリーニング計画の概要	224
決定的スクリーニング計画の例	226
決定的スクリーニング計画	226
一部実施要因計画との比較	229
ブロック因子を含む決定的スクリーニング計画	231

決定的スクリーニング計画と Plackett-Burman 計画の比較	235
「決定的スクリーニング計画」ウィンドウ	238
応答	239
因子	241
計画のオプション	243
計画	245
計画の評価	245
出力オプション	246
決定的スクリーニング計画のオプション	247
応答のシミュレート	249
技術的詳細	252
決定的スクリーニング計画の構造	252
実験データの分析	254

8 「決定的スクリーニングのあてはめ」プラットフォーム

決定的スクリーニング実験データの分析	257
「決定的スクリーニングのあてはめ」プラットフォームの概要	258
決定的スクリーニング計画における変数選択	258
決定的スクリーニング計画の効果的モデル選択	258
「決定的スクリーニングのあてはめ」プラットフォームの例	259
モデルのあてはめ	259
結果の考察	260
効果のさらなる削除	261
「決定的スクリーニングのあてはめ」プラットフォームの起動	263
「決定的スクリーニングのあてはめ」レポート	263
ステージ1 - 主効果の推定値	264
ステージ2 - 偶数次効果の推定値	265
組み合わせたモデルのパラメータ推定値	265
主効果プロット	266
予測プロファイル	266
「決定的スクリーニングのあてはめ」プラットフォームのオプション	266
技術的詳細	267
効果的モデル選択の計算	267

9 スクリーニング計画

.....	271
スクリーニング計画の概要	272
基本原則	272
スクリーニング計画の結果の分析	272
スクリーニング計画の例	273
一部実施要因計画と主効果スクリーニング計画の比較	273
主効果スクリーニング計画（標準的な計画が存在しない場合）	280
「スクリーニング計画」ウィンドウ	282

応答	284
因子	285
スクリーニング計画の種類を選択	288
一部実施要因計画の一覧から選択	288
計画の種類	289
交絡の度合いを示すレゾリューション	291
計画の表示と変更	292
主効果スクリーニング計画	294
計画の生成	295
計画	296
計画の評価	296
出力オプション	297
テーブルの作成	298
スクリーニング計画のオプション	299
スクリーニング計画のその他の例	301
一部実施要因計画の生成ルールの変更	301
Plackett-Burman 計画	307

10 「2水準スクリーニングのあてはめ」プラットフォーム

スクリーニング実験データの分析	313
「2水準スクリーニングのあてはめ」プラットフォームの概要	314
「2水準スクリーニングのあてはめ」と「モデルのあてはめ」の例	314
「2水準スクリーニングのあてはめ」プラットフォームの起動	317
スクリーニングのレポート	319
対比	319
半正規プロット	319
「モデルのあてはめ」プラットフォームの使用	320
2水準スクリーニング分析のその他の例	322
Plackett-Burman 計画の分析	322
過飽和実験計画の分析	323
技術的詳細	325
効果の追加順序	325
直交回転としての2水準スクリーニングのあてはめ	325
Lenthの擬似的標準誤差 (PSE)	326
Lenthのt値	326

11 応答曲面計画

.....	329
応答曲面計画の概要	330
応答曲面計画の例	332
Box-Behnken 計画の作成	332
実験データの分析	334
最適な設定の検討	336

「応答曲面計画」ウィンドウ	339
応答	340
因子	342
計画を選択する	343
出力オプションを指定する	345
テーブルの作成	345
応答曲面計画のオプション	347

12 完全実施要因計画

.....	349
完全実施要因計画の概要	350
完全実施要因計画の例	350
計画の作成	350
実験データの分析	352
「完全実施要因計画」ウィンドウ	356
応答	357
因子	358
出力オプションを選択する	360
テーブルの作成	362
完全実施要因計画のオプション	363

13 配合計画

.....	365
配合計画の概要	366
「配合計画」ウィンドウ	366
応答	367
因子	368
三角図の概要	370
配合計画の種類例	370
最適計画	371
単体重心計画	372
単体格子計画	374
端点計画	375
ABCD計画	379
Space Filling計画	380
配合計画のあてはめ	382
モデル全体に対する検定と分散分析レポート	383
応答曲面レポートについて	383
化学配合物の例	384
計画の作成	384
配合モデルの分析	386
予測プロファイル	387
配合プロファイル	388

14 タグチ計画

.....	391
タグチ計画の概要	392
タグチ計画の例	392
「タグチ配列」 ウィンドウ	396
応答	397
因子	397
内側配置と外側配置を選択する	398
コード化された計画の表示	399
計画テーブルの作成	399

15 計画の評価

計画の性質を検討する	401
「計画の評価」 の概要	402
「計画の評価」 の例	402
一部の実験結果を除外したときの影響	403
特定のモデルにおける検出力を評価する	410
「計画の評価」 起動ウィンドウ	412
「計画の評価」 ウィンドウ	412
因子	414
モデル	414
交絡項	415
計画	415
計画の評価	415
検出力分析	416
予測分散プロファイル	422
計画領域率プロット	423
予測分散曲面	424
推定効率	425
交絡行列	427
相関のカラーマップ	429
計画の診断統計量	430
「計画の評価」 のオプション	432

16 計画の比較

計画の同時比較および評価	435
計画の比較の概要	436
計画の比較の例	436
同じ実験数の計画	436
異なる実験数の計画	441
一次単位の数異なる分割実験	445
「計画の比較」 起動ウィンドウ	448
「計画の比較」 ウィンドウ: モデルと交絡項の指定	450

基準の計画	451
因子	451
モデル	451
交絡項	451
「計画の比較」ウィンドウ: 計画の評価	451
検出力分析	452
予測分散プロファイル	456
計画領域率プロット	457
相対推定効率	458
交絡行列の要約	460
相関係数の絶対値	461
計画の診断統計量	463
計画の比較のオプション	465

17 検出力と標本サイズ

	467
「標本サイズと検出力」プラットフォームの起動	468
1 標本平均と 2 標本平均	469
1 標本平均	470
1 標本平均での標本サイズ/検出力アニメーション	473
2 標本平均	474
k 標本平均	476
1 標本標準偏差	477
1 標本標準偏差の例	478
1 標本割合と 2 標本割合	479
実際の有意水準	480
1 標本割合	480
2 標本割合	482
ユニットあたり度数	485
〔ユニットあたり度数〕の例	486
シグマクオリティの水準	487
シグマクオリティの水準の例	487
不適合数の計算例	488
信頼性試験と信頼性実証の計画	489
信頼性試験計画	489
信頼性実証	491

18 選択モデル計画

最適な製品プロファイルを選ぶための計画を作成する	495
選択モデル計画の概要	496
選択モデル計画の用語	496
Bayes 流の D-最適化基準	496
選択モデル計画の例	497

選択モデル計画の分析例	499
パイロット調査のための選択モデル計画の作成	500
パイロット調査の分析	501
事前情報を使った最終選択実験の計画	503
計画を実行し、結果を分析する	504
「選択モデル計画」ウィンドウ	508
属性	508
モデル	509
計画の生成	511
計画	511
テーブルの作成	513
「選択モデル計画」のオプション	513
技術的詳細	514
Bayes 流の D-最適化計画	514
効用中立な計画と局所的な D-最適計画	515

19 MaxDiff 計画

最良と最悪とを選択させる調査の計画	517
「MaxDiff 計画」プラットフォームの概要	518
MaxDiff 計画の例	519
「MaxDiff 計画」起動ウィンドウ	522
MaxDiff ウィンドウ	523
「計画のオプション」アウトライン	523
「計画」アウトライン	523
テーブルの作成	524
MaxDiff 調査のオプション	524

20 被覆配列

構成要素の交互作用に起因する故障の検出	527
被覆配列の概要	528
因子水準の制約がない被覆配列の例	529
計画の作成	530
実験データの分析	532
制約がある被覆配列の例	534
計画の作成	534
実験データの分析	539
「被覆配列」ウィンドウ	540
因子	541
因子の制約を定義	542
計画	545
指標	547
出力オプション	548
「被覆配列」データテーブル	548

「被覆配列」のオプション	549
技術的詳細	550
最適化アルゴリズム	550
指標の計算式	551

21 Space-Filling 計画

.....	553
Space Filling 計画の概要	554
「Space Filling 計画」ウィンドウ	555
応答	555
因子	557
因子の制約を定義	559
Space Filling 計画の手法	562
計画	562
計画の診断統計量	562
計画テーブル	563
Space Filling 計画のオプション	563
球の詰め込み法	565
球の詰め込みによる計画の作成	565
球の詰め込み計画のグラフの作成	566
ラテン超方格法	567
ラテン超方格法による計画の作成	568
ラテン超方格法のグラフの作成	569
一様計画	571
球の詰め込み計画、ラテン超方格計画、一様計画の比較	573
最小ポテンシャル計画	574
最大エントロピー計画	576
Gauss 過程 IMSE 最適計画	578
高速柔軟充填計画	579
FFF 最適化基準	579
平均クラスターサイズの設定	580
制約	581
制約を指定した高速柔軟充填計画の作成と表示	581
球の詰め込み計画の例	583
試験孔データで球の詰め込み計画を作成する	584
決定論的データの分析ガイドライン	585

22 加速寿命試験計画

加速寿命試験の実験計画	589
加速寿命試験計画の概要	590
加速寿命試験計画の例	591
事前推定値の取得	591
基本的な指定の入力	593

事前情報とその他の指定の入力	593
計画の作成	596
加速寿命試験を拡張する例	597
「加速寿命試験計画」 ウィンドウ	601
計画の指定	603
加速因子の指定	603
計画に関する詳細の指定	604
釣り合い型計画の診断と設定の更新	605
最適計画の作成と評価	606
計画の更新とデータテーブルの作成	608
プラットフォームオプション	608
統計の詳細	609

23 非線形計画

.....	611
非線形計画の概要	612
非線形計画の例	613
事前データなしで非線形計画を作成する	613
事前データを使って計画を拡張する	617
二項分布に従う応答の計画を作成する	621
「非線形計画」 起動ウィンドウ	627
「非線形計画」 ウィンドウ	628
因子	629
パラメータ	629
計画の生成	630
計画	630
テーブルを作成または拡張する	630
非線形計画のオプション	630
統計の詳細	631
非線形モデル	631
最適化基準の動径 - 球法	632
最適計画を見つける	632

A 列プロパティ

実験計画で割り当てられる列プロパティの理解	635
列プロパティの追加と表示	636
応答変数の限界	637
「応答変数の限界」の例	638
応答変数の限界の編集	642
因子の役割	645
因子の役割の例	645
コード変換	647
最小値と最大値	648

「コード変換」列プロパティと多項式の中心化	649
コード変換の例	649
コード変換の割り当て	652
配合	655
配合の例	657
因子の変更	660
「因子の変更」の例	662
値の順序	663
「値の順序」の例	664
「値の順序」の割り当て	666
値ラベル	667
「値のラベル」の例	667
ブロックあたり実験回数	670
「ブロックあたり実験回数」の例	670
制約状態	671
「制約状態」の例	672

B 技術的詳細

.....	675
交絡行列	676
変更が「困難」または「非常に困難」な因子を含む計画	676
推定が「可能な場合のみ」の効果を含む計画	677
検出力の計算	677
単一パラメータに対する検出力	677
カテゴリカルな効果に対する検出力	678
相対的な予測分散	680

C 参考文献

索引

実験計画 (DOE)	687

第 1 章

JMP の概要 マニュアルとその他のリソース

この章には以下の情報が記載されています。

- 本書の表記法
- JMP のマニュアル
- JMP ヘルプ
- その他のリソース
 - その他の JMP のドキュメンテーション
 - チュートリアル
 - 索引
 - Web リソース
 - テクニカルサポートのオプション

表記規則

マニュアルの内容と画面に表示される情報を対応付けるために、次のような表記規則を使っています。

- サンプルデータ名、列名、パス名、ファイル名、ファイル拡張子、およびフォルダ名は「」で囲んで表記しています。
- スクリプトのコードはLucida Sans Typewriterフォントで表記しています。
- スクリプトコードの結果（ログに表示されるもの）は*Lucida Sans Typewriter*（斜体）フォントで表記し、先に示すコードよりインデントされています。
- クリックまたは選択する項目は ☐ で囲んで太字で表記しています。これには以下の項目があります。
 - ボタン
 - チェックボックス
 - コマンド
 - 選択可能なリスト項目
 - メニュー
 - オプション
 - タブ名
 - テキストボックス
- 次の項目の表記規則は下記のとおりです。
 - 重要な単語や句、JMPに固有の定義を持つ単語や句は太字または「」で囲んで表記
 - マニュアルのタイトルは『』で囲んで表記
 - 変数名は斜体で表記
 - スクリプトの出力は斜体で表記
- JMP Pro のみの機能にはJMP Proアイコンがついています。JMP Proの機能の概要についてはhttps://www.jmp.com/ja_jp/software/predictive-analytics-software.htmlをご覧ください。

メモ: 特別な情報および制限事項には、この文のように「メモ」という見出しがついています。

ヒント: 役に立つ情報には「ヒント」という見出しがついています。

JMPのマニュアル

JMP では、PDF 形式のマニュアルが用意されています。

- PDF 版は [ヘルプ] > [ドキュメンテーション] メニューまたはJMP オンラインヘルプのフッタから開くことができます。

- 検索しやすいようにすべてのドキュメンテーションが1つのPDFファイルにまとめられた『JMPドキュメンテーションライブラリ』と呼ばれるファイルがあります。『JMPドキュメンテーションライブラリ』のPDFファイルは [ヘルプ] > [ドキュメンテーション] メニューから開くことができます。

JMP ドキュメンテーションライブラリ

以下の表は、JMP ライブラリに含まれている各ドキュメンテーションの目的および内容をまとめたものです。

マニュアル	目的	内容
『はじめてのJMP』	JMPをあまりご存知ない方を対象とした入門ガイド	JMPの紹介と、データを作成および分析し始めるための情報
『JMPの使用法』	JMPのデータテーブルと、基本操作を理解する	一般的なJMPの概念と、データの読み込み、列プロパティの変更、データの並べ替え、SASへの接続など、JMP全体にわたる機能の説明
『基本的な統計分析』	このマニュアルを見ながら、基本的な分析を行う	[分析] メニューからアクセスできる以下のプラットフォームの説明： • 一変量の分布 • 二変量の関係 • 表の作成 • テキストエクスプローラ [分析] > [二変量の関係] で二変量、一元配置分散分析、分割表に対する分析を実行する方法の説明。ブートストラップを使用した標本分布の近似方法やシミュレーションの機能を使用したパラメトリックな標本再抽出の実行方法の説明も含まれています。

マニュアル	目的	内容
『グラフ機能』	データに合った理想的なグラフを見つける	[グラフ] メニューからアクセスできる以下のプラットフォームの説明： • グラフビルダー • 重ね合わせプロット • 三次元散布図 • 等高線図 • バブルプロット • パラレルプロット • セルプロット • ツリーマップ • 散布図行列 • 三角図 • チャート このマニュアルには背景マップやカスタムマップの作成方法も記載されています。
『プロファイル機能』	対話式のプロファイルツールの使い方を学ぶ。任意の応答曲面の断面を表示できるようになります。	[グラフ] メニューに表示されるすべてのプロファイルについて。誤差因子の分析が、ランダム入力を使用したシミュレーションの実行とともに含まれています。
『実験計画(DOE)』	実験の計画方法と適切な標本サイズの決定方法を学ぶ	[実験計画(DOE)] メニューと [分析] > [発展的なモデル] メニューの「発展的な実験計画モデル」に関するすべてのトピックについて。

マニュアル	目的	内容
『基本的な回帰モデル』	「モデルのあてはめ」プラットフォームとその多くの手法について学ぶ	[分析] メニューの「モデルのあてはめ」プラットフォームで利用できる、以下の手法の説明： - 標準最小2乗 - ステップワイズ - 一般化回帰 - 混合モデル - MANOVA - 対数線形-分散 - 名義ロジスティック - 順序ロジスティック - 一般化線形モデル

マニュアル	目的	内容
『予測モデルおよび発展的なモデル』	さらなるモデリング手法について学ぶ	[分析] > [予測モデル] メニューで使用できる以下のプラットフォームの説明： - モデル化ユーティリティ - ニューラル - パーティション - ブートストラップ森 - ブースティングツリー - K近傍法 - 単純Bayes - モデルの比較 - 計算式デポ [分析] > [発展的なモデル] メニューで使用できる以下のプラットフォームの説明： - 曲線のあてはめ - 非線形回帰 - Gauss過程 - 時系列分析 - 対応のあるペア [分析] > [スクリーニング] メニューで使用できる以下のプラットフォームの説明： - 応答のスクリーニング - 工程のスクリーニング - 説明変数のスクリーニング - アソシエーション分析 [分析] > [発展的なモデル] > [発展的な実験計画モデル] で使用できるプラットフォームについては、『実験計画(DOE)』に説明があります。

マニュアル	目的	内容
『多変量分析』	複数の変数を同時に分析するための手法について理解を深める	[分析] > [多変量] メニューで利用できる以下のプラットフォームの説明： • 多変量の相関 • 主成分分析 • 判別分析 • PLS [分析] > [クラスター分析] メニューで利用できる以下のプラットフォームの説明： • 階層型クラスター分析 • K Means クラスター分析 • 正規混合 • 潜在クラス分析 • 変数のクラスタリング
『品質と工程』	工程を評価し、向上させるためのツールについて理解を深める	[分析] > [品質と工程] メニューで利用できる以下のプラットフォームの説明： • 管理図ビルダーと個々の管理図 • 測定システム分析 • 計量値/計数値ゲージチャート • 工程能力 • パレート図 • 特性要因図

マニュアル	目的	内容
『信頼性/生存時間分析』	製品やシステムにおける信頼性を評価し、向上させる方法、および人や製品の生存時間データを分析する方法について学ぶ	[分析] > [信頼性/生存時間分析] メニューで利用できる以下のプラットフォームの説明： • 寿命の一変量 • 寿命の二変量 • 累積損傷 • 再生モデルによる分析 • 劣化分析と破壊劣化 • 信頼性予測 • 信頼性成長 • 信頼性ブロック図 • 修理可能システムのシミュレーション • 生存時間分析 • 生存時間(パラメトリック)のあてはめ • 比例ハザードのあてはめ
『消費者調査』	消費者選好を調査し、その洞察を使用してより良い製品やサービスを作成するための方法を学ぶ	[分析] > [消費者調査] メニューで利用できる以下のプラットフォームの説明： • カテゴリカル • 多重対応分析 • 多次元尺度構成 • 因子分析 • 選択モデル • MaxDiff • アップリフト • 項目分析
『スクリプトガイド』	パワフルなJMPスクリプト言語(JSL)の活用方法について学ぶ	スクリプトの作成やデバッグ、データテーブルの操作、ディスプレイボックスの構築、JMPアプリケーションの作成など。
『スクリプト構文リファレンス』	JSL 関数、その引数、およびオブジェクトやディスプレイボックスに送信するメッセージについて理解を深める	JSL コマンドの構文、例、および注意書き。

メモ: [ドキュメンテーション] メニューでは、印刷可能な2つのリファレンスカードも用意されています。『メニューカード』はJMPのメニューをまとめた表で、『クイックリファレンス』はJMPのショートカットキーをまとめた表です。

JMP ヘルプ

JMP ヘルプは、一連のマニュアルの簡易版です。JMP のヘルプは、次のいくつかの方法で開くことができます。

- Windows では、F1 キーを押すとヘルプシステムウィンドウが開きます。
- データテーブルまたはレポートウィンドウの特定の部分のヘルプを表示します。[ツール] メニューからヘルプツール  を選択した後、データテーブルやレポートウィンドウの任意の位置でクリックすると、その部分に関するヘルプが表示されます。
- JMP ウィンドウ内で [ヘルプ] ボタンをクリックします。
- Windows の場合、[ヘルプ] メニューの [ヘルプの目次]、[ヘルプの検索]、[ヘルプの索引] の各オプションを使用して、JMP ヘルプ内を検索し、目的の内容を表示します。Mac の場合、[ヘルプ] > [JMP ヘルプ] を選択します。

JMPを習得するためのその他のリソース

JMP のマニュアルと JMP ヘルプの他、次のリソースも JMP の学習に役立ちます。

- チュートリアル ([「チュートリアル」](#) (29 ページ) を参照)
- サンプルデータ ([「サンプルデータテーブル」](#) (30 ページ) を参照)
- 索引 ([「統計用語と JSL 用語の習得」](#) (30 ページ) を参照)
- 使い方ヒント ([「JMP を使用するためのヒント」](#) (30 ページ) を参照)
- Web リソース ([「JMP User Community」](#) (31 ページ) を参照)
- 専門誌『JMPer Cable』([「JMPer Cable」](#) (31 ページ) を参照)
- JMP に関する書籍 ([「JMP 関連書籍」](#) (31 ページ) を参照)
- JMP スターター ([「JMP スターター」 ウィンドウ](#) (31 ページ) を参照)
- 教育用リソース ([「サンプルデータテーブル」](#) (30 ページ) を参照)

チュートリアル

[ヘルプ] > [チュートリアル] を選択して、JMP のチュートリアルを表示できます。[チュートリアル] メニューの最初の項目は [チュートリアルディレクトリ] です。この項目を選択すると、すべてのチュートリアルをカテゴリ別に整理した新しいウィンドウが開きます。

JMP に慣れていない方は、まず [初心者用チュートリアル] を試してみてください。JMP のインターフェースおよび基本的な使用方法を学ぶことができます。

他のチュートリアルでは、実験の計画、標本平均と定数の比較など、JMPの具体的な活用法を学習できます。

サンプルデータテーブル

JMPのマニュアルで取り上げる例は、すべてサンプルデータを使用しています。サンプルデータディレクトリを開くには、[ヘルプ] > [サンプルデータライブラリ] を選択します。

サンプルデータテーブルを文字コード順に並べた一覧を表示する、またはカテゴリごとにサンプルデータを表示するには、[ヘルプ] > [サンプルデータ] を選択します。

サンプルデータテーブルは次のディレクトリにインストールされています。

Windows の場合: C:\Program Files\SAS\JMP\13\Samples\Data

Macintosh の場合: \Library\Application Support\JMP\13\Samples\Data

JMP Pro では、サンプルデータが (JMP ではなく) JMPPRO ディレクトリにインストールされています。シングルユーザーライセンス版の JMP (JMP シュリンクラップ) では、サンプルデータが JMPSW ディレクトリにインストールされています。

サンプルデータの使用例を参照するには、[ヘルプ] > [サンプルデータ] を選択し、教育用セクションから検索してください。教育用リソースについては、<http://jmp.com/tools> にも情報があります。

統計用語と JSL 用語の習得

[ヘルプ] メニューには、次の索引が用意されています。

統計の索引 統計用語が説明されています。

スクリプトの索引 JSL 関数、オブジェクト、ディスプレイボックスに関する情報を検索できます。スクリプトの索引からサンプルスクリプトを編集して実行することもできます。

JMPを使用するためのヒント

JMP を最初に起動すると、「使い方ヒント」ウィンドウが表示されます。このウィンドウには、JMP を使う上でのヒントが表示されます。

「使い方ヒント」ウィンドウを表示しないようにするには、[起動時にヒントを表示する] のチェックを外します。再表示するには、[ヘルプ] > [使い方ヒント] を選択します。または、「環境設定」ウィンドウで非表示に設定することもできます。詳細については、『JMPの使用法』を参照してください。

ツールヒント

次のような項目の上にカーソルを置くと、その項目を説明するツールヒントが表示されます。

- メニューまたはツールバーのオプション
- グラフ内のラベル

- レポートウィンドウ内の結果（テキスト）（カーソルで円を描くと表示される）
- 「ホームウィンドウ」内のファイル名またはウィンドウ名
- スクリプトエディタ内のコード

ヒント: Windows では、JMP 環境設定でツールヒントを表示しないよう設定できます。[ファイル] > [環境設定] > [一般] を選択し、[メニューのヒントを表示] の選択を解除します。このオプションは、Macintosh では使用できません。

JMP User Community

JMP User Community では、さまざまな方法で JMP をさらに習得したり、他の SAS ユーザとのコミュニケーションを図ったりできます。ラーニングライブラリには 1 ページガイド、チュートリアル、デモなどが用意されており、JMP を使い始める上でとても便利です。また、JMP のさまざまなトレーニングコースに登録して、自己教育を進めることも可能です。

その他のリソースとして、ディスカッションフォーラム、サンプルデータやスクリプトファイルの交換、Webcast セミナー、ソーシャルネットワークグループなども利用できます。

Web サイトの JMP リソースにアクセスするには、[ヘルプ] > [JMP User Community] を選択するか、<https://community.jmp.com/> をご覧ください。

JMPer Cable

JMPer Cable は、JMP ユーザを対象とした年刊の専門誌です。JMPer Cable は次の JMP Web サイトで閲覧可能です。

<http://www.jmp.com/about/newsletters/jmpercable/>（英語）

JMP 関連書籍

JMP 関連書籍は、次の JMP Web ページで紹介されています。

https://www.jmp.com/ja_jp/academic/books-for-jmp-users.html

「JMP スターター」ウィンドウ

JMP またはデータ分析にあまり慣れていないユーザは、「JMP スターター」ウィンドウから開始するとよいでしょう。カテゴリ分けされた項目には説明がついており、ボタンをクリックするだけで該当の機能を起動できます。「JMP スターター」ウィンドウには、[分析]、[グラフ]、[テーブル]、および [ファイル] メニュー内の多くのオプションがあります。また、JMP Pro の機能やプラットフォームのリストも含まれています。

- 「JMP スターター」ウィンドウを開くには、[表示] (Macintosh では [ウィンドウ]) > [JMP スターター] を選択します。

- WindowsでJMPの起動時に自動的に「JMPスターター」を表示するには、[ファイル] > [環境設定] > [一般] を選び、「開始時のJMPウィンドウ」リストから [JMPスターター] を選択します。Macintoshでは、[JMP] > [環境設定] > [起動時にJMPスターターウィンドウを表示する] を選択します。

テクニカルサポート

JMPのテクニカルサポートは、JMPのエンジニアが担当し、その多くは、統計学などの技術的な分野の知識を有しています。

<http://www.jmp.com/japan/support> には、テクニカルサポートへの連絡方法などが記載されています。

第2章

実験計画について

「実験計画(DOE)」プラットフォームの概要

「実験計画(DOE)」メニューにある各プラットフォームは、実験計画(DOE; Design of Experiments)に関するものです。ほとんどのプラットフォームは、様々な実験計画を作成するためのものです。いくつかのプラットフォームは、実験計画の作業を助けます。この章では、「実験計画(DOE)」の各プラットフォームを簡単に紹介します。

実験計画を作成するプラットフォーム

カスタム計画 さまざまな種類の計画を作成します。カスタム計画は、古典的な実験計画よりも、実験コストを抑えることができ、かつ、柔軟性が高いです。

カスタム計画では、さまざまな種類の因子、因子に対する制約、および、許可しない組み合わせを指定できます。また、どの効果を必ず推定するか、どの効果を必要に応じて推定するかを指定できます。そして、状況や予算に応じて、実験回数を自由に指定できます。その他にも、「変更が困難な因子」や「変更が非常に困難な因子」を指定することにより、分割法などの計画も作成できます。

「カスタム計画」プラットフォームでは、次のような特殊な種類の計画を作成できます。

- スクリーニング計画
- 応答曲面計画
- 配合計画
- 乱塊法
- 分割法
- 2段分割法
- 2方分割法

スクリーニング計画、応答曲面計画、配合計画は、他のプラットフォームでも作成できますが、「カスタム計画」プラットフォームには、他のプラットフォームにない柔軟性があります。分割実験を作成できるのは、「カスタム計画」プラットフォームのみです。

決定的スクリーニング計画 連続尺度および2水準の因子に対するスクリーニング計画を作成します。曲面性が存在する場合や、因子間に交互作用がある場合、決定的スクリーニング計画が役立ちます。決定的スクリーニング計画は、2次までの効果において完全交絡がなく、強い曲面性をもつ効果を検出できます。

決定的スクリーニング計画は実験回数が少なく済みます。実験回数は、因子数のほぼ2倍です。連続尺度の因子は、3水準に設定されます。また、決定的スクリーニング計画は、ブロックをもつ実験も作成できます。この時、ブロックの数には任意の数を指定できます。

決定的スクリーニングのあてはめ 決定的スクリーニング計画に特化した統計手法により、決定的スクリーニング計画のデータを分析します。この手法は、「**決定的スクリーニング計画の効果的モデル選択**」(Effective Model Selection for DSDs)と呼ばれています。この手法は、決定的スクリーニング計画がもつ特殊な構造をうまく利用して、分析を行います。

スクリーニング計画 連続尺度の因子、および、任意の水準数をもつ離散数値とカテゴリカル因子に対して、スクリーニング計画を作成します。標準的な従来のスクリーニング計画が存在する場合、次の2つのオプションがあります。

- 従来のスクリーニング計画の一覧から選択します。このオプションでは、2水準の連続尺度の因子、2水準または3水準のカテゴリカル因子、2水準または3水準の離散数値の因子をもつ計画を作成できます。
- 主効果に対する直交計画や殆直交計画を生成します。**殆直交計画**を作成する機能では、2水準である連続尺度の因子、および、任意の水準数をもつカテゴリカル因子と離散数値の因子を扱えます。主効果に対する直交計画や殆直交計画は、交互作用が無視できるほど小さい状況において、主効果を効率よく推定するためのスクリーニング計画となっています。

スクリーニング計画を行いたいのに、標準的な従来のスクリーニング計画には、自分の状況に適したものがない場合があります。そのような場合でも、殆直交計画は作成できます。

応答曲面計画 連続変数の2次式を推定する計画を作成します。応答曲面計画では、2乗の効果を推定するために、各因子は3水準とされます。このプラットフォームでは、最大8因子の応答曲面計画を作成できます。

中心複合計画やBox-Behnken計画を、リストから選択できます。場合によっては、直交しているブロック因子の中心複合計画も選択できます。中心複合計画には、さまざまな調整を行えます。

完全実施要因計画 任意の水準数を持つ、連続変数やカテゴリカル因子で完全実施要因計画を作成します。因子数も任意です。完全実施要因計画は、各因子における水準のすべての組み合わせになっています。完全実施要因計画は大規模になる傾向があります。実験回数は、各因子の水準数を掛け合わせたものです。

配合計画 配合物の成分を因子とした計画を作成します。配合実験では、1つの成分の割合を変更すると、全体の合計を維持するために残りの成分の割合も変更しなければなりません。JMPでは、従来型のアプローチを含め、最適計画、単体重心計画、単体格子計画、端点計画、ABCD計画、Space Filling計画が作成できます。最適計画、端点計画、Space Filling計画では、線形不等式の制約を因子に課すことにより、計画の領域を制限できます。

JMP PRO 被覆配列 ソフトウェアやネットワークなどのシステムを検証するための組み合わせを作成します。強度 t の被覆配列では、 t 個の因子における水準のすべての組み合わせが、少なくとも1回は実験に出現します。被覆配列では、任意の水準数を持つ任意の個数のカテゴリカルな因子を指定できます。また、許可しない組み合わせも指定できます。

選択モデル計画 異なる属性をもつ製品の候補を比較するための計画を作成します。選択モデル計画では、製品の属性を因子とします。異なる属性をもつ製品を、1回につき2個～4個用意して回答者に提示します。実験では、それらのなかから回答者に好きな製品を選んでもらいます。製品の属性について事前情報がある場合は、それを計画に反映させることができます。

MaxDiff 計画 MaxDiff 調査のための選択肢集合を含む計画を作成します。MaxDiff 調査では、回答者は、小規模の選択肢集合の中から、最も好ましいものと最も好ましくないものだけを回答します。回答者は好みに応じてオプションを順位付けすることになるので、最高だけを選ぶ実験よりも、順位付けに関する有用な情報がデータに含まれます。

Space Filling 計画 Space Filling 計画（空間充填計画）は、調査対象であるシステムが決定論的である（または、ほぼ決定論的な）場合に用います。一般的には、決定論的で、かつ、とても複雑なコンピュータシミュレーションの結果から、単純な近似モデルを作成するときに使用されています。

決定論的なシステムには、ばらつきがありません。そのような場合における分析の目標は、近似的なモデルと真のモデルとの差（バイアス）を最小にすることです。Space Filling 計画は、計画点をお互いからできるだけ遠ざけたり、計画領域全体に均等に分散させたりすることで、この目標を達成できるようにします。

JMP では、7 種類の Space Filling 計画が用意されています。このうち、高速柔軟充填計画では、任意の水準数を持つカテゴリカルな因子や、線形制約も指定できます。

加速寿命試験計画 加速寿命試験（故障時間を早めるために過酷な条件下に製品をさらす試験）を作成・拡張できます。試験結果をもとに、通常の運用条件下での製品の信頼性を予測できます。

寿命の分布として、対数正規分布または Weibull 分布のいずれかを仮定できます。1 ～ 2 つの加速因子を指定できます。加速因子が 2 つの場合は、交互作用を含めることもできます。加速寿命モデルのパラメータに対し、事前分布を指定することができます。D-最適計画と 2 種類の I-最適計画が作成できます。

非線形計画 パラメータに関して非線形なモデルをあてはめるための計画を作成・拡張します。既存のデータがあるならば、そこから計算された推定値から、計画を作成すると良いでしょう。既存のデータがない場合には、何らかの事前の知識をもとに計画を作成します。

タグチ配列 SN 比分析に使用する計画を作成します。この計画は、内側配置と外側配置との直積から構成される配列です。制御因子の設定が内側配列、誤差因子の設定が外側配列を形成します。SN 比分析では、平均と SN 比を応答として分析が行われます。

なお、この「タグチ配列」ではなく、カスタム計画によって、制御因子、誤差因子、制御因子と誤差因子の交互作用を含む計画を作成することも考えられます。そのような計画は、**組み合わせ配列**（combined arrays）と呼ばれており、一般的に、タグチ配列よりも実験回数が少なくすみ、効率が良いです。

実験計画の作業を助けるプラットフォーム

計画の評価 既存の実験計画を診断します。「計画の評価」プラットフォームは、さまざまな方法で計画の長所と短所を評価します。JMP で作成した計画に限らず、どんなデータテーブルでも評価できます。

次のような診断統計量が求められます。

- 検出力分析
- 予測分散プロット
- パラメータの推定効率
- モデル効果のバイアス構造を示す交絡行列

- 効果間の絶対相関を示すカラーマップ
- 計画効率の値

計画の比較 2つまたは3つの計画を比較し、各計画の効率性を評価します。複数の計画を比較したときの相対的な効率性に関する診断統計量と、1つ1つの計画の絶対的な効率性を示す診断統計量が計算されます。

拡張計画 実験を追加した後の計画が最適になるように、既存の計画に実験を追加します。逐次的に実験を追加していくときに、「拡張計画」が役立ちます。計画を反復したり、中心点を追加したり、計画を折り重ねたり、軸点を追加したり、**Space Filling**（空間充填）の枠組みで点を追加したり、などの方法で、実験を追加できます。元の実験と追加した実験をブロックに分けることもできます。元のモデルに存在していない効果を新たにモデルに加えて、それらの効果を推定できるように実験を追加することもできます。

検出力/標本サイズ さまざまな検定に対して、検出力や標本サイズを計算します。用意されている検定は、1つまたは複数の標本平均、1つの標準偏差、1つまたは2つの割合、ユニットあたり度数（Poisson分布の平均）、シグマクオリティの水準です。これらの計算では、3つの数値のうち2つを入力すると、残りの1つの数値が計算されます。3つの数値とは、検出したい差、標本サイズ、検出力です。また、数値を1つだけ指定すると、他の2つの数値の関係を示すプロットが描かれます。

また、信頼性試験計画の標本サイズも計算できます。信頼性試験計画は、故障確率を推定するための試験です。このほかにも、信頼性実証の標本サイズも計算できます。信頼性実証は、製品が特定の標準を満たすことを実証するのが目標です。

第3章

実験計画を始めよう 簡単な例による基本の説明

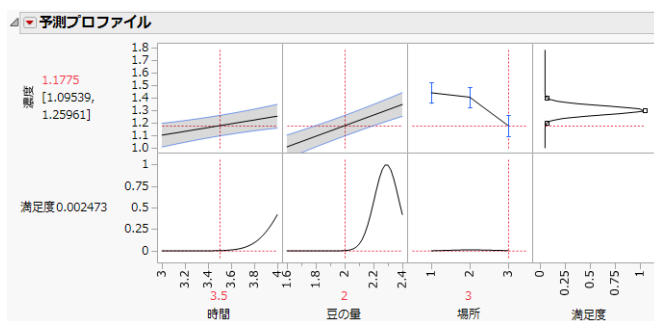
因子と応答の関係をモデル化・探索するために、統制された環境での実験を構成する作業を、「実験計画 (DOE; Design Of Experiments)」と呼びます。JMPに用意されている各種ツールによって、実験者の状況に応じた、効率的な実験計画を作成できます。具体的には、次のような計画が作成できます。

- 「カスタム計画」プラットフォームでは、実験者の状況に合わせて計画をカスタマイズできます。いろいろな種類の因子や、変更が困難な因子（分割実験の場合）を任意の数だけ指定できます。また、実験回数も、実験者が決めることができます。
- 「決定的スクリーニング計画」プラットフォームは、新しく提案された革新的な決定的スクリーニング計画を作成するためのプラットフォームで、主効果が他の主効果や2次交互作用と交絡しないスクリーニング計画を作成します。決定的スクリーニング計画では、2乗項の推定もできます。
- 「スクリーニング計画」、「応答曲面計画」、「完全実施要因計画」、「配合計画」、「タグチ配列」の各プラットフォームでは、従来の実験計画を作成します。
- 「被覆配列」、「選択モデル計画」、「Space Filling計画」、「加速寿命試験計画」、「非線形計画」の各プラットフォームでは、それぞれに特化した計画を作成します。

「計画の評価」と「拡張計画」の各プラットフォームでは、既存の計画を評価したり、拡張したりできます。「標本サイズ/検出力」プラットフォームは、特定の状況での標本サイズと検出力を計算します。

この章では、JMPにおける実験計画の基本を、例を用いて説明します。実験計画の枠組みや原則、および、基本的な手順について説明します。

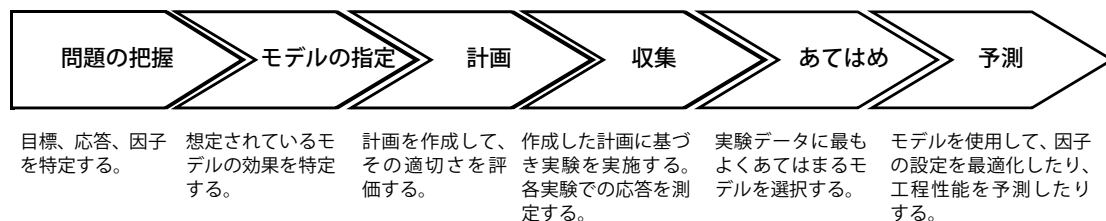
図3.1 プロファイルプロットの例



実験計画の概要と手順

計画・実験・分析は、6つのステップで構成されます。全ステップにおいて、エンジニアリングや工程に関する深い知識が必要です。

図3.2 実験計画のフレームワーク



最初の3ステップは「実験計画(DOE)」プラットフォームで行います。そして、作成された計画に基づき、実験室や現場にて実験を行います。3つのステップの詳細は、「[実験計画の手順: 問題の把握、モデルの指定、計画の作成](#)」(53ページ)を参照してください。

問題の把握 実験の目標を決定します。応答と因子を特定します。

実験を行う目的には、重要な因子を特定すること、最適な因子設定を特定すること、予測モデルを作成すること、などがあるでしょう。

モデルの指定 問題とする物理現象を適切に表すであろうモデルを仮定します。

ここで**仮定する**モデルは、推定したい効果をすべて含んでいるのが望ましく、分析を行うときの出発点となります。一部のプラットフォームでは、仮定するモデルを計画の段階で明示的に指定できます。その他のプラットフォームでは、ユーザが行う選択に基づいて、特定のモデルが暗黙的に仮定されます。たとえば、「スクリーニング計画」プラットフォームでは、レゾリューションを選択します。選択されたレゾリューションによって、モデルに含まれる効果の交絡が決まります。効果が交絡していると、それらの効果が影響しているのかどうかを調べるができなくなります。

計画 仮定したモデルに従って計画を作成します。計画の長所と短所を把握するために、また、指定したモデルと目標に関する必要な情報が得られるかどうかを判断するために、計画を評価します。

「実験計画(DOE)」プラットフォームの「計画の評価」や「計画の診断統計量」アウトラインによって、計画の特徴を把握できます。

その次のステップでは、制御された状況下で実験を行い、データを収集します。

収集 各実験を実施し、応答の値を記録します。

実験の実施後、データテーブルに保存されたスクリプトを使い、「モデルのあてはめ」や「スクリーニング計画」などのプラットフォームでモデルをあてはめることができます。これらのモデルに基づいて、重要な効果を探し出したり、最適な因子設定を見つけたりします。

あてはめ 仮定したモデルを実験データにあてはめます。

JMPのモデル化プラットフォームを使って、モデルをあてはめ、改良します。モデルに曖昧な点がある場合は、計画を拡張し、追加の実験を実施します。

予測 改良したモデルを使って、実験の目標を追求します。

重要な効果を特定したり、応答を最適化する因子の水準を見つけたり、予測モデルを作成したりします。

工程や現象に関する知識を得るには、一般的に、実験を段階的に実施します。まず、スクリーニング計画によって、重要と考えられる因子を絞り込みます。次に、交互作用と2次効果を調べる計画を作成し、絞り込んだ因子を検討します。影響を及ぼすかどうか曖昧な因子がある場合は、それを解決するために追加で実験を行います。この節で紹介したステップは一巡だけになっていますが、これらのステップを何回も繰り返して実験することが必要になる場合もあります。

「[コーヒーの濃度に関する実験](#)」(39ページ)の例は、実験計画の手順を具体的に説明しています。また、データテーブルのスク립トによって実験データを分析する方法も示しています。また、本書『実験計画(DOE)』で紹介している多数の例のおいても、実験を計画する手順と、その実験で得られたデータの分析方法を解説しています。

コーヒーの濃度に関する実験

この例では、次の手順を説明します。

- 「[実験方法と研究目標の設定](#)」(39ページ)
- 「[計画の作成](#)」(41ページ)
- 「[実験の実行](#)」(47ページ)
- 「[データの分析](#)」(48ページ)

実験方法と研究目標の設定

ある中規模のコーヒー豆焙煎所が、別々の方法でドリップした12杯のコーヒーについて、それらの濃度の違いを調べようとしています。この実験の目標は、コーヒーの濃度に影響している因子を探し出し、それらの因子の最適な設定を探し出すことです。

応答

応答は、コーヒーの「**濃度**」です。この濃度は、屈折計を用いて測定された総溶解固形分(TDS; Total Dissolved Solids)です。コーヒーは、カップ用フィルターでドリップし、ドリップから5分後に測定を行います。

既存の研究から、濃度が1.3のコーヒーが最適であることがわかっていますが、1.2～1.4なら許容範囲です。

因子

既存の研究において、「挽き」、「温度」、「時間」、「豆の量」という4つの因子が特定されています。コーヒーは、3カ所の作業場所でドリップします。場所のばらつきを考慮に入れるため、「場所」をブロック因子として調査に加えました。以下は、因子についての説明です。

- 「挽き」は挽きの粗さで、水準は「Medium」（中）と「Coarse」（粗い）の2つです。
- 「温度」はコーヒー粉に注ぐ直前のお湯の温度（華氏）で、華氏195度と205度に設定します。
- 「時間」はドリップの時間（分）で、設定値は3分または4分です。
- 「豆の量」は円錐型のフィルターに入れるコーヒー粉の量で、水1オンスあたりの量（グラム）です。設定値は1.6と2.4です。
- 「場所」は、コーヒーをドリップする場所で、1、2、3とラベリングされています。

表3.1は、因子とその設定をまとめたものです。これらの因子と水準は、「Design Experiment」フォルダ内の「Coffee Factors.jmp」サンプルデータに保存されています。

表3.1 コーヒーの実験の因子と設定の範囲

因子	役割	設定の範囲
挽き	カテゴリカル	Medium（中）、Coarse（粗い）
温度	連続変数	195 - 205
時間	連続変数	3 - 4
豆の量	連続変数	1.6 - 2.4
場所	ブロック	2, 3, 1

次の点を確認してください。

- 「挽き」は、2水準のカテゴリカル因子です。
- 「温度」、「時間」、「豆の量」は連続尺度の因子です。
- 「場所」は、3水準のブロック因子です。

実験を1回行うごとに、すべての因子の設定はリセットされます。この実験には、変更が困難な因子はありません。

実験で使用する器具を図3.3に示します。これは、ある場所での実験器具です。他の2つの場所でも同様の器具を使います。

図3.3 コーヒーの実験器具



実験の回数

使用可能なリソースと時間を考慮し、全部で12回の実験を行うことにしました。ドリップする場所は3カ所なので、各場所で4回ずつ実験を行うことになります。

計画の作成

「[実験計画の手順：問題の把握、モデルの指定、計画の作成](#)」(53 ページ) で概説する手順に従い、計画を作成します。

- 「[応答と因子の定義](#)」(54 ページ)
- 「[モデルの指定](#)」(55 ページ)
- 「[計画の作成](#)」(56 ページ)
- 「[計画の評価](#)」(57 ページ)
- 「[テーブルを作成する](#)」(57 ページ)

応答と因子の定義

最初に表示されるアウトラインで、応答と因子に関する情報を入力します。

応答

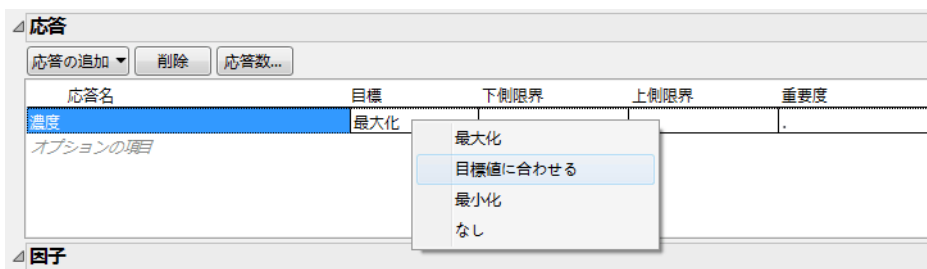
1. [実験計画(DOE)] > [カスタム計画] を選択します。

2. 「応答名」の下「Y」をダブルクリックし、「濃度」と入力します。

「目標」はデフォルトで「最大化」になっています。この例での目標は、濃度が目標の1.3（1.2～1.4の範囲内）になることです。

3. デフォルトの目標値である「最大化」をクリックし、「目標値に合わせる」に変更します。

図3.4 「目標値に合わせる」を選択



4. 「下側限界」の欄をクリックして「1.2」と入力します。
5. 「上側限界」の欄をクリックして「1.4」と入力します。
6. 「重要度」の欄は空白にします。

応答が1つだけなので、デフォルトで、その応答に重要度1が割り当てられます。

入力が終わった「応答」アウトラインは図3.5のようになります。

因子

因子は、手動で入力するか、または因子と設定が含まれている既存のテーブルからロードします。新しい実験を計画する際は、最初に因子を手動で入力しなければなりません。[因子の保存] オプションを使って因子をデータテーブルに保存すると、そのデータテーブルからの因子のロードが可能になります。

この例では、どちらの方法でもかまいません。[「手動での因子の追加」](#) (42 ページ) または [「\[因子のロード\] を使った因子の入力」](#) (44 ページ) を参照してください。

手動での因子の追加

1. [因子の追加] > [カテゴリカル] > [2水準] を選択します。
2. デフォルト名の「X1」を「挽き」に変更します。
「役割」は「カテゴリカル」に設定されています。「変更」の属性はデフォルトで「容易」になっています。この「容易」は、実験を1回行うごとに、「挽き」の設定をリセットすることを示しています。
3. 「L1」と「L2」のデフォルトの値をクリックし、それぞれ「Coarse」と「Medium」に変更します。
4. 「N個の因子を追加」の右側のボックスに「3」と入力します。[\[因子の追加\]](#) > [\[連続変数\]](#) を選択します。

5. デフォルト値を次のように変更します。

- 温度 (195 と 205)
- 時間 (3 と 4)
- 豆の量 (1.6 と 2.4)

6. [因子の追加] > [ブロック] > [ブロックあたり4実験] を選択します。

この例では、予算の都合上、実験回数が12に決まっていました。これらの実験を3つのステーションにバランス良く分散させます。

7. デフォルト名の「X5」を「場所」に変更します。

「役割」が「ブロック」に設定され、「値」の設定値が1つだけであることに注目してください。これは、ユーザが希望の実験回数を指定するまで、JMPがブロックの数を判断できないためです。「実験の生成」アウトラインで「実験の回数」を指定すると、「場所」の水準数が更新されます。

設定後の「因子」アウトラインを図3.5に示します。

図3.5 設定後の「応答」および「因子」アウトライン

応答

応答の追加 ▼ 削除 応答数...

応答名	目標	下側限界	上側限界	重要度
濃度 <i>オプションの項目</i>	目標値に合わせる	1.2	1.4	1

因子

因子の追加 ▼ 削除 N個の因子を追加 1

名前	役割	変更	値
▼ 攪き	カテゴリカル	容易	Coarse Medium
▲ 温度	連続変数	容易	195 205
▲ 時間	連続変数	容易	3 4
▲ 豆の量	連続変数	容易	1.6 2.4
▲ 場所	ブロック	容易	1

因子の指定
因子を追加するには[因子の追加]ボタンをクリックし、変更する場合は、因子名または因子水準をダブルクリック。

続行

8. [続行] をクリックします。

「カスタム計画」ウィンドウに次のアウトラインが追加されます。

- 因子の制約を定義（この例では使用しません）
- モデル
- 交絡項
- 計画の生成

「因子のロード」を使った因子の入力

因子の情報を含んだテーブルを使って因子を入力するには、次の手順に従います。

1. 「カスタム計画」の赤い三角ボタンをクリックし、メニューから「因子のロード」を選択します。
2. 「ヘルプ」>「サンプルデータライブラリ」を選択し、「Design Experiment」フォルダ内の「Coffee Factors.jmp」を開きます。

因子をロードすると、「カスタム計画」ウィンドウが更新されます。「カスタム計画」ウィンドウに次のアウトラインが追加されます。

- 因子の制約を定義（この例では使用しません）
- モデル
- 交絡項
- 計画の生成

因子の制約を定義

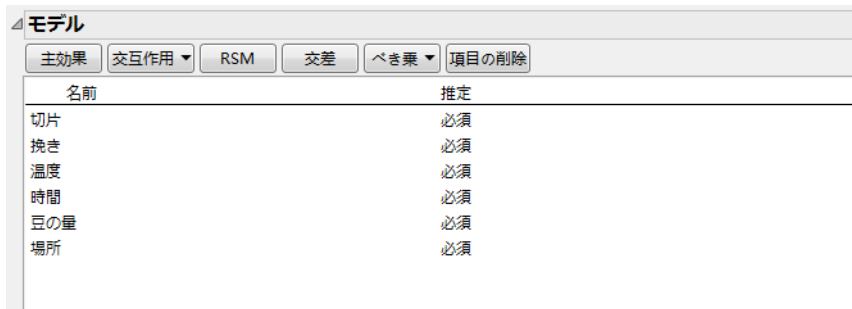
「因子の制約を定義」アウトラインは、因子を手動で入力して「続行」をクリックした後、または因子テーブルから因子をロードした後に表示されます。因子に制約がある場合は、「応答」と「因子」における手順の途中で追加します。この計画では因子設定に制約がないため、このアウトラインでは何もしません。

モデルの指定

「モデル」アウトライン

図3.7は、「モデル」アウトラインです。「モデル」アウトラインでは、推定したいモデル効果を指定します。「[モデルの指定](#)」(38 ページ)を参照してください。デフォルトで表示されるリストには、すべての主効果が「必須」と表示されます。これは、この計画ですべての主効果が推定できることを示します。この時点で興味があるのは因子の主効果なので、「モデル」アウトラインに効果は追加しません。

図3.6 主効果だけの「モデル」アウトライン



同じ結果を得るための手順（オプション）

「カスタム計画」のアルゴリズムでは、無作為に選んだ初期計画から計画を探索していくので、実際の計画は図3.8とは異なってきます。同じ実験を含む計画を作成したい場合は、計画を生成する前に次の手順を実行します。

1. 「カスタム計画」の赤い三角ボタンのメニューから「乱数シード値の設定」を選択します。
2. 「569534903」と入力します。
3. [OK] をクリックします。
4. 「カスタム計画」の赤い三角ボタンのメニューから「開始点の数」を選択します。
5. 「100」と入力します。
6. [OK] をクリックします。

メモ: 上記の乱数シード値と開始点の数を設定すると、以下の例と同じ計画が得られます。ただし、計画テーブル中の行の順序は異なる可能性があります。同じ結果でなくても良い場合は、これらの手順は不要です。

計画の作成

「計画の生成」アウトラインで、計画の構造やサイズに関する追加的な情報を指定できます。実験回数のデフォルト値は12です。この例では、予算の都合上、実験回数が12に決まっていた（「[実験の回数](#)」(41 ページ)）。

図3.7 「計画の生成」アウトライン

計画の生成

中心点の数: 0
反復する行数: 0

実験の回数:
☐ 最小値 6
☒ デフォルト値 12
☐ ユーザ定義 12

計画の作成

1. [計画の作成] をクリックします。

「カスタム計画」ウィンドウに、「計画」および「計画の評価」アウトラインが追加されます。「出力オプション」パネルも表示されます。

「計画」アウトラインには計画が表示されます（図3.8）。「[同じ結果を得るための手順（オプション）](#)」(45 ページ) の手順を行わなかった場合、計画は図3.8のものと異なる場合があります。これは、アルゴリズムが、無作為に選んだ初期計画から最適な計画を探索するためです。

図3.8 コーヒーの実験の計画

計画					
実験	挽き	温度	時間	豆の量	場所
1	Coarse	195	3	1.6	1
2	Medium	195	4	2.4	2
3	Medium	195	4	1.6	3
4	Medium	205	4	2.4	1
5	Coarse	205	3	2.4	2
6	Medium	205	3	2.4	3
7	Medium	205	3	1.6	1
8	Coarse	205	4	1.6	2
9	Coarse	205	4	1.6	3
10	Coarse	195	4	2.4	1
11	Medium	195	3	1.6	2
12	Coarse	195	3	2.4	3

計画の評価

「計画の評価」アウトラインには、計画を評価するさまざまな方法が用意されています。ここでは具体的な説明は割愛します。決定的スクリーニングについては、「計画の評価」章（401ページ）を参照してください。

テーブルを作成する

「出力オプション」パネルを使って、データテーブル内の実験の順序を指定します。この例においては、デフォルトで選択されている「ブロック内でランダム化」が適切でしょう。実験が各「場所」においてランダムな順序に並べられます。

図3.9 出力オプション

計画の評価

出力オプション

実験の順序:

ブロック内でランダム化

テーブルの作成

戻る

1. 「テーブルの作成」をクリックします。

図3.10のようなデータテーブルが開きます。「同じ結果を得るための手順（オプション）」（45ページ）の手順を行わなかった場合、実際に表示されるテーブルの内容が図とは異なる可能性があります。その場合、表示されたテーブルは、図とは異なる最適な計画になっています。

図3.10 カスタム計画のテーブル

▼ カスタム計画 3		▼	▼	▼	▼	▼	▼
計画	カスタム計画	▼					
基準	D-最適計画						
▶ モデル		1	Coarse	205	4	1.6	•
▶ 計画の評価		2	Coarse	195	3	2.4	•
▶ DOEダイアログ		3	Medium	205	4	2.4	•
		4	Coarse	205	3	2.4	•
		5	Coarse	195	4	2.4	•
		6	Medium	205	4	2.4	•
▼ 列(5/0)		7	Coarse	205	3	1.6	•
🔴 撈き *		8	Medium	195	4	1.6	•
🔵 温度 *		9	Medium	205	3	1.6	•
🔵 時間 *		10	Medium	195	3	2.4	•
🔵 豆の量 *		11	Medium	195	3	1.6	•
🔵 濃度 *		12	Coarse	195	4	1.6	•

「列」パネルで、因子と応答の右側にアスタリスク (*) がついています。これは、データテーブルの列に列プロパティが保存されていることを示します。これらの列プロパティは、データの分析に使用されます。詳細については、「因子」(83ページ) および「因子の列プロパティ」(88ページ) を参照してください。

実験の実行

さて、いよいよ実験を行います。各々の「場所」で実験を4回、計画のテーブルで表示された順に行います。実験器具と材料は、1回の実験ごとによりセットします。たとえば、連続した2回の実験で195度のお湯を使用する場合、湯沸しの容器を一度冷やしてから、新たに12オンスの水を195度に沸かします。そして、1回の実験ごとに、「濃度」の測定値を記録します。

計画された実験に対する「濃度」の測定結果は、「Design Experiment」フォルダ内の「Coffee Data.jmp」サンプルデータにあります(図3.11)。

図3.11 「濃度」の測定結果を含むコーヒーの実験計画

Coffee Data								
計画	カスタム計画		挽き	温度	時間	豆の量	場所	濃度
基準	D-最適計画	1	Medium	205	4	2.4	1	1.78
ノート	コーヒー豆焙煎所で	2	Coarse	195	3	1.6	1	1.25
モデル		3	Medium	205	3	1.6	1	1.10
DOEダイアログ		4	Coarse	195	4	2.4	1	1.63
縮小モデル		5	Coarse	205	4	1.6	2	1.26
		6	Medium	195	4	2.4	2	1.63
列(6/0)		7	Medium	195	3	1.6	2	1.22
挽き *		8	Coarse	205	3	2.4	2	1.51
温度 *		9	Coarse	205	4	1.6	3	1.07
時間 *		10	Coarse	195	3	2.4	3	1.26
豆の量 *		11	Medium	195	4	1.6	3	1.13
場所 *		12	Medium	205	3	2.4	3	1.25
濃度 *								

データの分析

「カスタム計画」プラットフォームによって作成されたデータテーブルには、「モデル」スクリプトが保存されます。このスクリプトを使うと、データ分析を簡単に行えます。図3.10を参照してください。実験を行い、データを入力した後、このスクリプトを実行します。すると、「モデルのあてはめ」ウィンドウが開き、「カスタム計画」ウィンドウの「モデル」アウトラインで指定した効果が表示されます。

モデルのあてはめ

1. [ヘルプ]>[サンプルデータライブラリ]を選択し、「Design Experiment」フォルダ内の「Coffee Data.jmp」を開きます。
テーブルパネルに、「カスタム計画」で作成された「モデル」スクリプトがあります。
2. 「モデル」スクリプトの横の緑の三角ボタンをクリックします。
「モデルの指定」ウィンドウに、「モデル」アウトラインで指定した効果が表示されます。

図3.12 「モデルの指定」ウィンドウ

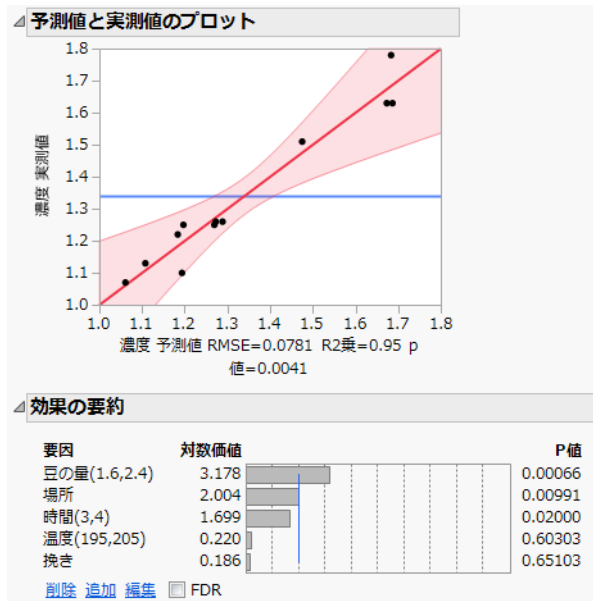


3. [ダイアログを開いたままにする] チェックボックスをオンにします。
4. [実行] をクリックします。

モデルの分析

「効果の要約」と「予測値と実測値のプロット」には、モデルの概要が表示されます。

図3.13 完全モデルの「効果の要約」と「予測値と実測値のプロット」



次の点を確認してください。

- 「予測値と実測値のプロット」には、あてはまりの悪さを示す証拠が見当たりません。
- 「予測値と実測値のプロット」は、モデルが有意であることを示しています。プロットの下にある **P = 0.0041** は、モデル全体に関する検定の有意確率です。
- 「効果の要約」レポートからは、「豆の量」、「場所」、「時間」が0.05の有意水準において有意であることがわかります。
- 「効果の要約」レポートからは、「温度」と「挽き」が有意でないこともわかります。

モデルの縮小

「温度」と「挽き」は統計的に有意でないので、ここでは、これらの因子は応答に影響していないと判断し、ランダムな誤差とみなして分析してみましょう。有意な効果のモデルパラメータについて、より精度の高い推定値を得るために、有意でない効果を除外して、再びモデルをあてはめてみましょう。

- 「モデルの指定」ウィンドウの「モデル効果の構成」リストで、「温度」と「挽き」を選択します。
- [削除] をクリックします。
- 「強調点」を「要因のスクリーニング」に変更します。

[要因のスクリーニング] では、実験計画の分析に役立つレポート（予測プロファイルなど）が作成されます。

- [実行] をクリックします。

図3.14 縮小モデルの結果（一部）

パラメータ推定値					
項	推定値	標準誤差	t値	p値(Prob> t)	
切片	1.3408333	0.020047	66.88	<.0001*	
時間(3,4)	0.0758333	0.020047	3.78	0.0069*	
豆の量(1.6,2.4)	0.1691667	0.020047	8.44	<.0001*	
場所[1]	0.0991667	0.028351	3.50	0.0100*	
場所[2]	0.0641667	0.028351	2.26	0.0580	

効果の検定					
要因	パラメータ数	自由度	平方和	F値	p値(Prob>F)
時間(3,4)	1	1	0.06900833	14.3093	0.0069*
豆の量(1.6,2.4)	1	1	0.34340833	71.2078	<.0001*
場所	2	2	0.16251667	16.8494	0.0021*

尺度化した推定値					
名義尺度の要因においては、全水準に対して推定値が求められている					
項	尺度化した推定値	標準誤差	t値	p値(Prob> t)	
切片	1.3408333	0.020047	66.88	<.0001*	
時間(3,4)	0.0758333	0.020047	3.78	0.0069*	
豆の量(1.6,2.4)	0.1691667	0.020047	8.44	<.0001*	
場所[1]	0.0991667	0.028351	3.50	0.0100*	
場所[2]	0.0641667	0.028351	2.26	0.0580	
場所[3]	-0.163333	0.028351	-5.76	0.0007*	

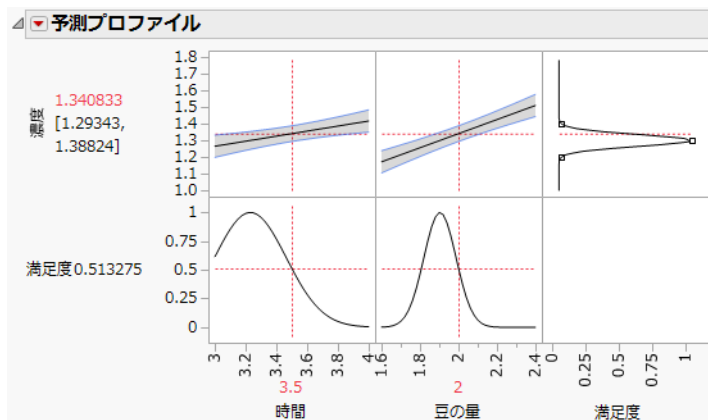
次の点を確認してください。

- 「効果の検定」レポートは、3つの主効果すべてが有意であることを示しています。
- 「尺度化した推定値」レポートは、場所[1]と場所[3]における「濃度」の平均が、全体的な平均とかなり異なることを示しています。
- 「パラメータ推定値」レポートに表示される「推定値」は、「尺度化した推定値」レポートに表示される「推定値」と同一です。これは、効果がコード化されているからです。付録「列プロパティ」の「[コード変換](#)」（647ページ）を参照してください。
- 場所[3]の推定値は、「尺度化した推定値」レポートにのみ表示されます。このレポートには名義尺度のすべての水準の推定値が表示されます。
- この例での「パラメータ推定値」レポートの「推定値」は、コード化された効果に対する推定値になっています。

モデルの探索

レポートの末尾に「予測プロファイル」が表示されます。

図3.15 予測プロファイル



この計画を作成するとき、応答の目標を「目標値に合わせる」、範囲を1.2～1.4に設定しました。JMPは、それらの設定に応じた満足度関数を自動的に作成します。詳細については、「因子」(83ページ)を参照してください。

図3.15において、次のことを確認してください。

- 上段における最初の2つのプロットは、残りの因子は固定しながら、該当する1つの因子を変化させたときに、「濃度」がどのように変化するかを表しています。たとえば、「時間」におけるプロットは、「豆の量」が2であるときに、「濃度」の予測値が「時間」に対してどのように変化するかを示しています。
- 上段のプロットの左側に表示されている数値は、指定されている因子設定に対する、「濃度」の予測値（赤字）と、その期待値に対する信頼区間です。
- 上段の右端のプロットは、「濃度」の満足度関数です。この例の満足度関数は、目標値である1.3において、満足度が最も高くなっています。満足度は、その目標値から離れるほど低くなり、限界値の1.2と1.4でほぼ0になります。
- 下段のプロットは、残りの因子を固定しながら、該当する1つの因子を変化させたときに、満足度がどのように変化するかを表しています。
- 下段のプロットの左側に表示されている数値は、指定されている因子設定に対する満足度です。

「時間」と「豆の量」の列で赤い縦の点線をドラッグし、さまざまな因子設定を試してみましょう。モデル内に交互作用はないので、このプロファイルから「豆の量」が増えるほど「濃度」が増すことがわかります。また、「時間」よりも「豆の量」から「濃度」は大きな影響を受けるようです。

「場所」はブロック因子なので、「予測プロファイル」には表示されません。ただし、「濃度」の予測値が「場所」によってどのように変化するかを確認したい場合もあるでしょう。「予測プロファイル」に「場所」を含めるには、次の手順に従います。

1. 「予測プロファイル」の赤い三角ボタンのメニューから、「因子グリッドのリセット」を選択します。

「時間」、「豆の量」、「場所」に対する「因子設定」ウィンドウが表示されます。「場所」の下の「表示」ボックスが選択されていないことに注目してください。これは、「場所」が表示されていないことを示します。

2. 「場所」の下に「表示」ボックスを選択します。
3. 「場所」の下に「因子設定のロック」ボックスを選択解除します。

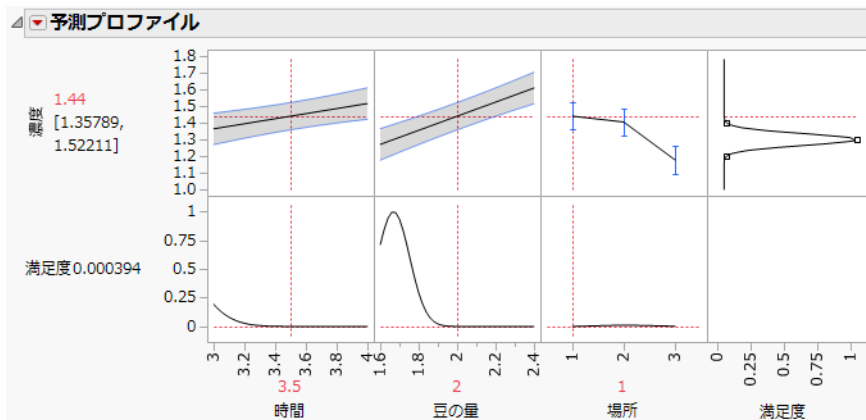
図3.16 「因子設定」ウィンドウ

因子	時間	豆の量	場所
現在の値:	3.5	2	
最小値の設定:	3	1.6	
最大値の設定:	4	2.4	
プロット点の数	41	41	
表示	☒	☒	☒
因子設定のロック:	☐	☐	☐

OK キャンセル

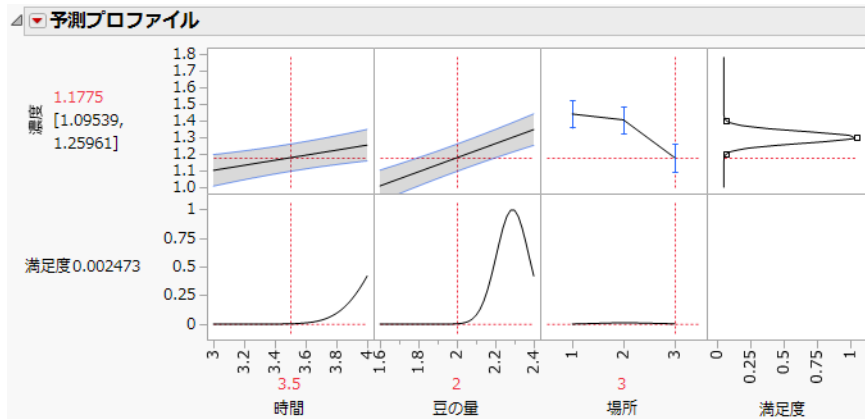
4. [OK] をクリックします。
「予測プロファイル」に「場所」が表示されます。
5. 「場所」のどちらかのプロットをクリックします。すると、赤い縦の点線が挿入されます。
6. 赤い縦の点線を場所1に移動します。

図3.17 場所1に対する「予測プロファイル」



7. 赤い縦の点線を場所3に移動します。

図3.18 場所3に対する「予測プロファイル」



場所1では、計画領域の中心における「濃度」の予測値は1.44となっています。一方、場所3では、「濃度」の予測値は1.18となっています。これらの予測値には差があるので、「場所」によるばらつきを考慮する必要があることを示唆しています。「場所」によるばらつきを小さくできれば、「濃度」を安定させることができます。つまり、「場所」によるばらつきを小さくできれば、3カ所のどの場所でも最適になるような、「時間」と「豆の量」を設定することができます。

本節で説明したコーヒーの実験計画は、次節で説明する手順に従っています。次節では、実験計画の手順について詳しく説明します。

実験計画の手順: 問題の把握、モデルの指定、計画の作成

「実験計画 (DOE)」プラットフォームは、実験計画の手順に沿うように設計されています。各ステップを完了し、[続行] をクリックすると、次のステップに進みます。この節で説明する内容は、「実験計画 (DOE)」プラットフォームのうち9つに共通するものです。その9つとは、次のプラットフォームです。

- カスタム計画
- 決定的スクリーニング計画
- スクリーニング計画
- 応答曲面計画
- 完全実施要因計画
- 配合計画
- JMP PRO 被覆配列
- Space Filling計画
- タグチ配列

用途が特殊な「選択モデル計画」、「加速寿命試験計画」、「非線形計画」の3つは、これら9つのプラットフォームとは大きく異なるため、この節では扱っていません。

ここでは、実験計画の手順について説明します。また、「実験計画 (DOE)」プラットフォームでの操作手順についても説明します。

1. 「[応答と因子の定義](#)」(54 ページ)
2. 「[モデルの指定](#)」(55 ページ)
3. 「[計画の作成](#)」(56 ページ)
4. 「[計画の評価](#)」(57 ページ)
5. 「[テーブルを作成する](#)」(57 ページ)

応答と因子の定義

実験計画における「問題の把握」ステップでは、次の作業を行います。

- 興味のある応答と因子を特定します。
- 実験の目的を決めます。応答を最大化したいのか？目標値に合わせたいのか？その場合、その目標値はいくつなのか？または、単に、応答に影響を与えている因子を探し出したいのか？
- 実験において因子が取りうる範囲を特定します。

ほとんどの「実験計画 (DOE)」プラットフォームでは、開いたときに、応答と因子を指定するアウトラインが表示されます。「応答」アウトラインは全プラットフォームで共通です。このアウトラインでは、応答の目標、下側限界、上側限界、重要度などの情報を入力します。

「因子」アウトラインはプラットフォームによって異なります。これは、扱う因子や計画の種類がプラットフォームごとに異なるためです。一部のプラットフォームでは、応答と因子を入力した後[続行]をクリックすると、「因子の制約を定義」アウトラインが開きます。このアウトラインでは、計画で使用できる因子の値を制約します。

図3.19は、「カスタム計画」プラットフォームの「応答」と「因子」のアウトラインで、「Design Experiment」フォルダ内の「Box Corrosion Split-Plot.jmp」サンプルデータの計画を作成しているところです。ここには、[続行]をクリックすると表示される「因子の制約を定義」アウトラインも表示されています。「因子の制約を定義」アウトラインでは、因子設定に対する制約を指定できます。

図3.19 「Box Corrosion Split-Plot.imp」の「応答」および「因子」アウトライン

応答				
応答の追加 削除 応答数...				
応答名	目標	下側限界	上側限界	重要度
腐食耐性 <i>オプションの項目</i>	最大化	.	.	.

因子				
因子の追加 削除 N個の因子を追加 1				
名前	役割	変更	値	
炉内温度	カテゴリカル	困難	360	370 380
コーティング	カテゴリカル	容易	C1	C2 C3 C4

モデルの指定

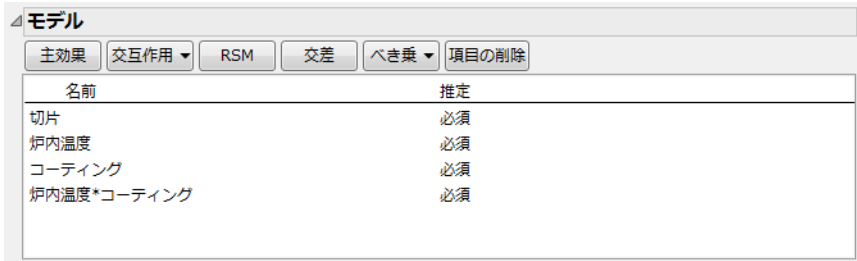
「応答」と「因子」のアウトラインへの入力完了したら、**【続行】** をクリックします。次のステップでは、推定したいモデルを明示的または暗黙的に指定します。

「カスタム計画」プラットフォームでは、あてはめるモデルを明示的に指定できます。作成される計画は、明示的に指定されたモデルに対して最適な計画となります。他の計画プラットフォームでは、モデルを明示的に指定することはできません。たとえば、「スクリーニング計画」プラットフォームでは、完全実施要因計画、一部実施要因計画、Plackett-Burman 計画などの古典的な計画からいずれかを選択します。これらの古典的な計画では、その構造によって効果の交絡関係が決められ、そして、あてはめるモデルが暗黙的に定義されます。

「カスタム計画」では、「応答」と「因子」に入力して「続行」をクリックすると、「モデル」アウトラインが表示されます。一例として、図 3.20 に、「Box Corrosion Split-Plot.jmp」サンプルデータを使ったときの「モデル」アウトラインを示します。この例での指定では、「炉内温度」と「コーティング」の主効果と、その交互作用を含むモデルが指定されています。これらの効果を確実に推定できる計画が生成されます。

他のほとんどのプラットフォームでは、「[続行](#)」をクリックすると、複数の計画が選択肢として表示されます。「完全実施要因計画」の場合、「[続行](#)」をクリックすると、すぐに「出力オプション」が表示されます。これは、「因子」アウトラインへの入力完了時点で計画が決定されるからです。

図 3.20 「Box Corrosion Split-Plot.jmp」の「モデル」アウトライン



計画の作成

「実験計画 (DOE)」のほとんどのプラットフォームでは、実験回数を変更できます。「カスタム計画」では、実験回数が指定でき、必要に応じて中心点の数や反復実験数も指定できます。他の多くのプラットフォームでも、中心点の数、反復実験数、計画全体の反復回数などを柔軟に指定できます。

実験回数に関するオプションを指定したら、[計画の作成] をクリックします。すると、「実験計画 (DOE)」ウィンドウが更新され、「計画」アウトラインに計画が表示されます。

図 3.21 は、「Box Corrosion Split-Plot.jmp」の例で実験回数を 24 回に設定した場合の「計画」アウトラインです。「炉内温度」の「変更」が [困難] に指定されているため、ランダムブロックである「一次単位」の因子に「炉内温度」が設定されています。

図 3.21 「Box Corrosion Split-Plot.jmp」の「モデル」アウトライン

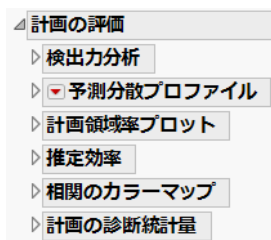
計画			
実験	一次単位	炉内温度	コーティング
1	1	370	C2
2	1	370	C3
3	1	370	C1
4	1	370	C4
5	2	370	C3
6	2	370	C4
7	2	370	C2
8	2	370	C1
9	3	360	C3
10	3	360	C2
11	3	360	C4
12	3	360	C1
13	4	380	C4
14	4	380	C3
15	4	380	C2
16	4	380	C1
17	5	380	C4
18	5	380	C2
19	5	380	C1
20	5	380	C3
21	6	360	C3
22	6	360	C1
23	6	360	C4
24	6	360	C2

計画の評価

ほとんどのプラットフォームで、「計画の作成」をクリックすると、「計画の評価」アウトラインが表示されます。ここでは、効果を検出する検出力、予測誤差、推定効率、交絡関係、効果間の相関などから、作成した計画の効率性を評価できます。図3.22に、「カスタム計画」の「計画の評価」アウトラインを示します。「計画の評価」については、「[計画の評価](#)」章（401ページ）で説明しています。

一部のプラットフォームでは、別の診断統計量が使われています。たとえば、「Space Filling 計画」の「計画の診断統計量」アウトラインには、Space Filling 計画に固有の診断統計量が表示されます。また、「被覆配列」の「指標」アウトラインには、被覆配列に固有の診断統計量が表示されます。

図3.22 「カスタム計画」の「計画の評価」アウトライン

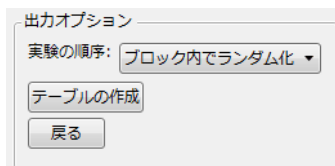


テーブルを作成する

ほとんどのプラットフォームに、「出力オプション」パネルがあります。「出力オプション」パネルでは、プラットフォームと計画に応じて追加の指定ができます。たとえば、実験回数、中心点の数、反復回数、実験の順序などが指定できます。

図3.23の「出力オプション」パネルは、「Design Experiment」フォルダにある「Wine.jmp」サンプルデータの実験のもので、このパネルでは、計画のデータテーブルにおける「実験の順序」を、さまざまなオプションから選択できます。また、「戻る」をクリックして、計画を作成し直すこともできます。

図3.23 「Wine.jmp」の「出力オプション」パネル



実験計画の原則と指針

実験計画(DOE; Design Of Experiments)と、実験から得られたデータの分析においては、いくつかの原則が仮定されています。モデルを選択するときには、「効果の階層性」、「効果の親子関係」、「効果の希薄性」といった原則が仮定されます。これらの原則は、最適なモデルを探すときに、考慮すべきモデルを減らすのに役立ちます。詳細は、Hamada and Wu (1992)、Wu and Hamada (2009)、およびGoos and Jones (2011)を参照してください。

効果の階層性

効果の階層性(effect hierarchy)の原則は、「応答変数の変動の多くは、主効果(1次効果)だけによって説明できる傾向にある」という原則です。この原則では、2次効果、つまり、交互作用項や2乗項は、主効果よりも影響が弱いと仮定します。より高次の項に関しても、高次になるほど効果が弱くなると仮定します。

モデルをあてはめる段階においても、主効果は2次効果よりも、2次効果は3次効果よりも重要であると仮定することが多いです。つまり、より低次の効果ほど重要であると仮定することが多いです。

効果の親子関係

効果の親子関係(effect heredity)の原則は、「高次の効果をモデルに含める際には、それらの低次の効果もモデルに含める」という原則です。この原則は、「主効果の影響が小さい場合、それらの交互作用の影響も小さい傾向にある」という経験則に基づいています。

強い親子関係の場合、モデル効果のすべての低次の効果をモデルに含める必要があります。モデル内に3次の交互作用(ABC)があるとしします。その場合、3次の交互作用を形成する主効果と2次の交互作用(A、B、C、AB、AC、BC)もすべてモデルに含まれていなければなりません。

弱い親子関係の場合、モデル効果のいくつかの低次の効果だけをモデルに含める必要があります。モデル内に3次の交互作用がある場合、それを形成する因子のうち1つと、その因子に係する2次交互作用を1つ、モデルに含めなければなりません。モデル内に3次の交互作用(ABC)があるとしします。この場合、モデルにBとBCも含まれていれば、弱い親子関係を満たします。

効果の親子関係が満たされていれば、連続尺度の説明変数における位置と尺度に関して、モデルは不変になります。

効果の希薄性

効果の希薄性(effect sparsity)の原則は、「応答変数の変動のほとんどは、少数の因子だけで説明できる」という原則です。多数の効果を調べるスクリーニング計画は、効果の希薄性が成立していないといけません。経験則上、スクリーニング計画の実験回数は、有意と考えられる効果の個数の少なくとも2倍は必要です。

中心点、反復実験、検定

「実験計画 (DOE)」における一部のプラットフォームでは、連続尺度の因子に対して中心点を追加したり、特定の実験を反復したり、または、計画全体を反復したりできます。ここでは、そのような実験を追加する機能を説明します。

中心点の追加

連続尺度の因子に対して中心点を追加すると、非線形効果に起因するあてはまりの悪さ (LOF; Lack of Fit) を検定できるようになります。モデルの指定が不十分なために誤差分散の推定値が実際より大きくなっているかどうか、あてはまりの悪さの検定により吟味できます。中心点を追加することは、多くの情報をもたらします。

中心点のみで実験を反復することも、中心点以外の実験を反復することもできます。JMP では、反復されている実験に基づき、モデルに依存しない誤差の推定値 (純粋誤差の推定値) を算出します。この純粋誤差の推定値により、あてはまりの悪さを検定できるようになります。

中心点を追加することで、各効果の推定値がより正確になるわけではありません。中心点を追加することにより、曲線性に対する検定は行えるようになります。しかし、どの非線形効果が影響を与えているかは特定できません。

曲線性を検出するには、連続尺度の因子における水準を、少なくとも3水準にしなければいけません。決定的スクリーニング計画は因子が3水準となっており、応答に対して強い非線形効果を持つ因子を検出・特定できるようになっています。詳細については、[第7章「決定的スクリーニング計画」](#)を参照してください。

反復実験の追加

実験の予算が許すなら、実験を反復するか、または計画領域の中で新しい実験を最適に分布させることができます。反復実験を追加すると、一部の推定値の正確さが増し、あてはまりの悪さ検定の検出力が向上します。ただし、全体の実験回数を一定とした場合、同じ実験を反復しただけの計画は、最適な計画に比べて、モデル効果に対する推定効率が低くなります。また、最適な計画に比べて、多くの項を推定できません。

あてはまりの悪さに対する検定

実験計画では、通常、実験の目的に合わせて、出来る限り少ない実験回数で済むように計画が作成されます。実験回数が少なすぎると、非常に大きな効果だけしか検出できません。 t 検定統計量は、応答平均の変化量をその標準誤差で割った比ですが、誤差の自由度が1しかなければ、その棄却値は12を超えます。そのため、飽和モデルに近い計画の場合には、非常に大きな効果しか検出されません。

あてはまりの悪さ (LOF; Lack Of Fit) の検定についても同様のことが言えます。この検定のあてはまりの悪さを検出する検出力は、分子と分母の自由度の値に依存します。それぞれの自由度が1の場合、0.05の有意水準において有意となるには F 値が150を超える必要があります。それぞれの自由度が2の場合は、 F 値が19を超える必要があります。後者のケースで検定が有意となるには、あてはまりの悪さの平均平方が、純粋誤差の平均平方の19倍以上でなければなりません。また、あてはまりの悪さの検定は、外れ値の影響も受けやすいです。

あてはまりの悪さの検定の詳細については、『基本的な回帰モデル』の標準最小2乗に関する章を参照してください。

実験数の決定

工業分野では、1回の実験に相当なコストがかかることが多いため、実験回数は最小限に抑えたいでしょう。モデルに含まれるすべての効果を推定するには、少なくとも、それらの効果の項と同じ数だけの実験回数が必要です。効果が影響しているかどうかを判断するには、さらに、誤差分散が精度よく推定されている必要があります。誤差分散の良い推定値を得るには、モデル効果の推定に必要な最小限の実験回数に、少なくとも4を足した実験回数を行ってください。

第4章

カスタム計画 ニーズに合った計画の作成

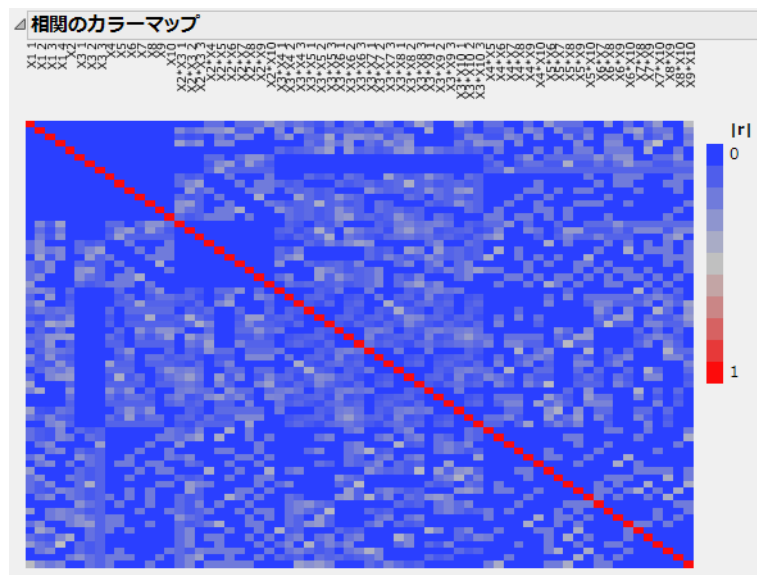
「カスタム計画」プラットフォームによって、自分の状況に応じた最適の計画を作成できます。一般的に、カスタム計画は、他の手法を使った計画よりもコストがかかりません。「カスタム計画」では、次のような指定が行えます。

- さまざまな種類の因子を指定する。
- 因子に対する制約を指定する。
- 各効果に対して、必ず推定するか、推定するのが望ましいかを指定する。
- 予算に合わせた実験回数を指定する。

「カスタム計画」プラットフォームで作成できる計画の中には、「スクリーニング計画」、「応答曲面計画」、「配合計画」、「ランダムブロック」、「分割実験」、「2段分割法」、「2法分割法」といった発展的な計画も含まれます。

この章では、「カスタム計画」プラットフォームについて説明した後、使い方についての具体的な例を紹介しています。「[カスタム計画の例](#)」章（125ページ）も参照してください。

図4.1 相関の絶対値を示すカラーマップ



カスタム計画の概要

「カスタム計画」プラットフォームでは、独自の実験ニーズに応じた最適の計画を作成できます。

以下のようなさまざまな種類の因子を含めることができます。

- 連続変数
- 離散数値（水準数は任意）
- カテゴリカル変数（水準数は任意）
- ブロック（ブロックあたりの実験数は任意）
- 共変量
- 配合
- 定数
- 調整なし

因子の領域を指定

実験で用いる因子の領域を制限するために、線形制約や許可しない組み合わせを指定できます。カテゴリカル、連続変数、および離散数値の因子に対して制約を課すことができます。[「因子の制約を定義」](#)（89ページ）を参照してください。

変更が困難な因子の指定

連続変数、離散数値、カテゴリカル、および配合因子に対して、変更が困難かどうかを、「容易」、「困難」、「非常に困難」という3段階で指定できます。「困難」を指定した場合は分割法における一次単位として、「非常に困難」と「困難」を指定した場合は一次単位と二次単位として設定されます。変更が困難な共変量も指定できます。

興味がある効果の指定

「カスタム計画」では、実験者が**仮定している**モデルを明示的に指定します。仮定したモデルに基づき、計画が作成されます。モデルには、推定したい効果をすべて含むのが理想です。なお、モデルには、主効果、交互作用、応答曲面効果、および多項式の効果（最大5項）を自由に含めることができます。また、各効果に対して、必ず推定するか、可能な場合のみ推定するかを設定できます。可能な場合のみに推定する効果がある場合には、「カスタム計画」では、Bayes流の最適計画を作成します。[「モデル」](#)（92ページ）を参照してください。

実験数の指定

「カスタム計画」プラットフォームでは、実験回数を指定できますので、実験者の予算に合った計画を立てることができます。「カスタム計画」プラットフォームでは、必要な効果を推定するのに必要な最小の実験回数と、デフォルトの実験回数が表示されます。これらの値は、実験回数を決めるための指針となります。[「計画の生成」](#)（95ページ）を参照してください。

適切な種類の計画を作成

「カスタム計画」では、さまざまな種類の計画を作成できます。それには、従来の古典的な計画や、乱塊法なども含まれています。各種計画の例は、「[カスタム計画の例](#)」章（125 ページ）を参照してください。

最適計画の作成

「カスタム計画」プラットフォームでは、指定の要件に基づいて最適な計画が作成されます。アルゴリズムは次のような最適化基準をサポートしています。

- D-最適化基準
- I-最適化基準
- Bayes 流の D-最適化基準および I-最適化基準（[可能な場合のみ] が指定された場合）
- 交絡最適化基準

「[最適化基準](#)」（119 ページ）を参照してください。

これらの最適計画は、座標交換（Meyer and Nachtsheim, 1995）と呼ばれるアルゴリズムによって作成されます。「[座標交換アルゴリズム](#)」（123 ページ）を参照してください。

カスタム計画の例

以下に示す例は、ワインの試飲に関する実験です。あるワイン製造業者が、ピノ・ノワール種である 2 品種のブドウを栽培し、異なる方法で処理しています。実験の目的は、どのような因子がワインの味に影響しているかを特定することです。ブドウの処理に関して実験を計画します。ブドウの処理後、標本を 12 ヶ月間寝かし、ろ過してからボトルに詰めます。この時点で、専門家がワインの標本を試飲し、品質を評価します。

応答

ブドウ園の製品の大部分は、5 軒の大規模な販売会社に卸されます。評価は、各販売会社から専門のワインテイスターを招いて行うことにしました。調査できる因子数を最大にするため、各テイスターに 8 つの異なる標本を評価してもらいます。つまり、この実験には 40 のワイン標本（つまり、40 回の実験回数）が必要です。

ワインに対する評価は、0 を最低、20 を最高とする 0 ～ 20 の段階で行います。テイスターによる「**評価**」が、この実験における応答です。この実験の目的は、この応答を最大化するような因子を特定することです。

ブロック因子

その因子自体は分析対象として興味がないが、応答には影響を与えている因子があるときに、その因子はブロック因子として扱われます。特に、ある水準内での観測値が、それ以外の水準での観測値よりも、互いに似通っている場合に、ブロック因子は使われます。この実験では、1 人の専門家による評価は同じような特徴を持ち、他の専門家による評価とは異なると予測されます。一方で、分析者が興味があるのは、特定の 1 人の専門家からではなく、5 人全員の専門家から高評価を受けるワインはどのようなものかということです。

この例では、専門家の効果を「判定者」というブロック因子とします。専門家ごとに8つのワインを試飲するので、1ブロックあたり8回の実験を含みます。なお、ここでの分析では、5人の専門家だけに限った推論を行います。5人以外も含む専門家全体の母集団についての推論は行いません。

工程に関する因子

実験調査に備え、工程に関する因子を9つ特定しました。ブドウの品種、ブドウを栽培する畑、および工程に関連するその他の7つの因子です。これらの因子は、どのように組み合わせても実験が可能です。また、因子を自由に変更できます。実験に関して、これらの因子は変更が「容易」です。因子の変更の指定については、「[変更とランダムブロック](#)」(86ページ)を参照してください。

因子とその水準を表4.1に示します。因子はすべてカテゴリカルです。「Sample Data」の「Design Experiment」フォルダにある「Wine Factors.jmp」にも、因子と水準が含まれています。

因子の可能な組み合わせをすべて実験するには、 $4 \times 2^8 = 1024$ 回もの実験が必要となります。しかしこの例では、それに匹敵する計画がたった40回の実験で作成できます。

表4.1 ワインの試飲実験の工程に関する因子と水準

因子	水準
品種	Bernard, Dijon
畑	1, 2, 3, 4
除梗	No, Yes
酵母	Cultured, Wild
温度	High, Low
搾汁	Hard, Soft
樽齢	New, 2 Years
樽の乾燥	Air, Kiln
ろ過	No, Yes

計画の作成

メモ: 「カスタム計画」アウトラインについて説明するため、この例ではアウトラインを順番に検討していきます。

カスタム計画を作成するには、これらの節の手順に従ってください。

- 「[応答](#)」(65ページ)
- 「[因子](#)」(65ページ)
- 「[モデル](#)」(68ページ)

- 「交絡項」(68 ページ)
- 「同じ結果を得るための手順 (オプション)」(69 ページ)
- 「計画の生成」(69 ページ)
- 「計画」(70 ページ)
- 「計画の評価」(71 ページ)
- 「出力オプション」(73 ページ)

実験計画の手順の詳細については、「実験計画を始めよう」章の「[実験計画の手順: 問題の把握、モデルの指定、計画の作成](#)」(53 ページ) を参照してください。

応答

応答に関して、名前、応答の目標、(該当する場合は) 下側限界、上側限界、および重要度を指定します。ワインに対する評価を含む応答変数の名前を、「評価」とします。

1. **[実験計画(DOE)]** > **[カスタム計画]** を選択します。
2. 「応答名」の下で「**Y**」をダブルクリックして、「**評価**」と入力します。
「目標」はデフォルトで「最大化」になっています。ここでは、ワインに対する評価を最大化したいので、このままにします。
3. 「下側限界」の欄をクリックして「0」とタイプします。
最も望ましくない評価は0です。
4. 「上側限界」の欄をクリックして「20」と入力します。
最も望ましい評価は20です。
5. 「重要度」の欄は空白にしておきます。
応答が1つだけなので、デフォルトで、その応答に重要度1が割り当てられます。

[図4.2](#) (67 ページ) に、完成した「応答」アウトラインを示します。

因子

因子は、手動で入力するか、または因子と設定が含まれている既存のテーブルからロードします。

- 新しい実験を計画する際は、最初に因子を手動で入力しなければなりません。「[手動での因子の追加](#)」(66 ページ) を参照してください。
- 「因子の保存」オプションを使って因子をデータテーブルに保存すると、そのデータテーブルからの因子のロードが可能になります。「[\[因子のロード\] を使った因子の入力](#)」(67 ページ) を参照してください。

どちらの方法でも、「カスタム計画」ウィンドウに「因子の制約を定義」、「モデル」「交絡項」、「計画の生成」の4つのアウトラインが追加されます。

手動での因子の追加

1. まず、ブロック因子である「判定者」を追加します。[因子の追加] > [ブロック] > [ブロックあたり 8 実験] を選択します。
2. デフォルト名の「X1」を「判定者」に変更します。

「役割」が「ブロック」に設定されており、「値」の設定値が1つだけであることに注目してください。これは、ユーザが希望の実験回数を指定するまで、JMPがブロックの数を判断できないためです。「実験の生成」アウトラインで「実験の回数」を指定すると、「判定者」の水準数が更新されます。
3. [因子の追加] > [カテゴリカル] > [2水準] を選択します。
4. デフォルト名の「X2」を「品種」に変更します。

デフォルトで「役割」が「カテゴリカル」に設定され、「変更」が「容易」に設定されていることに注目してください。
5. 「L1」と「L2」をクリックし、それぞれ「Bernard」と「Dijon」に変更します。
6. [因子の追加] > [カテゴリカル] > [4水準] を選択します。
7. デフォルト名の「X3」を「畑」に変更します。
8. 「L1」、「L2」、「L3」、「L4」をクリックし、それぞれ「1」、「2」、「3」、「4」に変更します。
9. [因子の追加] > [カテゴリカル] > [2水準] を選択します。
10. デフォルト名の「X4」を「除梗」に変更します。
11. 「L1」と「L2」をクリックし、それぞれ「No」と「Yes」に変更します。

残りの因子を次のように追加します。
12. 「N個の因子を追加」の右側のボックスに「6」と入力し、[因子の追加] > [カテゴリカル] > [2水準] を選択します。
13. デフォルト値を次のように変更します。
 - 酵母 (Cultured と Wild)
 - 温度 (High と Low)
 - 搾汁 (Hard と Soft)
 - 樽齢 (New と Two Years)
 - 樽の乾燥 (Air と Kiln)
 - ろ過 (No と Yes)

入力が終わった「因子」アウトラインは図4.2のようになります。

図4.2 設定後の「応答」および「因子」アウトライン

▼ カスタム計画

▲ 応答

応答の追加 ▼ 削除 応答数...

応答名	目標	下側限界	上側限界	重要度
評価 オプションの項目	最大化	0	20	.

▲ 因子

因子の追加 ▼ 削除 N個の因子を追加 1

名前	役割	変更	値
判定者	ブロック	容易	1
▼ 品種	カテゴリカル	容易	Bernard Dijon
▼ 畑	カテゴリカル	容易	1 2 3 4
▼ 除梗	カテゴリカル	容易	No Yes
▼ 酵母	カテゴリカル	容易	Cultured Wild
▼ 温度	カテゴリカル	容易	High Low
▼ 搾汁	カテゴリカル	容易	Hard Soft
▼ 樽齢	カテゴリカル	容易	New 2 Years
▼ 樽の乾燥	カテゴリカル	容易	Air Kiln
▼ ろ過	カテゴリカル	容易	No Yes

14. [続行] をクリックします。

「カスタム計画」ウィンドウに次のアウトラインが追加されます。

- 因子の制約を定義（この例では使用しません）
- モデル
- 交絡項
- 計画の生成

[因子のロード] を使った因子の入力

因子の情報を含んだテーブルを使って因子を入力するには、次の手順に従います。

1. [ヘルプ]>[サンプルデータライブラリ]を選択し、「Design Experiment」フォルダの「Wine Factors.jmp」を開きます。
2. 「カスタム計画」の赤い三角ボタンをクリックし、メニューから [因子のロード] を選択します。

因子をロードすると、「カスタム計画」ウィンドウが自動的に更新されます。「カスタム計画」ウィンドウに次のアウトラインが追加されます。

- 因子の制約を定義（この例では使用しません）
- モデル
- 交絡項
- 計画の生成

モデル

デフォルトで表示されるリストには、すべての主効果が「必須」と表示されます。これは、作成された計画において、すべての主効果を推定可能とすることを意味しています。なお、この例では、主効果のみのモデルを仮定します。主効果以外も推定したい場合は、「モデル」アウトラインにそれらを追加します。「[モデル](#)」(92ページ)を参照してください。

図4.3 「モデル」アウトライン

モデル	
主効果 交互作用 ▼ RSM 交差 べき乗 ▼ 項目の削除	
名前	推定
切片	必須
品種	必須
畑	必須
除梗	必須
酵母	必須
温度	必須
搾汁	必須
樽齢	必須
樽の乾燥	必須
ろ過	必須
判定者	必須

交絡項

「交絡項」アウトラインで指定した効果は、後で表示される「交絡行列」を構成します。「[交絡行列](#)」(72ページ)を参照してください。「交絡項」アウトラインに指定されている効果と、「モデル」アウトラインに指定されている効果との交絡関係が、後述する「交絡行列」に示されます。「交絡項」アウトラインを開き、すべての2因子交互作用が指定されていることを確認してください。

図4.4 「交絡項」 アウトライン（一部）



同じ結果を得るための手順（オプション）

次節で計画を生成するのですが、「カスタム計画」のアルゴリズムでは、無作為に選んだ初期計画から計画を探索していくので、実際の計画は図4.5とは異なってきます。同じ実験、同じ順序の計画を作成したい場合は、あらかじめ次の操作を実行してください。

1. 「カスタム計画」の赤い三角ボタンのメニューから【乱数シード値の設定】を選択します。
2. 「100526291」（乱数シード）と入力します。
3. [OK] をクリックします。
4. 「カスタム計画」の赤い三角ボタンのメニューから【開始点の数】を選択します。
5. 「2」と入力します。
6. [OK] をクリックします。

メモ: 上記の乱数シード値と開始点の数を設定すると、以下の例と同じ結果が得られます。同じ結果でなくても良い場合は、これらの手順は不要です。

次節の「計画の生成」に進みます。

計画の生成

「計画の生成」アウトラインで、計画の構造やサイズに関する追加的な情報を指定できます。この例ではデフォルトの実験回数が16回になっています。しかし実際には、判定者は5人で、各人が8つのワイン標本を試飲します。つまり、40回の実験が必要です。実験の回数を次のように変更します。

1. 「実験の回数」の「ユーザ定義」テキストボックスに「40」と入力します。

実験の反復は行わないので、[反復する行数] は「0」にします。

2. 「計画の作成」をクリックします。

「カスタム計画」ウィンドウに、「計画」および「計画の評価」アウトラインが追加されます。「出力オプション」パネルも表示されます。

計画

「計画」アウトラインに、作成した計画の実験が表示されます。後で、「出力オプション」の下で順序をランダム化できます。この段階では、生成された計画が適切かどうかを確認しましょう。たとえば、5人の判定者全員が8つのワインを評価すること、実験で扱う因子がすべて表示されていること、設定の中に不可能な組み合わせがないことを確認してください。

図4.5 ワインの実験の計画

計画											
実験	判定者	品種	畑	除梗	酵母	温度	搾汁	樽齢	樽の乾燥	ろ過	
1	1	Dijon	3	No	Wild	High	Soft	New	Kiln	Yes	
2	2	Bernard	4	Yes	Cultured	Low	Hard	New	Kiln	No	
3	3	Bernard	2	Yes	Wild	High	Hard	New	Air	No	
4	4	Bernard	1	Yes	Wild	Low	Hard	2 Years	Air	Yes	
5	5	Dijon	1	Yes	Wild	Low	Soft	New	Kiln	No	
6	1	Dijon	2	Yes	Cultured	Low	Soft	2 Years	Air	Yes	
7	2	Dijon	1	No	Cultured	High	Hard	New	Air	No	
8	3	Dijon	4	No	Cultured	High	Soft	New	Air	Yes	
9	4	Dijon	4	Yes	Wild	High	Hard	New	Kiln	Yes	
10	5	Bernard	2	No	Wild	Low	Hard	New	Air	Yes	
11	1	Bernard	3	Yes	Wild	High	Hard	New	Air	No	
12	2	Dijon	1	Yes	Wild	High	Soft	2 Years	Air	Yes	
13	3	Bernard	4	Yes	Wild	Low	Soft	2 Years	Kiln	No	
14	4	Bernard	3	No	Cultured	Low	Soft	New	Air	No	
15	5	Dijon	2	No	Cultured	High	Soft	2 Years	Kiln	No	
16	1	Dijon	1	Yes	Cultured	Low	Hard	2 Years	Kiln	Yes	
17	2	Bernard	2	No	Cultured	Low	Hard	2 Years	Air	No	
18	3	Dijon	2	Yes	Cultured	High	Hard	New	Kiln	No	
19	4	Bernard	1	No	Cultured	Low	Hard	New	Kiln	Yes	
20	5	Bernard	3	Yes	Cultured	High	Hard	2 Years	Air	Yes	
21	1	Bernard	4	No	Wild	High	Hard	2 Years	Kiln	No	
22	2	Bernard	4	Yes	Cultured	High	Soft	2 Years	Kiln	Yes	
23	3	Dijon	1	No	Wild	Low	Hard	2 Years	Kiln	No	
24	4	Dijon	2	Yes	Wild	High	Soft	2 Years	Air	No	
25	5	Bernard	1	No	Cultured	High	Soft	New	Kiln	No	
26	1	Bernard	2	No	Wild	Low	Soft	New	Kiln	Yes	
27	2	Dijon	3	No	Wild	High	Hard	New	Kiln	Yes	
28	3	Bernard	1	No	Wild	High	Soft	2 Years	Air	Yes	
29	4	Bernard	3	Yes	Cultured	High	Soft	2 Years	Kiln	No	
30	5	Dijon	3	Yes	Wild	Low	Hard	2 Years	Kiln	No	
31	1	Dijon	4	No	Cultured	Low	Hard	2 Years	Air	No	
32	2	Bernard	2	Yes	Wild	Low	Soft	New	Kiln	Yes	
33	3	Bernard	3	No	Cultured	Low	Soft	2 Years	Kiln	Yes	
34	4	Dijon	2	No	Cultured	High	Hard	2 Years	Kiln	Yes	
35	5	Dijon	4	Yes	Cultured	Low	Soft	New	Air	Yes	
36	1	Bernard	1	Yes	Cultured	High	Soft	New	Air	No	
37	2	Dijon	3	No	Wild	Low	Soft	2 Years	Air	No	
38	3	Dijon	3	Yes	Cultured	Low	Hard	New	Air	Yes	
39	4	Dijon	4	No	Wild	Low	Soft	New	Air	No	
40	5	Bernard	4	No	Wild	High	Hard	2 Years	Air	Yes	

計画の評価

「計画の評価」アウトラインには、計画を評価するさまざまな方法が用意されています。

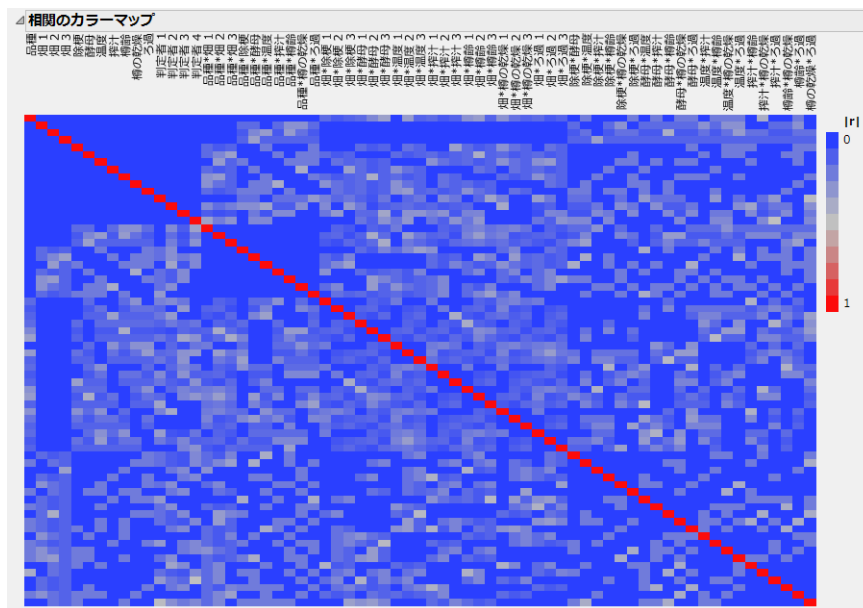
メモ: 「計画の評価」アウトラインの詳細については、「[計画の評価](#)」章(401ページ)を参照してください。

この例では、「計画の評価」アウトラインを開き、「相関のカラーマップ」、「交絡行列」、「計画の診断統計量」を調べます。

相関のカラーマップ

「相関のカラーマップ」は、「モデル」や「交絡項」アウトラインに指定された効果間における相関係数の絶対値を示したものです。(図4.6は、JMPのデフォルトの色を使用しています。)

図4.6 相関のカラーマップ



主効果は、マップの左上の15個の項です。主効果とその他の主効果との相関は、濃い青色で表示されているため、0であることがわかります。つまり、すべての主効果は直交しており、独立して推定できることを意味しています。

図4.6において赤色で表示されているのは対角要素のみです。これは、相関の絶対値が1で、各項がそれ自身と完全に相関していることを表しています。したがって、2次の交互作用と完全な交絡関係を持つ主効果はありません。実際、主効果の2次の交互作用との相関の絶対値は非常に低くなっています。つまり、重要な2次の交互作用によって主効果の推定値にバイアスがかかるとしても、ほんのわずかに過ぎません。

ヒント: カラーマップのセルの上にマウスポインタを置くと、効果間における相関係数の絶対値が表示されます。

交絡行列

「交絡行列」の表側（行列の左側）には、モデルの効果名が一覧表示されています。交絡行列の数値は、表側の効果が表頭の推定値に与えるバイアスの大きさを示しています。

図4.7 交絡行列（一部）

効果	品種*燐 1	品種*燐 2	品種*燐 3	品種*除梗	品種*酵母	品種*温度	品種*搾汁	品種*樽齢	品種*樽の乾燥	品種*ろ過
切片	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
品種	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
燐 1	0	0	0	0.141	0.141	0	-0.14	0.283	0.283	-0.14
燐 2	0	0	0	0.082	-0.24	-0.33	0.082	0.327	0.163	-0.08
燐 3	0	0	0	-0.12	0.346	0.115	-0.12	-0.12	0.115	0.115
除梗	0.141	0.082	-0.12	0	0	-0.2	0	0	0	-0.2
酵母	0.141	-0.24	0.346	0	0	0	-0.2	0	-0.2	0.2
温度	0	-0.33	0.115	-0.2	0	0	0	-0.2	0.2	0.2
搾汁	-0.14	0.082	-0.12	0	-0.2	0	0	0	0.4	0
樽齢	0.283	0.327	-0.12	0	0	-0.2	0	0	0	0.2
樽の乾燥	0.283	0.163	0.115	0	-0.2	0.2	0.4	0	0	0
ろ過	-0.14	-0.08	0.115	-0.2	0.2	0.2	0	0.2	0	0
判定者 1	0	0	0	-0.16	-0.16	0	-0.16	0.158	-0.16	0.316
判定者 2	-0.26	0.149	-0.21	-0.27	0.274	-0.37	-0.09	-0.09	-0.27	0
判定者 3	0.091	-0.05	0.075	0	-0.19	-0.06	-0.26	-0.26	0	0
判定者 4	0.354	-0.2	0.289	0	0.25	-0.25	0	0	0	0

たとえば、モデル項「樽の乾燥」について検討してみましょう。「品種*搾汁」が効果がある場合、「樽の乾燥」の推定値は、バイアスをもちます。バイアスがある推定値と真のパラメータ値との差は、「品種*搾汁」の効果の0.4倍に相当します。そのため、「樽の乾燥」が有意であったとしても、その有意性は、実際には「品種*搾汁」によるものかもしれません。

計画の診断統計量

「計画の診断統計量」アウトラインには、計画の効率が表示されます。ここで表示されている効率は、作成された計画を理論上の最適計画と比較したものです。ただし、理論上の最適計画は、実際には存在しないかもしれません。ここで表示されている効率は、作成された計画の効率の、理論上の最適計画の効率に対する比率を百分率で表したものです。効率の詳細については、「計画の評価」章の「推定効率」(425ページ)を参照してください。

図4.8 「計画の診断統計量」アウトライン

計画の診断統計量	
D-最適計画	
D効率	100
G効率	100
A効率	100
平均予測分散	0.4
計画作成時間 (秒)	0.133333

この例におけるD効率、G効率、A効率はすべて100%です。これは、作成された計画の効果は互いに直交しており、これら3つの基準において理論上の最適計画になっていることを意味しています。

「計画の診断統計量」アウトラインの最初の行は、この計画が、D 効率の基準を最適化するように作成されたことを示しています。詳細については、「**「カスタム計画」のオプション**」(100 ページ) の「最適化基準」を参照してください。この例では、作成された計画の D 効率は 100% です。

出力オプション

「出力オプション」パネルを使って、データテーブル内の実験の順序を指定します。この例では、デフォルトで選択されている**「ブロック内でランダム化」**が適切です。データテーブルを作成するには、**「テーブルの作成」**をクリックしてください。

図 4.9 のような「カスタム計画」のテーブルが作成されます。

メモ: アルゴリズムは無作為に選んだ初期計画から反復計算を開始するため、図とは同じ結果にはなりません。図 4.9 のテーブルと同じ結果を得るには、「**同じ結果を得るための手順 (オプション)**」(69 ページ) の手順に従ってください。

図 4.9 カスタム計画のテーブル

カスタム計画 2		判定者	品種	畑	除梗	酵母	温度	搾汁	樽齢	樽の乾燥	ろ過	評価	
計画	カスタム計画	1	1	Dijon	4	No	Cultured	Low	Hard	2 Years	Air	No	•
基準	D-最適計画	2	1	Bernard	1	Yes	Cultured	High	Soft	New	Air	No	•
▶ モデル		3	1	Bernard	3	Yes	Wild	High	Hard	New	Air	No	•
▶ 計画の評価		4	1	Dijon	1	Yes	Cultured	Low	Hard	2 Years	Kiln	Yes	•
▶ DOEダイアログ		5	1	Dijon	2	Yes	Cultured	Low	Soft	2 Years	Air	Yes	•
		6	1	Dijon	3	No	Wild	High	Soft	New	Kiln	Yes	•
		7	1	Bernard	2	No	Wild	Low	Soft	New	Kiln	Yes	•
▼ 列(11/0)		8	1	Bernard	4	No	Wild	High	Hard	2 Years	Kiln	No	•
判定者 *		9	2	Bernard	4	Yes	Cultured	Low	Hard	New	Kiln	No	•
品種 *		10	2	Bernard	2	Yes	Wild	Low	Soft	New	Kiln	Yes	•
畑 *		11	2	Bernard	2	No	Cultured	Low	Hard	2 Years	Air	No	•
除梗 *		12	2	Bernard	4	Yes	Cultured	High	Soft	2 Years	Kiln	Yes	•
酵母 *		13	2	Dijon	3	No	Wild	Low	Soft	2 Years	Air	No	•
温度 *		14	2	Dijon	3	No	Wild	High	Hard	New	Kiln	Yes	•
搾汁 *		15	2	Dijon	1	Yes	Wild	High	Soft	2 Years	Air	Yes	•
樽齢 *		16	2	Dijon	1	No	Cultured	High	Hard	New	Air	No	•
樽の乾燥 *		17	3	Bernard	4	Yes	Wild	Low	Soft	2 Years	Kiln	No	•
ろ過 *		18	3	Dijon	3	Yes	Cultured	Low	Hard	New	Air	Yes	•
評価 *		19	3	Bernard	2	Yes	Wild	High	Hard	New	Air	No	•
		20	3	Bernard	3	No	Cultured	Low	Soft	2 Years	Kiln	Yes	•
▼ 行		21	3	Bernard	1	No	Wild	High	Soft	2 Years	Air	Yes	•
すべての行	40	22	3	Dijon	1	No	Wild	Low	Hard	2 Years	Kiln	No	•
選択されている行	0	23	3	Dijon	2	Yes	Cultured	High	Hard	New	Kiln	No	•
除外されている行	0	24	3	Dijon	4	No	Cultured	High	Soft	New	Air	Yes	•
表示しない行	0	25	4	Dijon	4	No	Wild	Low	Soft	New	Air	No	•
ラベルのついた行	0												

次の点を確認してください。

- 計画の作成時に、「モデル」スクリプト、「計画の評価」スクリプト、「DOE ダイアログ」スクリプトが作成され、テーブルパネルに保存されています。「モデル」スクリプトを実行すると、「モデルのあてはめ」ウィンドウが開き、「カスタム計画」ダイアログの「モデル」アウトラインで**「必須」**に指定した効果が表示されます。「DOE ダイアログ」スクリプトは、テーブルの作成に使用したカスタム計画のウィンドウを呼び出します。

- 「列」パネルで、因子と応答の右側にアスタリスク (*) がついています。これは、データテーブルの列に列プロパティが保存されていることを示します。これらの列プロパティは、データの分析に使用されます。列プロパティの詳細については、「因子」(83 ページ) および「因子の列プロパティ」(88 ページ) を参照してください。

データの分析

これで、実験を行い、ワインの**評価**を収集し、「カスタム計画」テーブルの「**評価**」列に結果を入力する準備が整いました。

1. [ヘルプ] > [サンプルデータライブラリ] を選択し、「Design Experiment」フォルダの「Wine Data.jmp」を開きます。
「Wine Data.jmp」データテーブルは、実験の結果が含まれていることを除けば、図4.9の「カスタム計画」テーブルとまったく同じです。
2. 「テーブル」パネルで、「モデル」スクリプトの横にある緑の三角ボタンをクリックします。

図4.10 ワインの実験の「モデルのあてはめ」ダイアログボックス

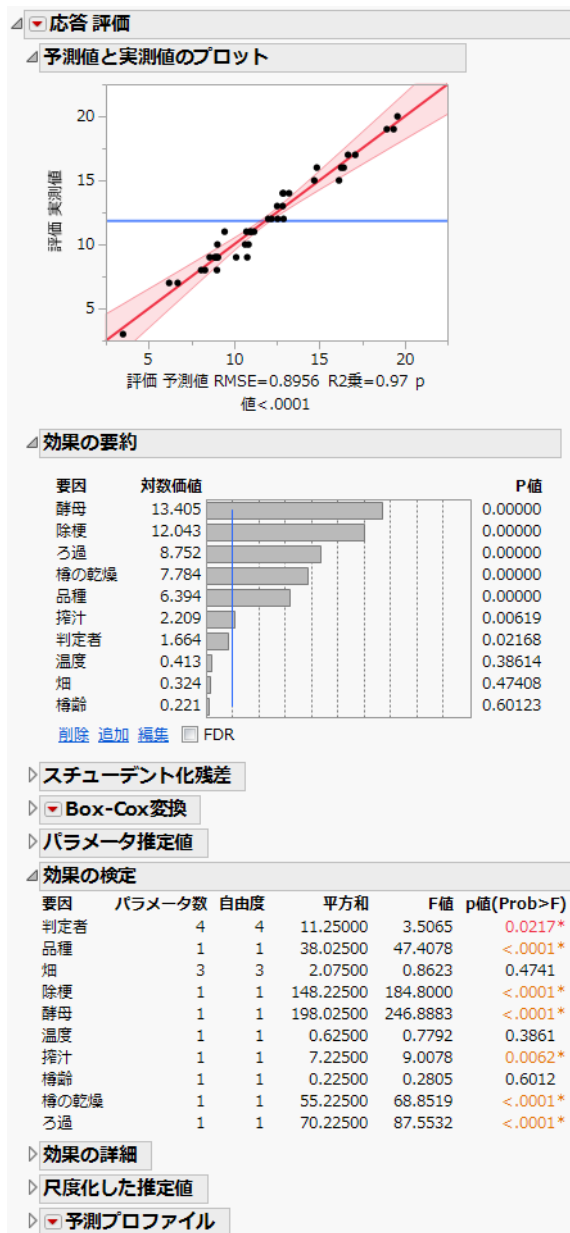
ブロック因子「**判定者**」が、変量効果（ランダムな効果）ではなく、固定効果として追加されていることに注目してください。5人の判定者は母集団から無作為に（ランダムに）抽出されたのではなく、特定の人を意図的に選んだので、これは適切な設定です。

3. [実行] をクリックします。

完全モデルの結果に対する解釈

結果は次のようになります。

図4.11 モデルのあてはめの結果（一部）



次の点を確認してください。

- 「予測値と実測値のプロット」には、あてはまりの悪さを示す証拠が見当たりません。
- 「予測値と実測値のプロット」とその下の p 値から、モデルが有意であることがわかります。
- 「効果の検定」レポートから、モデル項のうち 7 つが、0.05 の有意水準において有意であることがわかります。「畑」、「温度」、「樽齢」は有意ではありません。
- 「効果の要約」レポートには、効果が有意な順に表示されています。「対数価値」の値が大きいほど、 p 値がより小さく、より有意になっています。

モデルの縮小

ここでは、重要でないと判断した効果をモデルから削除し、説明変数をより減らしたモデルにしましょう。

1. 「効果の要約」レポートで、Ctrl キーを押しながら「温度」、「畑」、「樽齢」を選択します。
2. [削除] をクリックします。

選択した効果がレポートから削除されます。

縮小モデルの結果に対する解釈

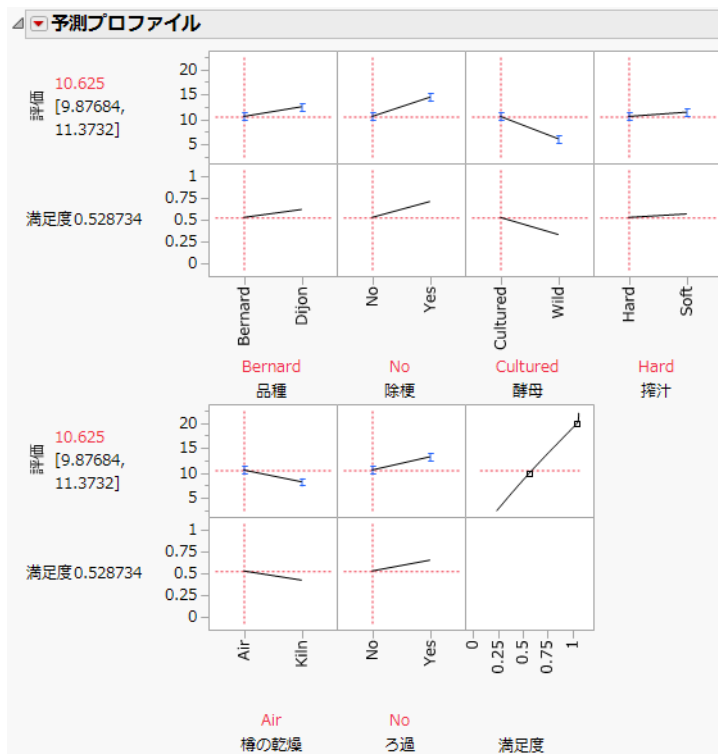
説明変数を減らしたモデルの「予測値と実測値のプロット」を見ても、あてはまりの悪さに関する問題は見当たりません。また、「効果の要約」と「効果の検定」の各レポートから、残りの 7 つの項が 0.05 の水準において有意であることがわかります。

図 4.12 は、「予測プロファイル」です。応答の目標として [最大化] を選択し、「下側限界」を 0、「上側限界」を 20 としたことを思い出してください。限界を設定した場合、「カスタム計画」テーブルの「評価」列に「応答変数の限界」列プロパティが保存されます。「予測プロファイル」は、「応答変数の限界」の情報を使って満足度関数を作成します。満足度関数は、図 4.12 の上段の右端に表示されています。下の段には、満足度のトレースが表示されます。

上段の最初の 6 つのプロットは、予測モデルのトレースを描いています。各プロットに描かれている線は、赤い縦線の位置に他のすべての因子を固定した場合に、該当する因子に対して「評価」の予測値が変化する様子を表しています。デフォルトでは、カテゴリカル因子の水準は最小値に設定されています。因子の設定を変化させることで、ワインの「評価」の予測値がどのように変化するかを確認できます。予測値の信頼区間は、「評価」の平均予測値に対するものです。

「判定者」因子がプロファイルに表示されていないことに注目してください。これは、「判定者」がブロック変数だからです。変動を説明するために「判定者」をモデルに含めていますが、「判定者」は因子設定の最適化において重要ではありません。この例での「評価」の予測値は、評価の予測値を判定者全員において平均したものになっています。

図4.12 縮小モデルのプロファイル



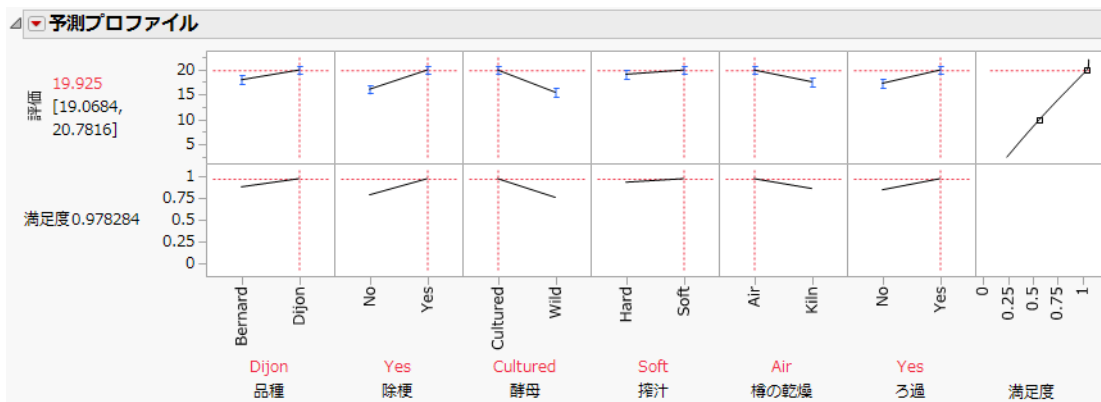
因子設定の最適化

判定者全員の「評価」を最大化する設定を見つけましょう。

1. 「予測プロファイル」の赤い三角ボタンのメニューから「最適化と満足度」>「満足度の最大化」を選択します。

「予測プロファイル」内の赤い縦の点線が、各因子の最適な設定に移動します。最適な設定では、評価の予測値が19.925となります。一般的に、応答を最適化する因子設定は複数存在する場合があります。

図4.13 因子設定を最適化した予測プロファイル



- すべての実験における評価の予測値を確認するには、予測式を保存します。「応答 評価」の赤い三角ボタンのメニューから「列の保存」>「予測式」を選択します。

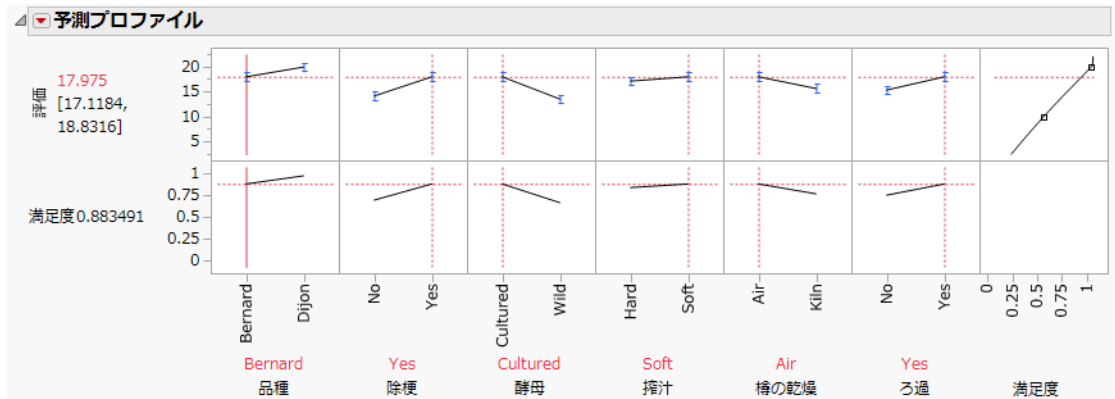
データテーブルに、「予測式 評価」という列が追加されます。行33の実験では、「判定者」5が評価20を与えています。この実験の「判定者」5の評価の予測値は19.550です。なお、行33の実験は、最適な因子設定での実験になっています。最適な因子設定での「予測プロファイル」の予測値19.925は、この因子設定における判定者5人全員の予測値を平均したものです。

因子水準のロック

満足度を最大化してみると、Dijon 種を使ったほうが評価が高くなることがわかりました。図 4.13 を参照してください。しかし、会社の支配人から、Bernard 種を栽培している畑に Dijon 種の苗を新たに植えるのは、コスト面から見て無理だという指摘がありました。そのため、Bernard 種における最適な設定と、そのときの評価の予測値を調べる必要があります。

- 「予測プロファイル」の「品種」プロットで、赤い縦の点線を「Bernard」にドラッグします。
- Ctrl キーを押しながら、いずれかの「品種」プロットをクリックします。
「因子設定」ウィンドウが開きます。
- 「因子設定のロック」を選択して [OK] をクリックします。
- 「予測プロファイル」の赤い三角ボタンのメニューから「最適化と満足度」>「満足度の最大化」を選択します。

図 4.14 Bernard 種の最適設定を示した予測プロファイル



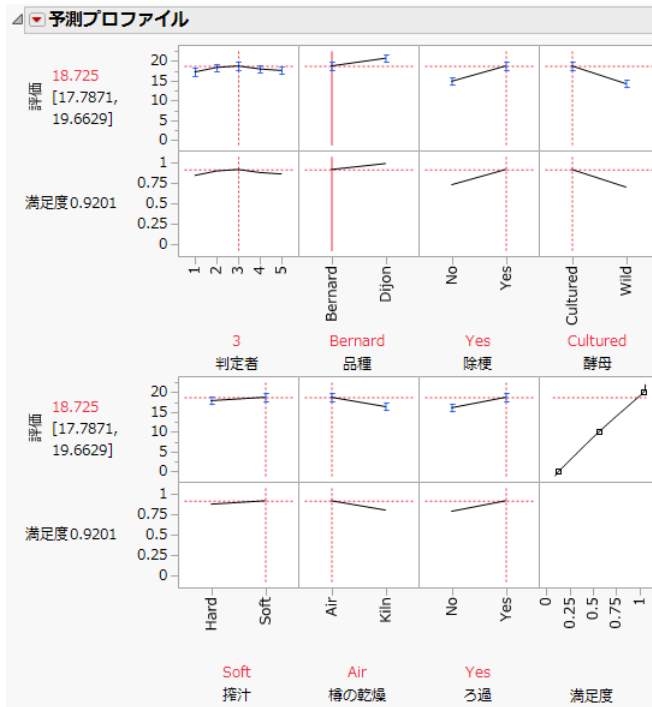
モデルには交互作用項がないので、最適な設定は変化しません。品種は Bernard に固定した場合、最適な設定における評価の予測値は 17.975 になります。

判定者のプロフィール

「判定者」の水準のプロファイルのトレースを見るには、次の手順に従います。

1. 「予測プロファイル」の赤い三角ボタンのメニューから、[因子グリッドのリセット] を選択します。
「因子設定」ウィンドウが開き、「判定者」を含むすべての因子の列が表示されます。「判定者」の下にある「表示」ボックスにチェックマークがついていません。そのため、「判定者」は「予測プロファイル」に表示されません。
2. 「判定者」の下にある [表示] ボックスを選択します。
3. 「判定者」の下にある [因子設定のロック] ボックスの選択を解除します。
4. [OK] をクリックします。
プロファイルが更新され、「判定者」のプロットが表示されます。
5. 「判定者」の上にあるいずれかのプロットをクリックします。

図4.15 縮小モデルのプロファイルに「判定者」を表示したところ



赤い縦の点線が表示されます。各判定者のトレースを見るにはこの線をドラッグします。「品種」が「Bernard」にロックされたままになっていることに注意してください。ロックを解除するには、Ctrlキーを押しながら、いずれかの「品種」プロットをクリックします。「因子設定」ウィンドウが開いたら、[因子設定のロック] の選択を解除してください。

要約

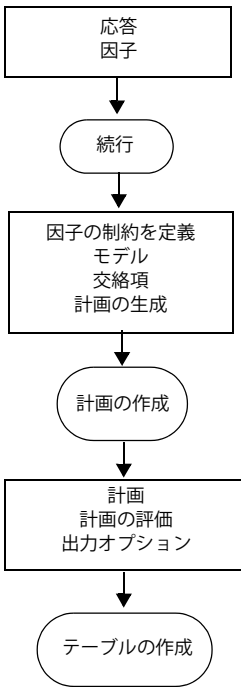
実験回数を40回に抑えた実験によって、ピノ・ノワールのワインに影響を与える因子を（9つから）6つ特定しました。最適な設定では、評価の予測値が19.925（最高は20）になることがわかりました。また、2つの品種両方での最適な設定も特定できました。

この節では、「カスタム計画」によって計画を作成しました。次節では、各アウトラインと計画手順について詳しく説明します。

「カスタム計画」ウィンドウ

「カスタム計画」ウィンドウは、計画の手順を踏むごとに内容が更新されます。操作手順は、図4.16のような流れです。手順の間にあるボタンをクリックすると、ウィンドウが更新されていきます。

図4.16 カスタム計画のフロー



この節では、「カスタム計画」ウィンドウの各アウトラインについて解説します。

応答

「応答」アウトラインでは、1つまたは複数の応答を指定します。

ヒント: 応答の設定を保存したい場合には、「応答」アウトラインへの入力が完了した後に、赤い三角ボタンのメニューから「**応答の保存**」を選択してください。これにより、応答の名前、目標、限界、重要度の値がデータテーブルに保存され、「実験計画 (DOE)」のプラットフォームにおいて後で再利用できるようになります。

図4.17 「応答」アウトライン

The screenshot shows the 'Response' (応答) window. At the top, there are buttons for 'Add Response' (応答の追加), 'Delete' (削除), and 'Number of Responses...' (応答数...). Below these is a table with the following columns: 'Response Name' (応答名), 'Goal' (目標), 'Lower Bound' (下側限界), 'Upper Bound' (上側限界), and 'Importance' (重要度). The first row has the response name 'Y オプションの項目' (Y Option Item), a goal of 'Maximize' (最大化), and empty fields for the bounds and importance. A red triangle icon is visible in the top right corner of the window.

応答名	目標	下側限界	上側限界	重要度
Y オプションの項目	最大化	.	.	.

応答の追加 応答を1つ追加し、目標の種類を「最大化」（望大特性）、「目標値に合わせる」（望目特性）、「最小化」（望小特性）、または「なし」に設定します。「目標値に合わせる」を選択した場合は、目標の限界値を入力します。「最大化」または「最小化」を選択した場合、限界の入力は必須ではありませんが、満足度関数を使用する場合は、入力しておくに役立ちます。

削除 選択されている応答を削除します。

応答数 応答数を入力すると、その個数だけ応答変数が追加されます。デフォルトのY以外の応答を入力した場合、追加された応答の「目標」は、最後に入力した応答と同じものになります。そうでない場合、デフォルトの「目標」は「目標値に合わせる」です。目標を変更するには、テーブル内で目標の種類をクリックします。

「応答」アウトラインには、次のような列があります。

応答名 応答の名前。追加した応答には、デフォルトで「Y」、「Y2」... という名前がつきます。名前を変更するには、ダブルクリックして任意の名前を入力します。

目標、下側限界、上側限界 目標として、応答を最大化したいのか、最小化したいのか、目標値に合わせたいのか、あるいは特に目標がないのかを指定できます。指定された内容に従って、生成された計画のデータテーブルにおける各応答列に、「応答変数の限界」列プロパティが割り当てられます。この情報を使い、各応答の満足度関数が定義されます。「プロファイル」と「等高線プロファイル」は、これらの満足度関数を使って最適な因子設定を見つけます。詳細については、『プロファイル機能』の「プロファイル」章および付録「列プロパティ」の「[応答変数の限界](#)」（637 ページ）を参照してください。

- 「最大化」は、大きな値ほど良いこと（望大特性）を意味します。なんらかの下側限界や上側限界がある場合は、それらも指定してください。
- 「最小化」は、小さな値ほど良いこと（望小特性）を意味します。なんらかの下側限界や上側限界がある場合は、それらも指定してください。
- 「目標値に合わせる」の場合、指定された目標値が最良であること（望目特性）を意味します。デフォルトの目標値は、下側限界と上側限界の中間値に設定されます。
- 「なし」は、最適化の目標がないことを意味します。この場合、満足度関数は作成されません。

メモ: 「目標値に合わせる」を選んだときで、目標値が下側限界と上側限界の中間値ではない場合は、計画のデータテーブルを作成した後に変更してください。それには、データテーブルの応答列において **[列] > [列情報]** を選択し、列情報ウィンドウを開き、希望の目標値を入力します。

重要度 応答が複数ある場合は、指定した重要度の値を使って全体の満足度関数が計算されます。重要度は、応答の重みとして扱われます。応答が1つしかない場合、重要度はデフォルトで1に設定されるため、重要度を指定する必要はありません。

「応答」アウトラインの編集

「応答」アウトラインでは、次のような作業ができます。

- 応答をダブルクリックして応答名を変更する。

- 目標をクリックして変更する。
- 限界または重要度の値をクリックして変更する。
- 複数の応答に対して、重要度の値を入力する。

「応答変数の限界」列プロパティ

応答の入力時に指定した「目標」、「下側限界」、「上側限界」、「重要度」は、最適な因子設定を見つける際に使用されます。これらの情報は、生成された計画のデータテーブルにおいて、各応答列の「応答変数の限界」列プロパティに保存されます。JMPは、この情報を使って満足度関数を定義します。満足度関数は、予測プロファイルで最適な因子設定を見つけるために使用されます。「応答変数の限界」列プロパティの詳細とその使用例については、付録「列プロパティ」の「[応答変数の限界](#)」(637ページ)を参照してください。

下側限界と上側限界を指定しない場合、観測された応答データの範囲に基づいて自動的に満足度関数が定義されます。下側限界と上側限界が指定された場合には、それらの限界によって満足度関数が定義されます。満足度関数の作成については、『プロファイル機能』の「プロファイル」章を参照してください。

因子

「因子」アウトラインで因子を追加します。

ヒント:「因子」アウトラインが完成したら、赤い三角ボタンのメニューから「[因子の保存](#)」を選択することを確認してください。これにより、因子の名前、役割、変更、値がデータテーブルに保存され、後で再利用できるようになります。

図4.18 「因子」アウトライン



因子の追加 因子の種類を選択します。詳細については、「[因子の種類](#)」(84ページ)を参照してください。

削除 選択されている因子が削除されます。

メモ: [続行] または [戻る] ボタンをクリックした後、すべての因子を削除しようとすると、連続変数の因子が1つ残ります。この因子は、新しい因子を追加した後に削除できます。

N個の因子を追加 複数の因子を追加します。追加する因子の数を入力してから、**「因子の追加」** をクリックして因子の種類を選択します。**「N個の因子を追加」** を繰り返すことで、異なる種類の因子を複数追加することができます。

「因子」アウトライン

「因子」アウトラインには、次のような列があります。

名前 因子の名前。追加した因子には、デフォルトで「**X1**」、「**X2**」... という名前がつきます。名前を変更するには、ダブルクリックして任意の名前を入力します。

役割 因子の役割を指定します。役割は、「因子の役割」列プロパティとしてデータテーブルに保存されます。このプロパティがあることで、因子の種類は適切にモデル化されます。

変更 因子水準の変更の難度を、[容易]、[困難]、[非常に困難] の中から選択します。デフォルト値の[容易]を変更するには、値をクリックします。因子の変更を[困難]または[非常に困難]に指定すると、ランダム化において、それらの設定に対応した制約が課せられます。因子リストに[困難]な因子がない場合、因子を[非常に困難]に指定することはできません。変更の難易度を指定すると、データテーブルに「因子の変更」列プロパティが保存されます。詳細については、**「変更とランダムブロック」** (86 ページ) を参照してください。

値 実験における因子の設定。値を挿入するには、デフォルトの値をクリックし、任意の値を入力します。

「因子」アウトラインの編集

「因子」アウトラインでは、次のような作業ができます。

- 因子名を編集するには、因子名をダブルクリックします。
- カテゴリカル因子の場合、因子名の左隣に下向きの矢印があります。この矢印をクリックすると水準が追加されます。
- 因子の水準を削除するには、値をクリックし、キーボードの **Delete** キーを押し、最後にテキストボックスの外をクリックします。
- **「変更」** の項目を変更するには、「変更」列の値をクリックして適切な値を選択します。
- 値を編集するには、「**値**」列の値をクリックします。

因子の種類

因子の種類を選択するには、「カスタム計画」の **「因子の追加」** をクリックします。

メモ: 生成された計画のデータテーブルにおいて、各因子の列に「因子の役割」列プロパティが設定されます。「因子の役割」列プロパティがあることで、因子が適切にモデル化されます。

連続変数 数値データを値として取る因子。連続変数とは、指定された下限から上側までの間において、任意の数値に設定できる因子のことです。

離散数値 数値データを値として取る因子。離散数値の因子は、不連続の数値のみを取ります。値の順序には意味があります。

離散数値の因子が k 水準の場合($k > 2$)、デフォルトで因子の値は $1, 2, \dots, k$ の整数となります。 $k = 2$ の場合、離散数値の因子の値はデフォルトで-1および1に設定されます。デフォルトの値を、実験で使用する設定に置き換えてください。

メモ: 離散数値の因子は、すべての水準が計画に出現するとは限りません。どの水準が出現するかは、「モデル」アウトラインで指定されたモデルによって決まります。全水準が計画に出現する必要がある場合は、「スクリーニング計画」プラットフォームの使用を検討してください。

離散数値の因子に k 水準を設定した場合、デフォルトで、 $k-1$ 次のべき乗項がモデルに含まれます。ただし、 k が6以上の場合には、5次のべき乗までしか含まれません。これらのべき乗項には、2次以上の項の「推定」には「可能な場合のみ」が指定されます。「可能な場合のみ」を指定することにより、少ない実験回数でも3水準以上の水準を取り扱うことができます。なお、モデルが1次式の場合は、離散数値の因子は、端の値だけを用います。仮定したモデルで離散数値因子がどのように扱われるかは、「モデル」(92ページ)に詳しい説明があります。

離散数値の因子は、「モデルのあてはめ」では、連続尺度の説明変数として扱われます。また、計画のデータテーブルに保存される「モデル」スクリプトには、3次以上のべき乗項は含まれていません。

カテゴリカル 数値または文字の値を取ります。作成されるデータテーブルにおいて、データはカテゴリカルなものとして扱われます。そのデータテーブルにおいて、「カスタム計画」で入力したときの左から右の順序をデータ値は保ちます。この順序は、作成されたデータテーブルの各列における「値の順序」列プロパティに保存されます。

ブロック 数値または文字の値を取ります。ブロック因子は、カテゴリカル因子の特殊形態で、主効果としてのみモデルに含めることができます。ブロック因子を定義した場合は、ブロックごとの実験回数を指定します。計画テーブルに「ブロックあたり実験回数」列プロパティが保存されます。デフォルトの実験回数は、少なくとも2つのブロックがあると想定しています。ブロックごとの実験回数の整数倍でない実験回数を指定した場合、JMPは可能な限りバランスの取れた計画にしようとします。その過程では、ブロックごとの実験回数が2以上になるようにします。

共変量 数値または文字の値を取ります。共変量とは、各実験ユニットにおいて、実験前にわかっている測定値を指します。指定された共変量は、計画が最適になるように、最適化基準の計算に使われます。「[変更とランダムブロック](#)」(86ページ)および「[変更が困難な共変量](#)」(118ページ)を参照してください。

共変量を指定するには、まず、共変量の値を含んだデータテーブルを予め用意しておいてください。そして、共変量を含んだそのデータテーブルを開いて、アクティブにしてください。その状態で「共変量」を選択すると、現在のデータテーブルから列を選択するウィンドウが開きます。その列選択のウィンドウで、共変量の列を選択してください。

場合によっては、多数の設定候補の中から、一部の計画点を選択したいことがあります。たとえば、大量のユニットバッチに対して、測定値の列(因子)が複数あるとします。そして、各ユニットの測定値を、1つの候補の実験として扱うとしましょう。これらの候補の実験の中から、応答を測定するのに最適な実験のいくつかを選択したいとします。このような場合は、候補の実験をすべて含むデータテーブルをアク

タイプにしてから、[因子の追加] > [共変量] を選択し、測定値の列をすべて選択します。そして、[実験の回数] を指定します。すると、データテーブルのなかから最適な計画の組み合わせが自動的に抜き出されます。

メモ: [実験の回数] または [一次単位の数] を指定する際、共変量のデータテーブルの行数を超えないように注意してください。

配合 配合物の構成比を表す、連続尺度の因子です。配合因子の値は、合計が定数にならないとなりません。デフォルトでは、配合因子の値を合計すると1になります。配合成分の合計をそれ以外の正の値に設定するには、赤い三角ボタンのメニューから [詳細オプション] > [配合成分の合計] を選択します。データテーブルに「配合」列プロパティが保存されます。

定数 数値または文字の値を取ります。定数因子の値は、実験の際、固定されたままです。定数因子は、「モデル」アウトラインに含まれません。また、データテーブル内の「モデル」スクリプトにも含まれません。

調整不可能 数値または文字の値を取ります。調整不可能因子は、製造工程において値を制御することができません。それでもモデルに含めたいとき、このオプションを使用します。実験を行うたびに因子の値を記録することができる状況を前提としています。

連続尺度の列が空の状態では計画テーブルに追加されます。必要であれば、「列情報」ウィンドウでデータの種類または尺度を変更します。列に値を入力します。調整不可能因子は、「モデル」アウトラインに含まれません。また、データテーブル内の「モデル」スクリプトにも含まれません。

変更とランダムブロック

実験ごとに因子を変更することの相対的な難度を指定しておく、特に工業分野での実験に役立ちます。多くの状況で、変更の困難な因子を固定したまま複数の実験が実施できると便利です。「変更」の設定を [困難] にすると、分割実験が作成され、[非常に困難] にすると2段分割実験が作成されます。

連続変数、離散数値、カテゴリカル、配合の因子において、「変更」を [困難] や [非常に困難] に設定できます。因子を [非常に困難] に設定するには、別の因子が [困難] に設定されている必要があります。

共変量においては、「変更」を [困難] に設定できます。ある共変量を [困難] に設定すると、他のすべての共変量も [困難] に設定され、残りの因子は [容易] に設定されます。共変量を含んだ場合のアルゴリズムは、行交換と座標交換の組み合わせを必要とします。そのため、比較的小さい計画でも、計画を生成するのに時間がかかることがあります。

因子の変更が [困難] または [非常に困難] な計画の場合、「カスタム計画」は、指定された最適化基準で最適な計画を見つけようとします。「最適化基準」(119ページ)を参照してください。分割実験計画を作成する手法の詳細については、Jones and Goos (2007)を参照してください。変更が困難な共変量を持つ計画については、Jones and Goos (2015)を参照してください。

図4.19は、「Design Experiment」フォルダ内にある「Cheese Factors.jmp」サンプルデータの因子を使った2段分割実験の例です。

図4.19 2段分割計画の「因子」および「計画の生成」アウトライン

因子

因子の追加

削除

N個の因子を追加

1

名前	役割	変更	値
▲貯蔵1	連続変数	非常に困難	-1 1
▼貯蔵2	カテゴリカル	非常に困難	L1 L2
▲凝乳1	連続変数	困難	-1 1
▼凝乳2	連続変数	困難	-1 1
▼凝乳3	カテゴリカル	困難	L1 L2
▲凝乳4	連続変数	困難	-1 1
▼凝乳5	カテゴリカル	困難	L1 L2 L3 L4
▲チーズ1	連続変数	容易	-1 1
▼チーズ2	連続変数	容易	-1 1
▲チーズ3	カテゴリカル	容易	L1 L2 L3

因子の制約を定義

モデル

交絡項

計画の生成

☐ 変更が「困難」な因子を、「非常に困難」な因子と独立して設定

一次単位の数

5

二次単位の数

11

実験の回数:

☐ 最小値 14
 ☐ デフォルト値 33
 ☒ ユーザ定義 22

計画の作成

1つまたは複数の因子の「変更」を「困難」に設定し、どの因子も「非常に困難」に設定しなかった場合、「一次単位」というカテゴリカルな因子が追加されます。このような場合、分割実験が作成されます。

- 「一次単位」因子の各水準は、ブロックになっています。そして、各ブロック内において、変更が困難な因子の水準がいずれか1つに固定されています。
- 計画のデータテーブルにおける「モデル」スクリプトでは、「一次単位」因子に「変量効果」の属性が設定されています。
- 「一次単位」因子には、「因子の役割」列プロパティとして「ランダムブロック」が設定されます。

「困難」と「非常に困難」の両方を指定した場合、「二次単位」および「一次単位」というカテゴリカルな因子が計画に追加されます。このような場合、2段分割実験が作成されます。

- 「二次単位」因子の各水準は、ブロックになっています。そして、各ブロック内において、変更が非常に困難な因子の水準がいずれか1つに固定されています。
- 「一次単位」因子の各水準も、ブロックになっています。そして、各ブロック内において、変更が困難な因子の水準がいずれか1つに固定されています。
- 計画のデータテーブルにおける「モデル」スクリプトでは、「一次単位」因子と「二次単位」因子に「変量効果」の属性が設定されています。
- デフォルトでは、「困難」な因子の水準が、「非常に困難」な因子の水準からの入れ子になっています。

- 計画のデータテーブルでは、「一次単位」因子と「二次単位」因子の両方に「ランダムブロック」の役割が設定されます。

2方分割実験を作成するには、「計画の生成」の下に[変更が「困難」な因子を、「非常に困難」な因子と独立して設定]を選択します。このオプションは、[困難]な因子の水準と[非常に困難]な因子の水準を交差します。「2方分割法」(114ページ)を参照してください。

「一次単位の数」と「二次単位の数」のテキストボックスを使用して、一次単位の数と二次単位の数を指定します。これらのボックスには、推奨されるデフォルト値が挿入されています。デフォルト値の計算については、「一次単位と二次単位の数」(118ページ)を参照してください。

ランダムブロックを使った1段分割法、2段分割法、2方分割法の詳細と例については、「特殊なランダム化を行う実験計画」(109ページ)を参照してください。変更が困難な共変量を含む計画の詳細については、「変更が困難な共変量」(118ページ)を参照してください。

因子の列プロパティ

データテーブルには、各因子のさまざまな列プロパティが保存されます。これらの列プロパティの詳細と例については、付録A「列プロパティ」を参照してください。

因子の役割 データテーブルにおけるすべての因子の列に、「因子の役割」列プロパティが割り当てられます。この「因子の役割」列プロパティの値は、実験を計画するときに指定した役割によって決まります。たとえば、ランダムブロックの因子には「ランダムブロック」という値が割り当てられます。「因子の役割」列プロパティは、データをモデル化するときに、どのように因子を用いるかを示しています。また、「因子の役割」列プロパティの値は、「拡張計画」プラットフォームでも使われます。詳細については、付録「列プロパティ」の「因子の役割」(645ページ)を参照してください。

因子の変更 データテーブルにおけるすべての因子の列には、「因子の変更」列プロパティも割り当てられます。「変更」に対して設定した値が、「因子の役割」列プロパティの値になります。「因子の変更」列プロパティは、データをモデル化するときに、どのように因子を用いるかを示しています。また、「因子の変更」の値は、「拡張計画」プラットフォームと「計画の評価」プラットフォームでも使われます。詳細については、付録「列プロパティ」の「因子の変更」(660ページ)を参照してください。

コード変換 因子の「役割」が[連続変数]、[離散数値]、連続尺度の[共変量]、または[調整不可能]である場合は、「コード変換」列プロパティが保存されます。このプロパティは、最小値が-1、最大値が+1になるように因子の値を変換します。詳細については、付録「列プロパティ」の「コード変換」(647ページ)を参照してください。

値の順序 因子の役割がカテゴリカルまたはブロックの場合は、「値の順序」列プロパティが保存されます。この列プロパティによって、因子水準の表示順序が決まります。詳細については、付録「列プロパティ」の「値の順序」(663ページ)を参照してください。

配合 因子の役割が[配合]の場合は、「配合」列プロパティが保存されます。このプロパティは、配合成分に対する限界値と、それらの合計値を指定します。配合因子に対し、コード変換を選択することもできます。詳細については、付録「列プロパティ」の「配合」(655ページ)を参照してください。

ブロックあたり実験回数 ブロック因子において、ブロックごとに実行可能な最大実験回数を示します。「因子」アウトラインで「ブロック」因子を指定すると、「ブロックあたり実験回数」列プロパティが保存されます。詳細については、付録「列プロパティ」の「**ブロックあたり実験回数**」(670ページ)を参照してください。

因子の制約を定義

メモ: 「被覆配列」の場合は、「**被覆配列**」章(527ページ)を参照してください。

「因子の制約を定義」によって、計画の領域を制限することができます。制約をロードした場合、またはスクリプトの一部に制約を含めた場合を除き、デフォルトでは、制約を「**しない**」オプションが選択されています。次のいずれかのオプションによって、何らかの制約を指定することができます。

線形制約の指定 このオプションでは、因子の線形結合に対し、線形不等式の制約を指定できます。役割が「**連続変数**」または「**配合**」である因子にのみ使用できます。「**線形制約の指定**」を参照してください。

メモ: 線形制約を含むスクリプトを計画に保存すると、その線形制約は**等しいかまたは小さい**を意味する不等式 ($\leq$) で表されます。

フィルタで許可しない組み合わせを指定 このオプションでは、各因子における値を限定することで、制約を定義します。ANDとORの両方の制約が定義できます。「**フィルタで許可しない組み合わせを指定**」を参照してください。

スクリプトで許可しない組み合わせを指定 スクリプトエディタボックスに、許可しない組み合わせやその他の制約をJSLのブール式として入力します。「**スクリプトで許可しない組み合わせを指定**」を参照してください。

線形制約の指定

連続変数の因子に対して、空間全体に独立して点を分布させるのではなく、線形不等式の制約を課したいことがあるでしょう。そのような場合、線形不等式によって、因子の領域を制限することができます。指定した線形不等式は、計画で許可されている領域を表します。

1つまたは複数の線形不等式の制約を入力するには、「**追加**」ボタンをクリックします。

追加 すべての連続変数を含んでいる線形不等式が1つ追加されます。不等式の係数を入力し、不等号の向きを選択してください。また、不等式の右側のボックスに右辺値を入力してください。さらに制約を加えるには、「**追加**」を再びクリックします。

メモ: 「球の半径」によって計画領域を球形に制限した場合、「**追加**」オプションは使用できなくなります。

最後の制約を削除 最後に追加した制約が削除されます。

制約をチェック 制約の一貫性が検証されます。このオプションは、冗長な制約を削除し、実現可能性を確認します。問題がある場合は、警告が表示されます。線形不等式が因子の上限もしくは下限を表している場合には、「因子」アウトラインにおける因子の範囲が更新された旨を示す警告が表示されます。

フィルタで許可しない組み合わせを指定

このオプションは、データフィルタを使って許可しない組み合わせを指定します。データフィルタの詳細については、『JMPの使用法』の「JMPのレポート」章を参照してください。

「フィルタ因子の追加」リストで因子を選択し、**[追加]** をクリックします。次に、スライダを使う（連続変数の場合）か、水準を選択して（カテゴリカルの場合）、許可しない組み合わせを指定します。

「フィルタ因子の追加」にある赤い三角ボタンのメニューは、各種プラットフォームの起動ウィンドウにある「列の選択」パネルのメニューと同じです。「列の選択」メニューについては、『JMPの使用法』の「はじめに」章を参照してください。

[追加] をクリックすると、「許可しない組み合わせ」パネルに、選択した因子とコントロールボタンが表示されます。因子は、尺度に応じて次のように表示されます。

連続尺度の因子 因子が連続尺度である場合、許可しない範囲を示す矢印付きのスライダが表示されます。また、スライダの上には、不等式が表示されます。スライダの矢印をドラッグするか、不等式の上限や下限をクリックして希望の数値を入力することで、許可しない範囲を指定してください。スライダにおいて、青色に強調表示されている部分が、許可しない範囲を示しています。

カテゴリカルな因子 因子がカテゴリカルである場合、因子の各水準がボックス形式で表示されます。ただし、水準数が多い場合は、リスト形式で表示されます。ここで許可しない水準を選択してください。複数の水準を選択するには、**Ctrl** キーを押しながらクリックします。強調表示されている項目が、許可しない水準となります。なお、「許可しない組み合わせ」パネルにカテゴリカル因子を追加したときに因子名の後に括弧付きで表示されている数値は、その因子の水準数です。

「許可しない組み合わせ」のオプション

「許可しない組み合わせ」パネルには、次のようなボタンがあります。

クリア 水準に対する許可しない組み合わせに関して、指定されている設定すべてをクリアします。ただし、因子の選択はクリアされません。

やり直し 因子の選択をすべて取り消し、画面を因子のリストに戻します。

AND 「フィルタ因子の追加」リストを開きます。そこで選択された因子がANDグループになります。ANDグループで指定されている水準すべてをもつ組み合わせが、許可されない組み合わせになります。

ANDグループに因子を後から追加するには、グループのアウトラインをクリックし、枠が強調されるのを確認します。そして、**[AND]** ボタンをクリックし、因子を追加します。

1つの因子を削除するには、赤い三角ボタンのメニューにある **[削除]** を選択します。

OR 「フィルタ因子の追加」リストを開きます。そこで選択された因子が、ORを挟んで別のANDグループを形成します。ORを挟んだANDグループの場合、いずれかのANDグループで指定された組み合わせが許可しない組み合わせになります。

因子の赤い三角ボタンのメニュー

1つの因子を複数のORグループに含めることができます。特定のORグループにおける、ある1因子に対する設定を、以下では**因子制約**と呼びます。

削除 選択されている因子制約を「許可しない組み合わせ」パネルから削除します。

選択をクリア 因子制約の選択をすべてクリアします。

選択の逆転 因子制約において、選択されている値の選択を解除し、選択されていない値を選択します。

表示オプション カテゴリカル因子にのみ使用できます。表示形式を変更します。次のようなオプションがあります。

- [ブロック表示] は、各水準をブロックとして表示します。
- [リスト表示] は、各水準をリストの項目として表示します。
- [単一カテゴリ表示] は、各水準を表示します。
- [チェックボックス表示] は、各値の隣にチェックボックスを追加します。

検索 カテゴリカル因子にのみ使用できます。因子名の下にテキストボックスを表示し、そこに入力した文字列を因子水準の中から検索します。**Enter** キーを押すか、テキストボックスの外をクリックすると、検索が開始されます。[検索] を一度選択すると、赤い三角メニューに次のような検索オプションが追加されます。

- [検索をクリア] は、検索処理の結果をクリアし、パネルを元の状態に戻します。
- [大文字/小文字を区別] は、入力した文字列の大文字と小文字を区別して検索します。
- [指定の文字列を含む] は、入力した文字列を含んだ値を検索します。
- [指定の文字列を含まない] は、入力した文字列を含まない値を検索します。
- [指定の文字列で始まる] は、入力した文字列で始まる値を検索します。
- [指定の文字列で終わる] は、入力した文字列で終わる値を検索します。

スクリプトで許可しない組み合わせを指定

このオプションでは、JSLスクリプトを使って許可しない因子水準の組み合わせを指定します。このオプションは、因子が連続尺度の場合や、連続尺度とカテゴリカル因子が混ざっている場合に役立ちます。

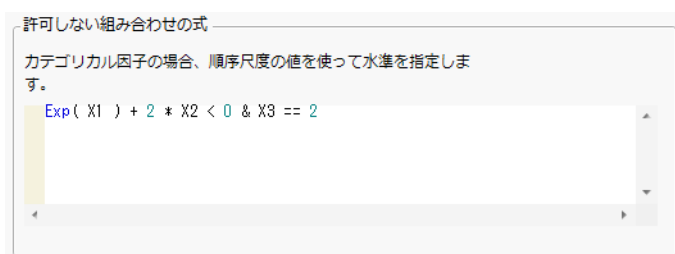
開いたスクリプトウィンドウに、許可しない組み合わせの式を入力してください。その式は、ブール式でなければなりません。真であるブール式で指定された組み合わせが許可されないものとなります。

カテゴリカル因子のための式を作成するときは、水準名の代わりに順序を示す数値を使用してください。たとえば、因子の水準が「高」、「中」、「低」であり、「因子」アウトラインでこの順序で指定した場合には、各水準は1、2、3という数値が関連付けられます。別の例として、「X1」と「X2」という2つの連続尺度の因子があり、「X3」というカテゴリカル因子があるとします。また、カテゴリカル因子の水準は、「L1」、「L2」、「L3」であるとしています。このとき、次式が成り立つものを、許可しない組み合わせに設定するとします。

$$e^{X_1} + 2X_2 < 0 \quad \text{および} \quad X_3 = L2$$

この場合、スクリプトウィンドウに、`(Exp(X1) + 2*X2 < 0) & (X3 == 2)`という式を入力します。

図4.20 スクリプトエディタに式を入力したところ



(図では、構文解析によって不要な括弧が削除されています。) この例のように、式のなかに関数も指定することができます。

モデル

「モデル」アウトラインでは、(推定したいすべての効果を含む) 仮定するモデルを指定します。各効果に、「推定」の種類を指定します。この「推定」には、効果を推定することが必須なのか、可能な場合にのみ推定すればよいかを指定します。

「モデル」アウトラインが開いた際、ほとんどの因子で主効果だけが表示されます。ただし、離散数値の因子に対しては、べき乗の項も追加されます。その場合、2次以上のべき乗項の「推定」は、[可能な場合のみ] に設定されます。それらを必ず推定したいときには、「推定」を[必須]に変更してください。

メモ: 離散数値のべき乗項に対する推定を常に[必須]にするには、それには、[ファイル] > [環境設定] > [プラットフォーム] > [実験計画(DOE)] を選択します。そして、[離散数値のべき乗を必須に指定] にチェックを入れます。

図4.21 「モデル」 アウトライン



計画のデータテーブルを作成すると、そのデータテーブルには「モデル」というスクリプトも保存されます。離散数値因子を除き、この「モデル」スクリプトには、「モデル」アウトラインで指定された効果が含まれます。離散数値因子の場合、「モデル」スクリプトには、主効果と2乗項だけが含まれます。

「モデル」アウトラインには、以下のボタンとフィールドがあります。

主効果 すべての因子における主効果をモデルに追加します。ただし、離散数値の因子に関しては、べき乗項も追加します。

交互作用 交互作用効果を追加します。「因子」アウトラインで因子を選択していない場合は、[2次]、[3次]、[4次]、[5次]を選択すると、その次数までの交互作用すべてが追加されます。特定の因子についてある次数までの交互作用を追加するには、「因子」アウトラインで因子名を選択し、交互作用を選択し、指定したい次数を選択します。なお、非配合因子と配合因子の間の交互作用、ブロック因子や定数因子との間の交互作用は追加されません。

RSM 連続尺度の因子に対し、応答曲面モデルの項（2次までの交互作用と2乗項）を追加します。応答曲面モデル（RSM; Response Surface Model）の項にはカテゴリカル因子は含まれません。また、非配合因子の主効果のうち、すべての配合因子と交互作用があるものは、モデルから削除されます。

交差 特定の交互作用項を追加します。「因子」アウトラインで因子名、「モデル」アウトラインで効果名を選択します。[交差]をクリックすると、「モデル」アウトラインにそれらの交差項が追加されます。

べき乗 べき乗の項を追加します。「因子」アウトラインで因子を選択していない場合は、連続尺度の因子すべてに対してべき乗項が追加されます。「因子」アウトラインで因子を選択してある場合は、選択されている因子に対してのみ、べき乗項が追加されます。[2次]、[3次]、[4次]、[5次]の中から追加する項の次数を選択してください。

Scheffeの3次多項式 すべての配合因子に対してScheffeの3次多項式を追加します。これらの項は、3次多項式の配合モデルを作成する際に使用します。

項の削除 選択されている効果を削除します。

名前 効果の名前。

推定 その効果を推定する必要性を指定します。

- 「推定」を「必須」に設定した場合、アルゴリズムはその効果を必ず推定可能にします。
- 「推定」を「可能な場合のみ」に設定した場合、指定された実験回数においてそれらの項がなるべく推定できるような計画を探します。

離散数値因子のべき乗項を除き、すべての効果はデフォルトでは「必須」に設定されます。効果の「推定」の種類を変更するには、値をクリックしてください。

Bayes 流の D-最適化基準と「可能な場合のみ」の推定

Bayes 流の D-最適計画法では、「必須」の項を精度良く推定し、さらに「可能な場合のみ」の項を包括的に検出（し、一部を推定可能に）するような計画が作成されます。詳細については、「カスタム計画の例」章の「[応答曲面計画](#)」（147 ページ）および「[Bayes 流の D-最適化基準](#)」（120 ページ）を参照してください。

交絡項

仮定したモデルに含まれていない効果が、応答に影響しているケースもあります。「交絡項」アウトラインには、仮定したモデルには含めなかったものの、モデル項の推定値にバイアスを与える可能性がある効果を指定してください。計画を生成すると、「計画の評価」の下に「交絡行列」アウトラインが表示されます。交絡行列には、「交絡項」アウトラインで指定した効果ごとに、パラメータ推定値のバイアスに与える大きさが示されています。詳細については、付録「技術的詳細」の「[交絡行列](#)」（676 ページ）を参照してください。

デフォルトでは、「交絡項」アウトラインには「モデル」アウトラインに含まれていない 2 次交互作用効果がすべて含まれます（ブロック因子に関連する項を除く）。「交絡項」には、ボタンによって効果を追加できます。ボタンを使って「交絡項」に効果を追加する方法については、「[モデル](#)」（92 ページ）を参照してください。

たとえば、3 つの連続尺度の因子を持つ計画を作成するとします。そして、「モデル」アウトラインには、3 つの主効果だけを指定するとします。予算の都合で、実施できる実験は 6 回に限られます。目的は、影響力のある 2 次交互作用と 3 次交互作用が主効果の推定値にどのようなバイアスをかけているかを調べることです。

「交絡項」テーブルには、デフォルトですべての 2 次交互作用が含まれます。**[交互作用] > [3 次]** を選択すると、3 次の交互作用を追加できます。

図 4.22 「交絡項」アウトライン

名前
X1*X2
X1*X3
X2*X3
X1*X2*X3

「計画の生成」アウトラインで「実験の回数」を 6 に設定し、**[計画の作成]** をクリックすると、「計画の評価」アウトラインが表示されます。交絡行列を見るには、「計画の評価」アウトラインを開いて、その下にある「交絡行列」アウトラインを開きます。図 4.23 を参照してください。

図4.23 交絡行列

効果	X1*X2	X1*X3	X2*X3	X1*X2*X3
切片	0	0	0.5	-0.5
X1	0	0	-0.5	0.5
X2	0.5	-0.5	0	0
X3	-0.5	0.5	0	0

「交絡行列」では、各効果が2つの交互作用と部分的に交絡していることがわかります。「計画の評価」章の「[交絡行列](#)」(427 ページ) および付録「技術的詳細」の「[交絡行列](#)」(676 ページ) を参照してください。

計画の生成

「計画の生成」アウトラインでは、計画のサイズと構造を指定します。通常、入力セクションは、次の 2 つに分かれています。

- 計画の構造に関するオプション
- 実験の回数に関するオプション

図4.24 「計画の生成」アウトライン

計画の構造に関するオプション

ブロックごとに実験を実施: ブロックサイズ (「因子」アウトラインでブロック因子を指定した場合は、このオプションは使用できません。) ランダムブロックを含む乱塊法の計画を作成したい場合は、ここに各ブロックにおける実験の回数(ブロックサイズ)を入力します。指定されたブロックサイズで、「**ランダムブロック**」という名前のブロック因子が作成されます。ブロックサイズと全体の実験回数に合わせて、ブロックの水準が決まります。実験回数が指定したブロックサイズの整数倍である場合、各ブロックのサイズは指定した値と同じになります。

一次単位の数 変更が[困難] または[非常に困難] な因子を指定した場合に表示されます。[非常に困難] と[困難] な因子が指定されている場合は、「**一次単位**」因子は、2段分割実験における[非常に困難] な因子に対応しています。[困難] な因子しかない場合には、「**一次単位**」因子は、1段分割実験における[困難] な因子に対応しています。JMP は、モデル内の係数に関する情報を最大にする一次単位の数を表示します。任意の数を入力することもできます。詳細については、「[一次単位と二次単位の数](#)」(118 ページ) を参照してください。

二次単位の数 「非常に困難」な因子を指定した場合に表示されます。「二次単位」因子は、2段分割実験の「困難」な因子に対応します。JMPは、モデル係数に関する情報量を最大にする一次単位と二次単位の数を表示します。任意の数を入力することもできます。詳細については、「一次単位と二次単位の数」(118ページ)を参照してください。

変更が「困難」な因子は、「非常に困難」な因子とは独立して変動します。(2段分割法ではなく)2方分割法を作成したい場合は、このオプションを選択してください。このオプションを選択した場合、「困難」な因子の水準が、「非常に困難」な因子の水準とは独立にランダム化されます。つまり、このオプションを選択した場合、「困難」な因子は「非常に困難」な因子からの枝分かれにはなりません。

中心点の数 計画に、「連続変数」または「配合」の因子が含まれている場合にのみ表示されます。中心点として追加する実験数を指定してください。中心点とは、連続変数において低水準と高水準の中間点を設定した実験のことです。「実験計画を始めよう」章の「中心点、反復実験、検定」(59ページ)を参照してください。

連続変数と他の種類の因子が計画に混在している場合、追加される中心点は、連続変数以外の因子に関してバランスが取れないことがあります。「カスタム計画」は、計画のD効率、I効率、交絡効率を最大にする中心点を選択します。

反復する行数: 計画に追加する反復実験数を指定します。この指定は、計画全体を何回反復させるかではなく、何個の実験点を反復させるかを決めるものです。「実験計画を始めよう」章の「中心点、反復実験、検定」(59ページ)を参照してください。

実験の回数に関するオプション

最小値 計画の生成において失敗しないために最低限必要な実験回数。「最小値」を選択した場合、生成される計画は飽和モデルです。誤差の自由度はありません。

メモ:「最小値」の実験回数を選択した場合、検定の誤差項はなく、パラメータ推定値を検定できません。実験を追加するための費用が確保できない場合に、これを選択すると良いでしょう。

デフォルト 推奨される実験回数。この実験回数は、ヒューリスティックなアルゴリズムによって求められており、最小回数に4回以上の実験を追加したもので、バランスの取れた計画(釣合い型計画)に近づくものが求められています。

ユーザ定義 任意の実験回数が指定できます。「実験の回数」ボックスに値を入力します。このオプションでは、実験者自身が追加実験にかかるコストと得られる情報量を考え、任意の実験回数を指定することができます。

実験の回数 このオプションは、変更が「容易」に設定された共変量因子を指定した場合にのみ表示されます。表示される実験回数は、共変量に関連するデータテーブル内の行数ですが、それより少ない数を指定することができます。その場合、特定の基準を最適化する共変量の値が選択されます。

計画の作成

「計画の生成」アウトラインでの指定が完了したら、**「計画の作成」**をクリックします。そうすると、「計画」アウトラインに生成された計画が表示され、「計画の評価」アウトラインに評価の情報が表示されます。「出力オプション」パネルも開き、計画のデータテーブルを作成できるようになります。

メモ: 最適化基準が最適になる計画は、場合によっては複数存在します。このような場合、**「戻る」** ボタンと **「計画の作成」** ボタンを繰り返しクリックすると、異なる計画が作成されます。

計画

「計画」アウトラインには、指定した条件に基づく、最適な計画の実験が表示されます。実験は、適切にランダム化されていない場合があります。ユーザは、計画のデータテーブルを作成する前に、「出力オプション」パネルで「実験の順序」のオプションを選択できます。

計画の評価

「計画の評価」アウトラインでは、作成された計画の属性を評価する方法が多数提供されます。「計画の評価」アウトラインを開くと、次のようなオプションが表示されます。

検出力分析 指定された大きさをもつ効果を検出できるかどうかを調べます。

予測分散プロファイル 計画の領域内における予測分散を示します。

計画領域率プロット モデルの予測分散が特定の値よりも小さくなっている領域が、全体に対してどれぐらいの割合であるかを示します。

予測分散曲面 任意の2つの連続変数に対し、予測分散を曲面で表したプロットを表示します。

推定効率 パラメータごとに、信頼区間幅を、理想的な（直交）計画で与えられる信頼区間幅と比較したときの増加率を示します。パラメータの相対標準誤差も表示されます。

交絡行列 モデルパラメータが、潜在的に有効でありながらモデルに含まれていない効果によってどれだけのバイアスを受けているかを示す係数。「交絡項」アウトラインにおいて、応答に対して影響があるかもしれない効果を指定してください。付録「技術的詳細」の「**交絡行列**」（676ページ）を参照してください。

関連のカラーマップ 効果間の関連の絶対値を、色でプロットしたグラフです。

計画の診断統計量 計画の作成に使われた最適化基準が表示されます。また、計画の効率についての指標も表示されます。「**「カスタム計画」のオプション**」（100ページ）および「**最適化基準**」（119ページ）の「最適化基準」を参照してください。

メモ: 変更が「困難」な因子、[非常に困難]な因子、または「推定」が「可能な場合のみ」に設定されている因子がモデルに含まれている場合、D-効率、G-効率、A-効率の統計量は、「計画の診断統計量」アウトラインに表示されません。

「計画の評価」アウトラインの詳細については、「計画の評価」章の「[計画の評価](#)」(415ページ)を参照してください。

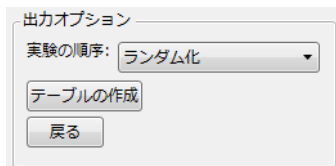
出力オプション

「出力オプション」パネルでは、次のことができます。

- カスタム計画のデータテーブルにおける実験の順序を指定する
- 計画のデータテーブルを作成する
- 「カスタム計画」ウィンドウの1つ前の状態に戻る

ほとんどの場合、「出力オプション」パネルは、図4.25のように表示されます。

図4.25 「出力オプション」パネル



「出力オプション」パネルには次のオプションがあります。

- 「[実験の順序](#)」(98ページ)
- 「[テーブルの作成](#)」(99ページ)
- 「[戻る](#)」(99ページ)

実験の順序

「実験の順序」オプションでは、出力するデータテーブル内における実験の順番を指定します。選択肢は次のとおりです。

変更なし データテーブルの行が、「計画」パネル内と同じ順序で並べられます。

左から右へ並べ替え データテーブルの行が、左から右への列の値によって並べ替えられます。

ランダム化 データテーブルの行が、ランダムな順序で並べ替えられます。

右から左へ並べ替え データテーブルの行が、右から左への列の値によって並べ替えられます。

ブロック内でランダム化 データテーブルの行が、設定したブロックの中でランダムに並べ替えられます。

テーブルの作成

カスタム計画のデータテーブルを作成するには、[テーブルの作成] をクリックします。作成された「カスタム計画」テーブルのテーブルパネル（左上）には、指定した計画に対応しているスクリプトが含まれます。「モデル」スクリプト、「計画の評価」スクリプト、および「DOE ダイアログ」スクリプトは常に保存されます。スクリプトを実行するには、スクリプト名の横の緑の三角ボタンをクリックしてください。

図4.26 スクリプトを表示した「カスタム計画」テーブル

カスタム計画		X1	X2	X3	X4	X5	X6	X7	X8	Y	
計画	カスタム計画										
基準	I-最適計画	1	-1	-1	1	-1	-1	-1	-1	1	•
▶ モデル		2	1	-1	-1	-1	1	1	-1	-1	•
▶ 計画の評価		3	1	1	1	-1	-1	-1	-1	1	•
▶ 制約		4	-1	1	1	-1	-1	1	1	-1	•
▶ DOEダイアログ		5	-1	1	-1	-1	1	-1	1	1	•
		6	1	-1	1	1	1	1	1	1	•
		7	-1	1	1	1	1	-1	-1	-1	•
		8	1	-1	-1	1	-1	-1	1	-1	•
		9	-1	1	-1	1	-1	1	-1	1	•

作成されるスクリプトには次のようなものがあります。

モデル [分析] > [モデルのあてはめ] プラットフォームを実行します。スクリプトによって実行されるモデルは、「モデル」アウトラインでの指定と、計画の種類によって決められます。

計画の評価 [実験計画(DOE)] > [計画の診断] > [計画の評価] プラットフォームを実行します。スクリプトによって実行されるモデルは、「モデル」アウトラインでの指定と、計画の種類によって決められます。

制約 「因子の制約を定義」アウトラインの [制約の追加] オプションによって指定された線形制約式を含みます。

許可しない組み合わせ 「因子の制約を定義」アウトラインの [フィルタで許可しない組み合わせを指定] または [スクリプトで許可しない組み合わせを指定] オプションによって指定された制約を含みます。

DOE ダイアログ 現在の計画を再現する「カスタム計画」ウィンドウを呼び出します。このスクリプトには、計画の生成に使われた乱数シード値も含まれます。

戻る

[戻る] ボタンを使用すると、[計画の作成] ボタンを押す前の状態に戻ります。以前のアウトラインに変更を加え、計画を作成し直すことができます。

メモ: [戻る] ボタンをクリックした後、すべての因子を削除しようとする、連続変数の因子が1つ残ります。この因子は、新しい因子を追加した後に削除できます。

「カスタム計画」のオプション

ここでは、「カスタム計画」の赤い三角ボタンをクリックしたときに表示されるオプションを紹介します。

オプションの説明

「カスタム計画」の赤い三角ボタンのメニューには、次のようなオプションが含まれています。

応答の保存 「応答」パネルの情報を、新しいデータテーブルに保存します。これで保存した情報は、ほとんどの「実験計画(DOE)」ウィンドウで簡単に読み込むことができます。応答の情報を後で再利用したい場合に便利です。

応答のロード 「応答の保存」で保存された応答の情報を読み込みます。

因子の保存 「因子」パネルの情報を、新しいデータテーブルに保存します。各因子の列には、その因子の水準が表示されます。その他の情報は、列プロパティとして保存されます。これで保存した情報は、ほとんどの「実験計画(DOE)」ウィンドウで簡単に読み込むことができます。

メモ: 空のテーブルにデータを直接入力して因子のテーブルを作成することもできますが、その場合も、すべての列に適切な役割を割り当てる必要があります。役割を割り当てるには、データグリッド内で列名を右クリックし、**[列プロパティ] > [因子の役割]** を選択します。そして、「因子の役割」セクションで、適切な役割を選択します。

因子のロード 「因子の保存」で保存された因子の情報を読み込みます。

制約の保存 (一部のプラットフォームのみで使用可能) 「因子の制約を定義」または「線形制約」アウトラインで定義した因子の制約を、データテーブルの列として保存します。これで保存した情報は、ほとんどの「実験計画(DOE)」ウィンドウで簡単に読み込むことができます。

制約テーブルの冒頭の数行には、各因子に対する係数が含まれます。最後の行は、不等式の右辺値を含みます。各制約の列には、「以下」と「以上」のどちらの制約であるかを示す**「制約状態」**という列プロパティが含まれます。付録「列プロパティ」の**「制約状態」**(671ページ)を参照してください。

制約のロード (一部のプラットフォームでは使用不可) [制約の保存] オプションを使って保存した制約が読み込まれます。

乱数シード値の設定 このオプションに設定される値が、乱数を用いる処理のシード値として使われます。次のような処理で乱数が使われます。

- [応答のシミュレーション] オプションによる応答の乱数シミュレーション
- データテーブル作成時における実験順序のランダム化
- 最適計画を探索するときの初期計画の選択

計画や乱数シミュレーションの応答を再現するには、それを生成するのに用いた乱数シード値を入力します。最適計画の場合は、少なくとも「計画の作成」をクリックする前にシード値を設定してください。乱

数シミュレーションの応答や実験順序を制御するには、少なくとも「テーブルの作成」をクリックする前にシード値を設定してください。

メモ: 計画の作成に使われた乱数シード値は、計画のデータテーブルに保存される「DOE ダイアログ」スクリプトにも含まれます。

応答のシミュレート 計画テーブルに、応答値と、シミュレーションの計算式を含む列が追加されます。このオプションは、「テーブルの作成」をクリックする前に選択してください。

「テーブルの作成」をクリックすると、次の処理が実行されます。

- 乱数シミュレーションで生成されたデータ値が応答変数の列に代入されます。
- 応答変数のデータ値を乱数シミュレーションで生成するための計算式を含む列が、新しい列として追加されます。先ほどのデータ値やこの計算式は、計画のウィンドウで指定したモデルに基づいています。
- 「モデル」ウィンドウが表示されます。このウィンドウで、モデルの効果の係数を設定するとともに、「正規」、「二項」、「Poisson」のいずれかの分布を指定できます。
- 「シミュレーション」という名前のスクリプトが、計画のデータテーブルに保存されます。このスクリプトを実行すると、「モデル」ウィンドウが再び開き、シミュレーション値を再度計算したり、応答の分布を変更したりできます。

「モデル」ウィンドウでは、乱数シミュレーションで用いる応答変数の確率分布を選択してください。このウィンドウで「適用」ボタンをクリックすると、「<Y>のシミュレーション」という名前の列が更新されます。ここで、「<Y>」は応答列の名前です。「適用」を再びクリックすると、この「<Y>のシミュレーション」の値が更新されます。

詳細については、「カスタム計画」章の「[応答のシミュレート](#)」(103 ページ)を参照してください。

メモ:  「応答のシミュレート」オプションを使うと、JMP Proのシミュレーションの機能を使ってシミュレーション分析を実行できます。シミュレーションとそれに関連する実験計画(DOE)の例については、『基本的な統計分析』の「シミュレーション」章を参照してください。

X行列の保存 「モーメント行列」および「モデル行列」というスクリプトを、計画のデータテーブルに保存します。スクリプトには、モーメント行列とモデル行列が含まれます。「[X行列の保存](#)」(105 ページ)を参照してください。

注意: 名義尺度の因子を含む計画の場合、「X行列の保存」オプションによって保存された「モデル行列」スクリプト内の計画行列は、「モデルのあてはめ」で使用される計画行列とは異なります。「モデルのあてはめ」で使用される計画行列を得るには、「モデル」スクリプトを実行した後、「モデルのあてはめ」レポートで、「列の保存」>「コーディングのテーブルを保存」を選択してください。

最適化基準 計画の最適化基準を変更します。デフォルトの「推奨する最適化法」は、「モデル」アウトラインの「RSM」ボタンを使って2次項を追加した場合を除き、全種類の計画においてD-最適化基準です。D-最適計画、I-最適計画、交絡最適計画の詳細については、「[最適化基準](#)」(119 ページ)を参照してください。

メモ: 常に使用する最適化基準が決まっている場合は、環境設定で固定しておくことができます。それには、[ファイル] > [環境設定] > [プラットフォーム] > [実験計画(DOE)] を選択します。[最適化基準] を選択し、該当するオプションを選択します。

開始点の数 計画の作成に使用するランダムな開始点の数を指定します。「[開始点の数](#)」(107 ページ) を参照してください。

計画の検索時間 計画の検索にかける時間の上限を秒数として指定します。デフォルトの秒数は、計画の複雑さに応じて求められます。「[計画の検索時間](#)」(108 ページ) および「[開始点の数](#)」(107 ページ) を参照してください。

アルゴリズムの反復に時間がかかる場合は、「計画を計算中」というウィンドウが開き、進行状況が表示されます。このウィンドウで [キャンセル] をクリックすると、計算が停止し、その時点で見つかった最良の計画が提示されます。変更が [困難] または [非常に困難] に設定されている効果、また推定が [可能な場合のみ] に設定されている効果を含まない D-最適計画の場合は、進行状況ウィンドウに D 効率も表示されます。

メモ: [計画の検索時間] は、環境設定として設定することもできます。それには、[ファイル] > [環境設定] > [プラットフォーム] > [実験計画(DOE)] を選択します。そして、[計画の検索時間] チェックボックスをオンにし、最大秒数を入力します。なお、ある状況においては、指定の秒数を超える場合には自動的に検索時間が延長されます。

球の半径 連続尺度の因子を超球面上に限定します。超球面の半径を指定し、[OK] をクリックします。原点から指定した半径だけ離れた位置に計画点が置かれます。このオプションは、[テーブルの作成] をクリックする前に選択してください。

メモ: [球の半径] は、[線形制約を指定] オプションと組み合わせることはできません。また、変更が [困難] な因子が含まれている場合 (つまり、分割実験の場合)、このオプションは使えません。

[**詳細オプション**] > [**配合成分の合計**] 配合成分の合計には、任意の正の値を設定します。このオプションを使用すると、実験を通して配合成分の合計が指定した値になります。

[**詳細オプション**] > [**分割実験の分散比**] 二次誤差の分散に対する一次誤差の分散の比を指定します。この値を設定する前に、分割実験の場合は変更が「困難」な因子、2 段分割実験の場合は変更が「非常に困難」な因子を定義する必要があります。その後、分割実験と 2 段分割実験のどちらを指定したかによって、1 つまたは 2 つの正の数値を分散比として入力します。

[**詳細オプション**] > [**事前パラメータ分散**] (このオプションは、「モデル」アウトラインが使用できる場合にのみ使用できます。)「推定」列が [可能な場合のみ] に設定されている因子がある場合は、このオプションにより、割り当てる重みを変更できます。[計画の作成] をクリックすると、そこで指定された重みが計算に使われます。各項について正の数を入力してください。ここでの値は、事前分散の逆数の平方根を表します。重みが大きいくほど、パラメータの事前分布での分散が小さくなり、「パラメータが 0 である」という事前情報が多くなります。

[可能な場合のみ] の因子がある場合には、Bayes 流のD-最適化基準とI-最適化基準によって計画が作成されます。アルゴリズムが使用する重みのデフォルト値は、[必須] の項に対しては0、[可能な場合のみ] の項を含む交互作用に対しては4、その他の[可能な場合のみ] の項に対しては1です。詳細については、付録「技術的詳細」の「[交絡行列](#)」(676ページ) および「[最適化基準](#)」(119ページ)を参照してください。

[詳細オプション] > [D効率の重み] 交絡最適化計画における、D効率の相対的な重要度を指定します。このオプションは、推定値の分散の減少と、交絡構造のどちらをどれくらい重視するかを決めます。0～1の値を指定してください。値が大きいほど、D効率が重視されます。デフォルト値は0.5です。このオプションは、「最適化基準」に「交絡最適計画の作成」を選択している場合にのみ有効です。

D-最適化基準の定義については、「[最適化基準](#)」(119ページ)を参照してください。交絡最適化基準の詳細については、「[交絡最適化基準](#)」(122ページ)を参照してください。

詳細オプション > 検出力計算のデルタの設定 検出力の計算で用いる、応答平均の差を指定します。「[検出力計算のデルタを設定](#)」(108ページ)を参照してください。

スクリプトをスクリプトウィンドウに保存 現在の「カスタム計画」で定義している計画を作成するスクリプトを、スクリプトウィンドウに保存します。

応答のシミュレート

[応答のシミュレート] オプションを選択すると、「テーブルの作成」をクリックして計画のデータテーブルを作成したときに、各応答変数について次の処理が行われます。

- 計画のデータテーブルにおける応答変数の列に、乱数が代入されます。
- 応答変数に対して乱数を生成する計算式が、計画のデータテーブルに新しい列として追加されます。この計算式は、計画のウィンドウで指定したモデルに基づいています。

「モデル」ウィンドウが開き、モデルのパラメータ値と、応答の確率分布を指定できます。このウィンドウで「適用」をクリックすると、シミュレーションモデルの計算式の列が更新されます。

シミュレーションの設定ウィンドウ

図4.27は、連続尺度の因子が1つ(X1)、3水準のカテゴリカルな因子が1つ(X2)の計画の「モデル」ウィンドウです。X2は、モデルにおいて2つの項で表されていることに注意してください。

図4.27 「応答をシミュレート」の設定ウィンドウ

効果	Y
切片	1
X1	1
X2 1	1
X2 2	-1

係数のリセット

分布

☒ 正規 誤差 σ:

☐ 二項

☐ Poisson

適用

デフォルトのウィンドウでは、係数が1または-1、正規分布、誤差の標準偏差が1に設定されています。「実験計画(DOE)」ウィンドウの「計画の評価」の下にある「検出力分析」アウトラインの「係数の予想値」を設定した場合は、その値が「応答のシミュレート」アウトラインのデフォルト値になります。同様に、「RMSEの予想値」に指定した値が、誤差の標準偏差のデフォルト値になります。ただし、生成された計画からはデータテーブルの「モデル」スクリプトで指定されているモデルが推定できないような場合には、切片と係数のデフォルト値は0に設定されます。

応答のシミュレート

応答変数に対して乱数を生成するモデルを、次の手順で指定できます。

1. 応答値を生成するモデルの線形部分における係数を、「効果」の各項に入力します。これらの値に基づいて、線形関数 $L(\mathbf{x}, \boldsymbol{\beta}) = \mathbf{x}'\boldsymbol{\beta}$ が定まります。図4.27の「応答をシミュレート」アウトラインを参照してください。
 - $\mathbf{x}$ は、「効果」にリストされている項（効果）から成るベクトルです。
 - $\boldsymbol{\beta}$ は、「Y」に指定されたモデル係数から成るベクトルです。
2. 「分布」で、応答の分布を選択します。
3. [適用] をクリックします。計画のデータテーブルにおいて、「<Y>のシミュレーション」という列の計算式が更新され、指定したモデルに基づいて乱数が生成されます。ここで、「<Y>」は応答変数の列名です。

分布

「応答をシミュレート」ウィンドウで、次のいずれかの分布を選択します。

正規 正規分布に従う乱数を生成します。「誤差σ」に、誤差の標準偏差を入力してください。「因子」アウトラインで「変更」を[困難]に指定した因子がある場合は、一次単位における誤差の標準偏差を「一次単位σ」に入力してください。同様に、[困難]と[非常に困難]を指定した因子がある場合は、一次単位の誤差および二次単位の誤差の両方に関して、その標準偏差を入力してください。[適用] をクリックすると、「<Y>のシミュレーション」という列の計算式が更新され、乱数が生成されます。この計算式は、指定されているモデルに基づいて乱数を生成するものです。

二項 二項分布に従う乱数を生成します。「N」に試行回数を入力してください。試行回数がN、成功確率が $1/(1 + \exp(-L(\mathbf{x}, \boldsymbol{\beta})))$ の二項分布に従う乱数が生成されます。[適用] をクリックすると、「<Y>のシミュレーション」という列の計算式が更新され、乱数が生成されます。また、「試行回数」という列が作成され、そこには「N」に指定した値が代入されます。

Poisson 平均パラメータが $\exp(L(\mathbf{x}, \boldsymbol{\beta}))$ である Poisson 分布の乱数を生成します。[適用] をクリックすると、「<Y>のシミュレーション」という列の計算式が更新され、乱数が生成されます。

メモ: [テーブルの作成] をクリックしたときに、常に応答をシミュレートするようにデフォルト設定を変更できます。そのためには、[ファイル] > [環境設定] > [プラットフォーム] > [実験計画(DOE)] を選択します。そして、[応答のシミュレート] を選択します。

X行列の保存

[X行列の保存] オプションは、計画のデータテーブルに、モーメント行列とモデル行列を含む「モーメント行列」および「モデル行列」というスクリプトを保存します。モーメント行列とモデル行列は、「計画の評価」アウトラインの「計画の診断統計量」に表示される「平均予測分散」の計算に使用されます。詳細については、Goos and Jones (2011) を参照してください。分割計画を作成した場合には、「V逆行列」(V Inverse) というスクリプトも保存されます。「V逆行列」(V Inverse) スクリプトには、応答の共分散行列の逆行列が含まれます。

注意: 名義尺度の因子を含む計画の場合、[X行列の保存] オプションによって保存された「モデル行列」スクリプト内の計画行列は、「モデルのあてはめ」で使用する計画行列とは異なります。「モデルのあてはめ」で使用する計画行列を得るには、「モデル」スクリプトを実行した後、「モデルのあてはめ」レポートで、[列の保存] > [コーディングのテーブルを保存] を選択してください。

メモ: 行列のスクリプトが常に保存されるよう、環境設定で設定しておくことができます。それには、[ファイル] > [環境設定] > [プラットフォーム] > [実験計画(DOE)] を選択します。そして、[X行列の保存] にチェックマークをつけます。

モデル行列

モデル行列は、計画された実験を行列形式に記述したものです。モデル行列には、実験ごとに1つの行、「モデル」アウトラインで指定されたモデルの項ごとに1つの列が含まれます。各実験に対し、モデル行列の該当する行が、モデルの効果をコード変換した値を含みます。

- 連続尺度の項は、-1 ~ +1 の値にコード変換されます。
- 名義尺度の項は、「モデルのあてはめ」で使用するコード変換に、Gram-Schmidtの直交化を適用したものです。

「モデル行列」での名義尺度の項は、上述の方法でコード変換されます。そのため、「モデルのあてはめ」で使用するコード変換とは異なります。「モデルのあてはめ」における、名義尺度の項のコード変換については、『基本的な回帰モデル』の標準最小2乗に関する章を参照してください。

モーメント行列

モーメント行列は、モデル項に依存しますが、計画には依存しません。モーメント行列は次のように定義されます。

$$\mathbf{M} = \int_R f(\mathbf{x})f(\mathbf{x})' d\mathbf{x}$$

ここで、 $f(\mathbf{x})$ は因子のベクトル $\mathbf{x}$ の組み合わせに対応するモデル効果で、 R は計画領域です。モーメント行列と計画行列の詳細については、Goos and Jones (2011, pp 88-90) および Myers et al. (2009) を参照してください。なお、「モーメント行列」は、同書 (2009; p. 376) で「領域モーメントの行列」(matrix of region moments) と呼ばれています。

スクリプト

前節の情報を含んだスクリプトを作成するには、「カスタム計画」の赤い三角ボタンのメニューから **[X 行列の保存]** を選択しておきます。そうすると、計画のデータテーブルを作成したとき、「カスタム計画」テーブルに「モーメント行列」と「モデル行列」のスクリプトがテーブルプロパティとして保存されます。なお、分割計画の場合は、このときに「V 逆行列」スクリプトも保存されます。

- 「モーメント行列」、「モデル行列」、「V 逆行列」のいずれかの赤い三角ボタンから **[編集]** を選択します。そうすると、該当する行列に関するスクリプトが表示されます。この行列を何らかに再利用したい場合には、このスクリプトをコピーして用いてください。
- 「モーメント行列」スクリプトを実行すると、モーメント行列 (Moments) 内の行数がログに表示されます。
- 「モデル行列」スクリプトを実行すると、モデル行列 (X) 内の行数がログに表示されます。
- 「V 逆行列」スクリプトを実行すると、逆共分散行列 (V Inverse) 内の行数がログに表示されます。

例

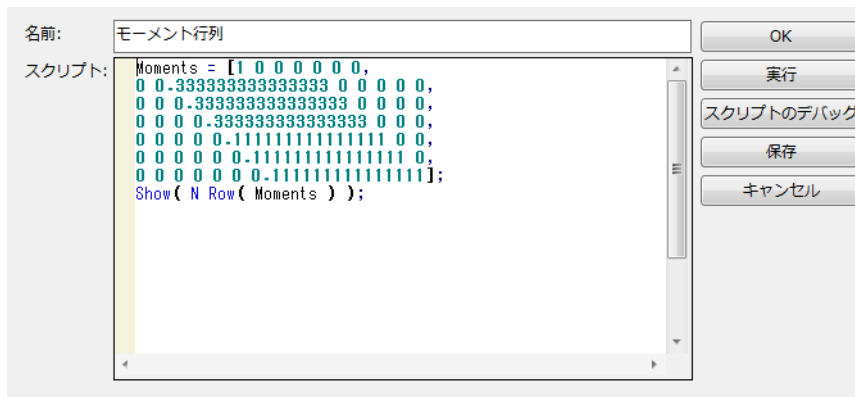
次の手順に従って、これらの機能を確認してください。

ヒント: ログを表示するには、**[表示] > [ログ]** (Macintosh では **[ウィンドウ] > [ログ]**) を選択します。

1. **[実験計画(DOE)] > [カスタム計画]** を選択します。
2. 連続尺度の因子を3個追加し、**[続行]** ボタンをクリックします。
3. **[交互作用] > [2次]** を選択します。
4. 「カスタム計画」の赤い三角ボタンのメニューから **[X行列の保存]** を選択します。
5. 「実験の回数」を「ユーザ定義」で「12」にして、**[計画の作成]**、次に **[テーブルの作成]** をクリックします。
6. テーブルパネルで「モーメント行列」スクリプトを右クリックし、**[編集]** をクリックします。

スクリプトウィンドウにスクリプトが表示されます。このスクリプトは、「Moments」という名前の変数にモーメント行列を割り当てています

図4.28 「モーメント行列」スクリプト



7. ログが表示されていないときは、[表示] > [ログ] (Macintoshでは [ウィンドウ] > [ログ]) を選択します。
8. 「テーブル」パネルで、「モーメント行列」スクリプトの横の緑の三角ボタンをクリックします。
ログに、行数が `N Row(Moments)=7` と表示されます。
9. テーブルパネルで「モデル行列」スクリプトを右クリックし、[編集] をクリックします。
スクリプトウィンドウにスクリプトが表示されます。スクリプトは、「X」という名前のモデル行列を表示します。
10. [実行] をクリックします。
ログに、行数が `N Row(Moments)=12` と表示されます。
11. 「モデル行列」をデータテーブルとして表示するには、まず、次のようなスクリプトを入力してください。

```
dt = New Table( "モデル行列" );
dt << Set Matrix( X );
```
12. [実行] をクリックします。

開始点の数

[開始点の数] は、座標交換アルゴリズムでの探索において、新しく計画を作成し直す回数です。詳細については、「[座標交換アルゴリズム](#)」(123ページ)を参照してください。[開始点の数] オプションには、任意の正の整数を指定できます。一般的には、ランダムな開始点を増やすと、より最適な計画を探し出せる可能性が高まります。

[開始点の数] の値を指定してから [OK] をクリックした場合を除き、開始点の数は、「計画の検索時間」に左右されます。計画の作成に使われた開始点の数を調べるには、まず [計画の作成] をクリックします。次に、[開始点の数] を選択します。テキストボックスに表示される値は、指定の計画の作成に使われた開始点の数です。

特殊なケースでは、大域的に最適な計画を理論的に求めることができます。座標交換アルゴリズムが大域的に最適な計画が見つかったことを検知すると、検索を中止してその計画を戻します。

ヒント: その計画を再現するためには、作成時と同じ「開始点の数」と「乱数シード値」を使用する必要があります。作成時の値を取得するには、[計画の作成] をクリックした後、赤い三角ボタンのメニューからそれらのオプションを選択します。

本書のカスタム計画の例では、ほとんどの場合、同一の計画が再現できるように、各計画を作成するときに用いた乱数シード値と開始点の数を紹介しています。

計画の検索時間

[計画の検索時間] は、最適な計画の検索にかかる時間です。「カスタム計画」の座標変換アルゴリズムは、無作為に選んだ初期計画に基づいて、最適に近い計画を見つけるよう設計されています。[「座標交換アルゴリズム」](#) (123 ページ) を参照してください。「計画の検索時間」によって、乱数に基づく初期計画から生成される計画の数が決まります。

[計画の検索時間] オプションには任意の時間を指定できます。一般的には、検索時間を長くすると、より最適な計画を探し出せる可能性が高まります。

アルゴリズムを再実行した場合、同じ計画が作成できない可能性があるので注意してください。同じ乱数シード値を使っても、計算速度などの要因が変動するため、最終的な計画の作成に使われる初期計画の数が異なります。

メモ: 初期計画の数は、「開始点の数」テキストボックスで指定します。ただしこの値は、[計画の作成] をクリックして計画を作成するまで、更新されません。

特殊なケースでは、大域的に D- 最適である計画を理論的に求めることができます。次のようなケースが含まれます。

- 2 水準の一部実施要因計画や特殊な直交配列。これらの計画は、主効果と 2 因子交互作用を含むすべてのモデルにおいて D- 最適計画になっています。
- ラテン方格法。ラテン方格の実験計画は、特定の標本サイズおよび因子の水準数を仮定した主効果モデルにおいて D- 最適計画になっています。
- Plackett-Burman 計画。Plackett-Burman 計画は、主効果モデルにおいて D- 最適計画になっています。

座標交換アルゴリズムが大域的に最適な計画が見つかったことを検知すると、検索を中止してその計画を戻します。

検出力計算のデルタを設定

このオプションには、検出力の計算に用いる応答平均の差を指定します。検出力の計算は、「計画の評価」アウトラインにおける「検出力分析」アウトラインで行われます。デルタを指定すると、指定されたデルタに基づいて検出力が計算されます。カテゴリカルな効果の場合、計算される検出力は、平均差がデルタであるペアに対する検出力です。

たとえば、平均が3単位だけ異なっている差を検出したいとします。また、ここではすべての因子が連続変数であるとしします。因子はコード化されているので（コード化された値の下限は-1、上限は1）、3単位の平均差は、係数では1.5に相当します。そのため、「検出力計算のデルタを設定」テキストボックスに3と入力した場合、「検出力分析」アウトラインの「係数の予想値」は1.5に設定されます。そして、この3単位の平均差に対する検出力が、各パラメータの右側の「検出力」列に表示されます。

デフォルトのデルタ値は2です。デルタのこのデフォルト値に対して、連続尺度の効果では、係数は1に設定されます。また、 n 水準のカテゴリカルな因子は、 $n-1$ 個のダミー変数が作成されますが、これらの $n-1$ 個のダミー変数に対して、デフォルトでは、係数として1と-1が交互に割り当てられます。自由度が2以上の交互作用項の場合も、デフォルトでは、係数として1と-1が交互に割り当てられます。

メモ:「検出力分析」レポートのパラメータの表示順序は、標準最小2乗法で取得した「パラメータ推定値」レポートでの順序と異なる場合があります。表示順が異なるのは、自由度が2以上の交互作用項がモデルに含まれる場合だけです。

デルタを指定した場合、「係数の予想値」列の各係数は、「デルタ÷2×（デフォルトの係数）」に設定されます。連続尺度の因子では、因子の最小値と最大値における応答平均の差が指定されたデルタである場合の検出力が計算されます。カテゴリカルな因子では、ある2水準間の平均差がデルタである場合の、そのペアにおける検出力が計算されます。

技術的詳細

この節では、次の事柄に関する技術的な詳細を解説します。

- 「[特殊なランダム化を行う実験計画](#)」（109ページ）
- 「[変更が困難な共変量](#)」（118ページ）
- 「[一次単位と二次単位の数](#)」（118ページ）
- 「[最適化基準](#)」（119ページ）
- 「[座標交換アルゴリズム](#)」（123ページ）

特殊なランダム化を行う実験計画

この節では、やや特殊な無作為割り付け（ランダム化）を伴う実験計画を説明します。そのような実験計画には、乱塊法や分割法があります。

乱塊法の実験計画

乱塊法では、ブロックごとに実験をグループ分けします。その際、ブロックは、母集団から無作為抽出したものとみなされます。また、異なるブロックでは状態は異っても構いませんが、同じブロックではなるべく状態が同じになるようにします。そのような場合、ブロックによるばらつきをモデルで考慮すれば、興味がある因子の効果をより良く検出できます。

乱塊法のシナリオ

Goos (2002) は、パン生地を捏ねる工程に関する実験を取り上げています。実験の目的は、送り速度、水分量、スクリューの回転速度という3因子が生地にどのように影響しているかを調べることです。1日に実施できる実験は4回だけで、実験には数日を要します。どの日に実施される実験も、日ごとのランダムな環境による影響を受けます。日々の変動によって3因子の影響があいまいになってしまうのを避けるため、実験を4つずつのブロックに分けます。

ブロック因子「日」は、毎日の実験で構成されます。このブロック因子の水準は、「環境条件の異なる日々」という母集団から無作為抽出した標本と考えられます。そのため、ブロック因子「日」は、変量効果となります。

乱塊法のシナリオ

乱塊法の実験計画を作成するには、「カスタム実験」プラットフォームで応答と因子を入力し、モデルを定義します。そして、「計画の生成」アウトラインで**「ブロックごとに実験を実施」**オプションを選択し、1ブロックの実験回数を入力します。**「計画の構造に関するオプション」** (95ページ) を参照してください。

メモ: 固定効果のブロック因子を定義する場合は、「因子」アウトラインでブロック因子を入力してください。一方、変量効果のブロック因子（ランダムブロック）を定義する場合は、「因子」アウトラインにブロック因子を入力しないでください。代わりに、「計画の生成」アウトラインで**「ブロックごとに実験を実施」**オプションを選択してください。

分割法の実験計画

分割法は、特定の実験グループに対して因子水準を一定にしたい場合に使用されます。工業分野では、通常、実験ごとに設定を変更することが困難な因子や、設定の変更にコストがかかる因子に関して、因子水準を固定して実験を実施することがあります。特定の実験グループに対して水準を固定する因子を、JMPでは、**「変更が困難な因子」**と呼んでいます。

「変更が困難な因子」がある状況では、因子の各水準を各実験ユニットに無作為に割り付けることは合理的ではありません。代わりに、因子の各水準を実験ユニットのグループに無作為に割り付けます。このような割り付けにより、実験計画やその統計分析におけるランダム化に関して、特別な制約が課せられます。

分割法のシナリオ

Box et al. (2005) は、棒鋼の腐食耐性を調査するための実験を取り上げています。棒鋼は、まず溶鉱炉で硬化します。その後、腐食耐性を強める目的で、コーティングを施します。次の2つの因子について調べます。

- 「炉内温度」(摂氏)。水準は360、370、380
- 「コーティング」。水準は4つのコーティングの種類を表すC1、C2、C3、C4

「炉内温度」は、溶鉱炉の中の温度をリセットするのに時間がかかるため、変更が困難な因子です。そのため、各温度設定で4本の棒鋼を処理します。その後、4本の棒鋼に4つのコーティングが無作為に割り当てられます。

実験ユニットは棒鋼です。「炉内温度」は、その各水準が一次単位に対応している、変更が困難な因子です。そして、各一次単位内の実験ユニットにおいて、「コーティング」が無作為に割り付けられます。

図 4.29 分割実験計画の「因子」および「計画」アウトライン

因子

因子の追加

削除

N個の因子を追加

1

名前	役割	変更	値
Furnace Temp	カテゴリーカル	困難	360370380
Coating	カテゴリーカル	容易	C1C2C3C4

因子の制約を定義

モデル

交絡項

計画

実験	一次単位	Furnace Temp	Coating
1	1	370	C1
2	1	370	C3
3	1	370	C2
4	2	370	C4
5	2	370	C2
6	2	370	C1
7	3	380	C3
8	3	380	C1
9	3	380	C4
10	4	360	C4
11	4	360	C2
12	4	360	C3
13	5	380	C1
14	5	380	C4
15	5	380	C2

腐食耐性の実験の「因子」アウトラインでは、「炉内温度」の「変更」が「困難」、「コーティング」の「変更」が「容易」に設定されています。実験回数が15回のこの計画では、一次単位が5つあり、各一次単位内においては「温度」の設定が一定に保たれています。

分割法の操作手順

一般的には、1つの工程段階において設定の変更が困難な因子が複数ある場合もあります。例えば、この例では、温度だけでなく溶鉱炉の場所も変更が困難です。「因子」アウトラインにおいて、そのような因子の「変更」列を「困難」に設定してください。

変更が「容易」な因子と「困難」な因子しかないカスタム計画の場合、「困難」な因子の実験は、「一次単位」という新しい因子を使ってグループ化されます。「一次単位」の値は、「困難」な因子に対し、同じ設定の実験ブロックを指定します。計画のデータテーブルに保存される「モデル」スクリプトでは、「一次単位」を変量効果として扱います。詳細については、「変更」(84ページ) および「計画の構造に関するオプション」(95ページ) を参照してください。

2方分割法の実験計画例や分析方法については、「カスタム計画の例」章の「分割実験」(185ページ) で紹介されています。

2段分割法の実験計画

変更が困難な因子が2段階ある場合、2段分割法が使用されます。これは、工業分野において、ある工程から次の工程へと材料のバッチや実験ユニットが引き渡される場合に広く使われています。因子は、第1段階で材料のバッチに適用されます。そして、バッチが分割され、第2段階の因子が追加されます。変更が**「非常に困難」**な因子が、第1段階の因子とみなされます。また、変更が**「困難」**な因子が、第2段階の因子とみなされます。なお、第2段階の工程の後、実験ユニットにさらに追加の処理を割り付けることができます。変更が**「容易」**な因子が、これらの因子とみなされます。

2段分割実験は、バッチをランダムブロックとして扱います。バッチは第2段階に備えて分割されるので、第2段階の因子は第1段階の因子の入れ子になります（つまり、第2段階の因子は、第1段階の因子から枝分かれしている構造になっています）。

2段分割法のシナリオ

Schoen（1999）は、チーズの品質に関する2段分割実験の例を取り上げています。因子と水準は、「Design Experiment」フォルダ内の「Cheese Factors.jmp」サンプルデータの中に含まれています。この実験は、3つの工程段階で構成されます。

- 牛乳が農家から配達され、大型貯蔵タンクに保存されます。
- タンク内の牛乳は、凝乳処理を行うため、複数の小型タンクに供給されます。
- 各小型タンクの凝乳がチーズ工場に運ばれ、各種チーズ製品が製造されます。

この実験では、次の3つを調べます。

- 大型貯蔵タンクに保存されている牛乳に関連する2つの因子
- 凝乳処理用の小型タンクに関連する5つの因子
- 凝乳から製造されたチーズに関連する3つの因子

凝乳処理用の小型タンクに関連する因子の水準（二次単位）は、大型貯蔵タンクの牛乳に関連する因子の水準（一次単位）からの枝分かれになっています。

「因子」アウトラインでの「変更」の設定は、次のようになります。

- 貯蔵タンクに関連する2つの因子の変更は**「非常に困難」**
- 凝乳処理用の小型タンクに関連する5つの因子の変更は**「困難」**
- チーズに無作為に割り当てることができる3つの因子の変更は**「容易」**

図4.30 2段分割計画の「因子」および「計画の生成」アウトライン

因子

因子の追加

削除

N個の因子を追加

1

名前	役割	変更	値			
▲貯蔵1	連続変数	非常に困難	-1		1	
▼貯蔵2	カテゴリカル	非常に困難	L1		L2	
▲凝乳1	連続変数	困難	-1		1	
▲凝乳2	連続変数	困難	-1		1	
▼凝乳3	カテゴリカル	困難	L1		L2	
▲凝乳4	連続変数	困難	-1		1	
▼凝乳5	カテゴリカル	困難	L1	L2	L3	L4
▲チーズ1	連続変数	容易	-1		1	
▲チーズ2	連続変数	容易	-1		1	
▼チーズ3	カテゴリカル	容易	L1		L2	L3

因子の制約を定義

モデル

交絡項

計画の生成

☐ 変更が「困難」な因子を、「非常に困難」な因子と独立して設定

一次単位の数

5

二次単位の数

11

実験の回数:

○ 最小値

14

○ デフォルト値

33

● ユーザ定義

22

計画の作成

一次単位のデフォルトの数は5で、二次単位のデフォルトの数は11です。実験の回数を22回として、[計画の作成]をクリックしましょう。

図4.31 チーズのシナリオの2段分割計画

計画												
実験	一次単位	二次単位	貯蔵1	貯蔵2	凝乳1	凝乳2	凝乳3	凝乳4	凝乳5	チーズ1	チーズ2	チーズ3
1	1	1	1	L1	1	1	L1	1	L4	1	1	L3
2	1	1	1	L1	1	1	L1	1	L4	-1	-1	L2
3	1	2	1	L1	-1	1	L2	-1	L3	-1	1	L3
4	1	2	1	L1	-1	1	L2	-1	L3	1	-1	L2
5	1	3	1	L1	1	-1	L2	1	L1	1	1	L3
6	2	4	1	L1	1	-1	L1	1	L3	-1	1	L2
7	2	4	1	L1	1	-1	L1	1	L3	1	-1	L3
8	2	4	1	L1	1	-1	L1	1	L3	1	1	L1
9	2	5	1	L1	1	1	L2	1	L2	-1	1	L1
10	2	5	1	L1	1	1	L2	1	L2	1	-1	L2
11	3	6	1	L2	-1	-1	L2	1	L4	1	1	L2
12	3	6	1	L2	-1	-1	L2	1	L4	-1	-1	L1
13	3	7	1	L2	1	1	L1	-1	L1	1	-1	L1
14	3	7	1	L2	1	1	L1	-1	L1	-1	1	L3
15	4	8	-1	L1	-1	1	L1	1	L1	-1	-1	L2
16	4	8	-1	L1	-1	1	L1	1	L1	1	1	L1
17	4	9	-1	L1	1	-1	L2	-1	L4	-1	-1	L1
18	4	9	-1	L1	1	-1	L2	-1	L4	1	1	L2
19	5	10	-1	L2	1	1	L2	1	L3	-1	1	L2
20	5	10	-1	L2	1	1	L2	1	L3	1	-1	L3
21	5	11	-1	L2	-1	-1	L1	-1	L2	-1	-1	L3
22	5	11	-1	L2	-1	-1	L1	-1	L2	1	1	L1

5つの一次単位が、貯蔵タンクの因子である「貯蔵1」と「貯蔵2」に対応しています。この貯蔵に関する因子の設定は、各一次単位内で一定です。なお、ある一次単位とそれに続く一次単位で設定が同じであっても、一次単位間で因子を一度リセットする必要があります。たとえば、「貯蔵1」の水準は実験10と実験11の間、実験14と実験15の間でリセットしなければならず、「貯蔵2」の水準は実験18と実験19の間でリセットしなければなりません。一次単位のばらつきを抑えるためには、設定が同じであっても、一次単位間で因子をリセットする必要があります。

11個の二次単位は、凝乳に対する因子に対応します。各二次単位内で、この凝乳に対する因子の設定は一定です。二次単位の各水準は、一次単位の1つの水準内だけで重複しています。これは、二次単位が一次単位からの枝分かれになっていることを示しています。

チーズ工場での水準は、個々の実験ユニットにランダムに割り付けられます。

2段階分割法の操作手順

2段階分割法を計画するには、「因子」アウトラインで、「変更」が「非常に困難」と「困難」な因子を指定します。このとき、計画には、「変更」が「容易」な因子も含めることができます。2段階分割法では、次のような2つの因子が作成されています。

- 「一次単位」には、「非常に困難」な因子の水準が割り付けられます。
- 「二次単位」には、「困難」な因子の水準が割り付けられます。
- 「困難」な因子が、「非常に困難」な因子からの枝分かれになるように、「二次単位」は設定されています。
- 二次単位内の各実験ユニットには、「変更」が「容易」な因子の水準が割り付けられます。
- 「一次単位」と「二次単位」は、計画のデータテーブルに保存される「モデル」スクリプトにおいて変量効果として扱われます。

詳細については、「[因子アウトライン](#)」(84ページ)および「[計画の構造に関するオプション](#)」(95ページ)の「変更」に関する説明を参照してください。

2方分割法

2方分割法は、2つの層で構成されています。2方分割法は、工業分野において、ある工程から次の工程へと実験ユニットが引き渡される場合に広く使われています。2方分割法では、第1段階の工程の後、現在のバッチを新たなバッチに分け直します。そして、第2段階での処理を、その新しいバッチに無作為に適用します。つまり、2方分割法では、第2段階において、新しいバッチに対し、第1段階とは独立して処理を割り付けます。なお、第2段階の工程の後、実験ユニットにさらに追加の処理を割り付けることもできます。

2方分割法では、2段階分割法と異なり、第2段階の因子は第1段階の因子からの枝分かれにはなっていません。第1段階の後、バッチは改めて分割されて新しいバッチを形成します。そのため、第1段階と第2段階の因子は独立して割り付けられます。

2方分割法においては因子を変更する難しさはどちらの段階でも同程度かもしれませんが、因子を区別するために、JMPでは第1段階の因子を「非常に困難」、第2段階の因子を「困難」と呼んでいます。また、第2段階の後で実験ユニットに追加する因子を、(変更が)「容易」と呼んでいます。

2方分割実験のシナリオ

Vivacqua and Bisgaard (2004) は、乾電池の開回路電圧の改善のための実験を取り上げています。次の 2 つの工程について調べます。

- 第1段階: 連続組み立て工程
- 第2段階: 5日間の硫化工程

技術者たちは、次の 6 つの 2 水準の因子を調査したいと考えています。

- 組み立て工程に関連する 4 つの因子、「X1」、「X2」、「X3」、「X4」
- 硫化工程に関連する 2 つの因子、「X5」、「X6」

2 水準のすべての因子を含む完全実施要因計画の場合、 $2^6 = 64$ 回の実験が必要で、 $64 \times 5 = 320$ 日もかかってしまいます。さらに、個々の乾電池の組み立ての条件を変更することは現実的ではありません。ただし、2000 個のような大きなバッチであれば、組み立て条件の変更は可能です。

第1段階と第2段階の因子はどちらも変更が困難です。そのため、2 つの分割実験が存在すると考えることができます。たとえば、第1段階の処理を終えた 2000 個のバッチを、500 個ずつのサブバッチに分割するとします。そして、それら 4 組のサブバッチを、第2段階の因子の 4 つの設定のいずれかに無作為に割り付けるとします。このとき、第2段階の硫化条件に関する設定は、第1段階の工程とは独立に割り付けられます。つまり、第1段階と第2段階の因子は**交差**しています。

第1段階と第2段階の因子を区別するために、第1段階の因子の「変更」を「非常に困難」とし、第2段階の因子の「変更」を「困難」とします。図 4.32 を参照してください。また、「計画の生成」の下にある**「変更が「困難」な因子を、「非常に困難」な因子と独立して設定」** オプションに注目してください。このオプションを選択しなかった場合、2 段階の枝分かれ構造で構成される 2 段分割計画として扱われます。2 方分割実験計画を作成する場合は、このオプションを選択してください。

図 4.32 2 方分割計画の「因子」および「計画の生成」アウトライン

因子

因子の追加

削除

N個の因子を追加

1

名前	役割	変更	値	
X1	連続変数	非常に困難	-1	1
X2	連続変数	非常に困難	-1	1
X3	連続変数	非常に困難	-1	1
X4	連続変数	非常に困難	-1	1
X5	連続変数	困難	-1	1
X6	連続変数	困難	-1	1

因子の制約を定義

モデル

交絡項

計画の生成

☒ 変更が「困難」な因子を、「非常に困難」な因子と独立して設定

一次単位の数

7

二次単位の数

14

実験の回数:

☐ 最小値

15

☐ デフォルト値

42

☒ ユーザ定義

28

計画の作成

一次単位のデフォルトの数は7で、二次単位のデフォルトの数は14です。実験の回数を28回として、[計画の作成] をクリックしましょう。

図 4.33 乾電池の2方分割実験

計画									
実験	一次単位	二次単位	X1	X2	X3	X4	X5	X6	
1	1	1	1	1	1	-1	1	-1	
2	1	2	1	1	1	-1	-1	1	
3	1	3	1	1	1	-1	-1	-1	
4	1	4	1	1	1	-1	1	1	
5	2	5	-1	-1	-1	-1	-1	1	
6	2	6	-1	-1	-1	-1	1	-1	
7	2	7	-1	-1	-1	-1	-1	-1	
8	2	8	-1	-1	-1	-1	1	1	
9	3	9	1	1	-1	-1	-1	1	
10	3	10	1	1	-1	-1	1	-1	
11	3	11	1	1	-1	-1	-1	-1	
12	3	12	1	1	-1	-1	1	1	
13	4	13	1	-1	-1	1	-1	-1	
14	4	14	1	-1	-1	1	1	1	
15	4	1	1	-1	-1	1	1	-1	
16	4	2	1	-1	-1	1	-1	1	
17	5	3	-1	1	-1	1	-1	-1	
18	5	4	-1	1	-1	1	1	1	
19	5	5	-1	1	-1	1	-1	1	
20	5	6	-1	1	-1	1	1	-1	
21	6	7	1	-1	1	1	-1	-1	
22	6	8	1	-1	1	1	1	1	
23	6	9	1	-1	1	1	-1	1	
24	6	10	1	-1	1	1	1	-1	
25	7	11	-1	-1	1	-1	-1	-1	
26	7	12	-1	-1	1	-1	1	1	
27	7	13	-1	-1	1	-1	-1	-1	
28	7	14	-1	-1	1	-1	1	1	

7つの一次単位は、第1段階の因子「X1」、「X2」、「X3」、「X4」に対応します。これらの因子の設定は、1つの一次単位内で一定です。14個の二次単位は、第2段階の因子「X5」と「X6」に対応します。たとえば、(異なる一次単位からの)実験1と実験15のサブバッチは、同じ二次単位で処理されます(「X5」が1に、「X6」が-1)。

2方分割法の操作手順

2方分割法を計画するには、「変更」が「困難」と「非常に困難」に設定された因子が必要です。[「2方分割法の操作手順」](#)(114ページ)と同じように、2方分割法でも、「一次単位」と「二次単位」という因子が作成されます。しかし、2方分割法では、「二次単位」は独立に設定されます(つまり、「困難」な因子の水準は、「非常に困難」な因子の水準からの枝分かれになっているわけではありません)。なお、「一次単位」と「二次単位」は、計画のデータテーブルに保存される「モデル」スクリプトでは変量効果として扱われます。

2方分割法では、「二次単位」が「一次単位」からの枝分かれになっていない点に注意してください。2方分割法を作成するには、「計画の生成」アウトラインで、**[変更が「困難」な因子を、「非常に困難」な因子と独立して設定]**チェックボックスをオンにします(図 4.32)。詳細については、「[変更](#)」(84ページ)および「[計画の構造に関するオプション](#)」(95ページ)を参照してください。

2方分割法の実験計画例や分析方法については、「カスタム計画の例」章の[「2方分割実験」](#)(190ページ)で紹介されています。

変更が困難な共変量

たとえば、材料のバッチに関する測定値があり、それらの情報も計画や分析に用いたいとします。あるいは、人に関する測定値があり、それらの人の集団から、試験に参加する人を選ぶとします。実験や試験に先立って測定されたバッチや人に関する測定値は、共変量とみなされます。

実験計画において、バッチや人は一次単位に該当します。実際の場面では、それらの一次単位（バッチや人）の一部だけで実験したい場合もあるでしょう。一次単位の共変量に関するデータが事前に入手できる場合、それらの共変量の情報に基づいて一次単位を最適な方法で抜き出すことができます。

「カスタム計画」プラットフォームの「因子」アウトラインでは、共変量を変更が「困難」な因子に指定できます。また、「モデル」アウトラインの項で構成されるモデルには、共変量と実験の因子とで構成された交互作用やべき乗も含めることができます。

メモ: ある共変量の因子を「困難」に設定した場合、残りの共変量もすべて「困難」に設定されます。その他の因子は、必ず「容易」に設定してください。このアルゴリズムは、行交換と座標交換の組み合わせを必要とするため、比較的小さい計画でも、生成に時間がかかることがあります。

変更が困難な共変量を持つ実験のシナリオ

Goos and Jones (2011, Chapter 9) および Jones and Goos (2015) は、ポリプロピレン製の樹脂版に関する実験を取り上げています。ポリプロピレン製の樹脂版が、大規模なバッチごとに、さまざまな製法で製造されます。製造された一部の樹脂版はすぐに使用されますが、残りは実験を行うために保管されています。保管されている樹脂版がどのような組成であるかは分かっています。

ある顧客から、特殊な成形の依頼が来ました。そして、顧客が要望する成形をプラズマ処理で行うのに、どのプラズマ処理がよいかを決めるため実験することにしました。異なる製法で製造された樹脂版のバッチごとの組成は、変更が困難です。実験では、いくつかのプラズマ処理を樹脂版のサブバッチごとに適用することになりました。

「カスタム計画」は、このような状況において、どのバッチを用いるか、各バッチでどれだけの枚数の樹脂版を用いるか、各樹脂版にどのプラズマ処理を適用するか、について最適な計画を作成できます。この最適計画においては、どのバッチを用いるかや、各バッチから何枚、樹脂版を抜き出して用いるかは、バッチごとの共変量に依存します。

変更が困難な共変量の例は、「[カスタム計画の例](#)」章（125 ページ）で述べられています。

一次単位と二次単位の数

JMP における分割実験の計画では、「一次単位の数」と「二次単位の数」にデフォルトの値を提示します。このデフォルトの値は、「モデル」アウトラインで指定した効果を推定することができ、かつ、なるべくバランス（釣り合い）の取れた計画になるように、ヒューリスティックなアルゴリズムによって求められます。

「一次単位の数」または「二次単位の数」を欠測値とした場合は、計画の D 効率を最大化する値が採用されます。このアルゴリズムは、「分割実験の分散比」オプションで指定された値を使用します。[「\[詳細オプション\]> \[分割実験の分散比\]」](#)（102 ページ）を参照してください。このときの D 効率は、 $\mathbf{X}'\mathbf{V}^{-1}\mathbf{X}$ の行列式から計算されます（ここで $\mathbf{V}^{-1}$ は応答の共分散行列の逆行列です）。詳細については、Goos (2002) を参照してください。

「一次単位の数」と「二次単位の数」に値を入力すると、「カスタム計画」プラットフォームにより、計画の最適性が最大化されます。分割実験計画の詳細については、Jones and Goos (2007) を参照してください。変更が困難な共変量を持つ計画については、Jones and Goos (2015) を参照してください。

最適化基準

この節では、次のような計画について説明します。

- 「[D-最適化基準](#)」(119 ページ)
- 「[Bayes 流の D-最適化基準](#)」(120 ページ)
- 「[I-最適化基準](#)」(121 ページ)
- 「[Bayes 流の I-最適化基準](#)」(122 ページ)
- 「[交絡最適化基準](#)」(122 ページ)

D-最適化基準

D-最適計画は、「カスタム計画」プラットフォームで作成されるデフォルトの計画です（ただし、[RSM] ボタンによって応答曲面の2次モデルが指定された場合を除く）。[RSM] ボタンによって2次モデルが指定された場合は、I-最適計画が作成されます。

D-最適化基準は、モデル係数推定値の共分散行列の行列式を最小化します。つまり、D-最適化基準は効果の推定値の精度に重点を置きます。次のような場合に適しています。

- スクリーニング計画
- 効果の推定もしくは有意性の検定に重点を置いた実験
- 重要な因子の特定を目的とする計画

D-最適化基準は、仮定したモデルに依存します。しかし、実際のモデルがどうなっているかは事前にはわからないため、D-最適計画のこの性質は弱点です。D-最適計画では、モデル係数の推定精度を最適化します。なお、極端なケースでは、D-最適計画の実験数がパラメータと同数になり、あてはまりの悪さを確認するための自由度がない飽和モデルになってしまいます。

具体的には、D-最適計画は次の **D** を最大化します。

$$D = \det[\mathbf{X}'\mathbf{X}]$$

上の式で、**X** は「[応答のシミュレート](#)」(103 ページ) で定義されているようなモデル行列です。

D-最適分割計画は次の **D** を最大化します。

$$D = \det[\mathbf{X}'\mathbf{V}^{-1}\mathbf{X}]$$

上の式で、 $\mathbf{V}^{-1}$ は応答の共分散行列で、ブロック対角行列になっています (Goos 2002)。

D-最適計画は、係数の標準誤差を最小化することに焦点を合わせているため、モデル自体が適切かどうかは検証されない傾向があります。たとえば、1次モデルに対するD-最適計画には中心点は含まれません。仮定するモデルには含めないものの、実際には効果があるかも知れない項がある場合は、[可能な場合のみ]の項を指定してBayesのD-最適計画を用いる方が得策です。

Bayes流のD-最適化基準

Bayes流のD-最適化基準は、D-最適化基準を調整したもので、影響している可能性のある交互作用や非線形効果がある場合に役立ちます。DuMouchel and Jones (1994) および Jones et al (2008) を参照してください。

Bayes流のD-最適計画でも、「必ず推定したいパラメータ」を精度良く推定します。この「必ず推定したいパラメータ」に指定するには、「モデル」アウトラインにおいて「推定」を[必須]に設定します。Bayes流のD-最適計画は、指定された実験サイズにおいて、それらの「必ず推定したいパラメータ」を精度良く推定すると同時に、その他の効果（特に、べき乗や交互作用などの高次の効果）もなるべく推定したい場合に用いてください。この「なるべく推定したい効果」に指定するには、「モデル」アウトラインにおいて「推定」を[可能な場合のみ]に設定します。Bayes流のD-最適計画は、限られた実験回数において、[必須]の効果しか含まないモデルの不適切さを検出することができます。

Bayes流のD-最適計画は、実験回数が、[必須]の項数より多く、かつ[必須]と[可能な場合のみ]の合計数より少ない場合に最も役立ちます。そのような場合には、すべての推定したいパラメータの個数より実験回数が少なくなっています。しかし、Bayes流の事前情報を加味して、すべての[必須]項を精度良く推定し、さらに[可能な場合のみ]の項の一部を検出・推定できるような計画が作成されます。

モデルパラメータに意味のある事前分布を適用するため、最適化基準の計算において、応答と因子が一定の性質を持つように尺度化されています (DuMouchel and Jones, 1994, Section 2.2)。

次のような表記を使用します。

- **X**は、「[応答のシミュレート](#)」(103ページ)で定義されたモデル行列です。
- **K**は、次のような値を持つ対角行列です。
 - 推定が「必須」の項について、 $k = 0$
 - 推定が「可能な場合のみ」の主効果、べき乗の項、3水準以上のカテゴリカル因子が関係する交互作用について、 $k = 1$
 - その他の「可能な場合のみ」の項について、 $k = 4$

[可能な場合のみ]のパラメータベクトルに対する事前分布は、平均が**0**で、共分散行列が対角行列であり、かつ、その対角要素が $1/k^2$ である多変量正規分布です。ここで、 k^2 は、対応するパラメータの事前分散の逆数になっています。

k のデフォルト値は、経験則によって決められています。[可能な場合のみ]の主効果、べき乗、自由度が1より大きい交互作用の事前分散は1です。その他の[可能な場合のみ]項の事前分散は1/16です。なお、DuMouchel and Jones (1994)における記法では、 $k = 1/\tau$ が使われています。

[可能な場合のみ]の項の重みを制御するには、赤い三角ボタンのメニューから[詳細オプション] > [事前パラメータ分散]を選択します。[[詳細オプション](#)] > [[事前パラメータ分散](#)] (102ページ)を参照してください。

パラメータの事後分布の共分散行列は、 $(\mathbf{X}'\mathbf{X} + \mathbf{K}^2)^{-1}$ です。Bayes 流の D-最適計画は、次式で計算される、事後分布の共分散行列に対する逆行列の行列式を最大化することによって得られます。

$$\det(\mathbf{X}'\mathbf{X} + \mathbf{K}^2)$$

I-最適化基準

I-最適計画は、予測値の分散をデータ領域全体において平均した値を最小化します。実験の目的が係数（モデルパラメータ）を推定することではなく、以下のようなものであるような場合には、D-最適化基準より I-最適化基準の方が適切です。

- 応答を予測する
- 応答が最適となる因子設定を特定する
- 応答が許容範囲内に収まるような計画領域を特定する

以上のようなケースでは、パラメータの推定精度より、応答の予測精度の方が重要です。

計画領域内の点 $\mathbf{x}_0$ における、未知の誤差分散に対する予測分散は、次のように計算します。

$$\text{var}(\hat{\mathbf{Y}}|\mathbf{x}_0) = f(\mathbf{x}_0)'(\mathbf{X}'\mathbf{X})^{-1}f(\mathbf{x}_0)$$

上の式で、 $\mathbf{X}$ は「[応答のシミュレート](#)」(103 ページ) で定義されているようなモデル行列です。

I-最適計画は、計画領域全体の予測分散の積分 I を最小化します。 I は、次のように求められます。

$$I = \int_R f(\mathbf{x})'(\mathbf{X}'\mathbf{X})^{-1}f(\mathbf{x})d\mathbf{x} = \text{trace}[(\mathbf{X}'\mathbf{X})^{-1}\mathbf{M}]$$

上の式で、 $\mathbf{M}$ はモーメント行列です。

$$\mathbf{M} = \int_R f(\mathbf{x})f(\mathbf{x})'d\mathbf{x}$$

「[応答のシミュレート](#)」(103 ページ) を参照してください。詳細については、Goos and Jones (2011) を参照してください。

モーメント行列は、計画に依存せず、事前に計算できます。行ベクトル $f(\mathbf{x})'$ は、1 と、仮定したモデルに該当する効果から成ります。たとえば、2つの連続尺度の因子の2次モデル $f(\mathbf{x})'$ は、次のように定義されます。

$$f(\mathbf{x})' = (1, x_1, x_2, x_1x_2, x_1^2, x_2^2)$$

Bayes 流のI-最適化基準

Bayes のI-最適計画は、[必須] の項と [可能な場合のみ] の項の計画領域全体における予測分散平均を最小化します。

次のような表記を使用します。

- $\mathbf{X}$ は、「[応答のシミュレート](#)」(103 ページ) で定義されたモデル行列です。
- $\mathbf{K}$ は、次のような値を持つ対角行列です。
 - 推定が「必須」の項について、 $k=0$
 - 推定が「可能な場合のみ」の主効果、べき乗の項、3水準以上のカテゴリカル因子が関係する交互作用について、 $k=1$
 - その他の「可能な場合のみ」の項について、 $k=4$

[可能な場合のみ] のパラメータベクトルに対する事前分布は、平均が $\mathbf{0}$ で、共分散行列が対角行列であり、かつ、その対角要素が $1/k^2$ である多変量正規分布です。(値 k に関する詳細については、「[Bayes 流のD-最適化基準](#)」(120 ページ) を参照してください。)

$\mathbf{x}_0$ における予測値の事後分散は、次の式で計算されます。

$$\text{var}(\hat{\mathbf{Y}}|\mathbf{x}_0) = f(\mathbf{x}_0)'(\mathbf{X}'\mathbf{X} + \mathbf{K}^2)^{-1} f(\mathbf{x}_0)$$

Bayes 流のI-最適計画は、次式で表される、計画領域全体での予測分散の積分を最小化します。

$$I_B = \text{trace}[(\mathbf{X}'\mathbf{X} + \mathbf{K}^2)^{-1} \mathbf{M}]$$

上の式で、 $\mathbf{M}$ はモーメント行列です。「[応答のシミュレート](#)」(103 ページ) を参照してください。

交絡最適化基準

交絡最適化 (alias optimality) は、仮定したモデルの効果と、モデルには含めていないものの影響している可能性のある効果との間にある交絡 (別名関係; aliasing) を最小化します。後者の効果 (モデルには含まれていないが影響している可能性のある効果) は、**交絡項**と呼ばれています。交絡最適計画の詳細については、Jones and Goos (2011) を参照してください。

ここで、仮定したモデルの項に対応するモデル行列を $\mathbf{X}_1$ とします (「[応答のシミュレート](#)」(103 ページ) を参照)。交絡最適計画は、交絡項に対応するモデルも考慮します。交絡項のモデル行列を $\mathbf{X}_2$ とします。

交絡行列 (alias matrix) は、次のような行列 $\mathbf{A}$ で定義されます。

$$\mathbf{A} = (\mathbf{X}_1'\mathbf{X}_1)^{-1}\mathbf{X}_1'\mathbf{X}_2$$

交絡行列の各要素は、モデル項の推定値におけるバイアスにどの程度影響するかを示します。交絡行列の導出については、付録「技術的詳細」の「[交絡行列](#)」(676 ページ) を参照してください。

行列 **A** の要素の平方和は、バイアスに与える影響の全体的な大きさを表します。この平方和は、次のようなトレース（対角和）で表されます。

$$\text{trace}(\mathbf{A}'\mathbf{A})$$

このトレースだけを最小化すると、一般に、D-最適計画よりD効率が低くなってしまいます。そこで、交絡最適計画では、D効率が一定以上の値になるもののなかで、**A'A** のトレースを最小化します。D-最適化基準の定義については、「[最適化基準](#)」（119ページ）を参照してください。交絡最適化におけるD効率の下限値は、「[詳細オプション](#)」で指定されるD効率の重みによって決まります。「[\[詳細オプション\] > \[D効率の重み\]](#)」（103ページ）を参照してください。

D 効率

X を、 p 個のパラメータを持つモデルのモデル行列とします。モデル行列の定義については、「[応答のシミュレート](#)」（103ページ）を参照してください。**X_D** を、仮定したモデルにおける大域的にD-最適な計画のモデル行列とします。**X** で構成される計画のD効率は、次のように計算されます。

$$\text{D-効率} = \left[\frac{\det(\mathbf{X}'\mathbf{X})}{\det(\mathbf{X}_D'\mathbf{X}_D)} \right]^{1/p}$$

座標交換アルゴリズム

「カスタム計画」は、いくつかの基準のうちの1つを最適化していくことにより計画を作成します（「[最適化基準](#)」（119ページ）を参照のこと）。「カスタム計画」は、基準の最適化に[座標交換アルゴリズム](#)（Meyer and Nachtsheim, 1995）を用いています。このアルゴリズムは、まず、指定された計画領域内で各因子および各実験の値を無作為に選択し、初期計画を作成します。

たとえば、連続尺度の因子だけの、制約のない、主効果のみの実験計画を立てるとします。座標交換アルゴリズムの反復計算は、次のようにモデル行列の各値を交換していくことで進められていきます。

- 各因子において、現在の値を、その因子の極値である2つの値のいずれかに置き換えるかどうかを決めます。
- それら2つの候補値に対し、最適化基準を計算します。
- どちらかの候補値によって最適化基準がよくなるならば、現在の値をその候補値に置き換えます。

反復の全体において、置き換えが行われなくなるまでこの反復計算が続行されます。

多項式の項、名義尺度の因子、および因子の制約がある場合は、それらを考慮してアルゴリズムに適切な調整が加えられます。

座標交換アルゴリズムによって作成される計画は、大域的ではなく、**局所的**に最適です。大域的に最適な計画を見つける可能性を高くするには、かなりの数の初期計画から、座標交換アルゴリズムを実行する必要があります。Goos and Jones (2011, p. 36) は、作成する計画が非常に小さい場合を除き、少なくとも1000セットのランダムな初期計画から開始するように推奨しています。初期計画の数は、[開始点の数] オプションで変更できます。[「開始点の数」](#) (107ページ) を参照してください。「カスタム計画」は、作成されたすべての計画の中から、最適化基準が最大となっている計画を選択します。

第5章

カスタム計画の例 自分の目的に合った実験の実施

「カスタム計画」プラットフォームでは、広範な実験計画を作成できます。さまざまな種類の計画を作成でき、また、独自のニーズや予算に応じて調整することができます。

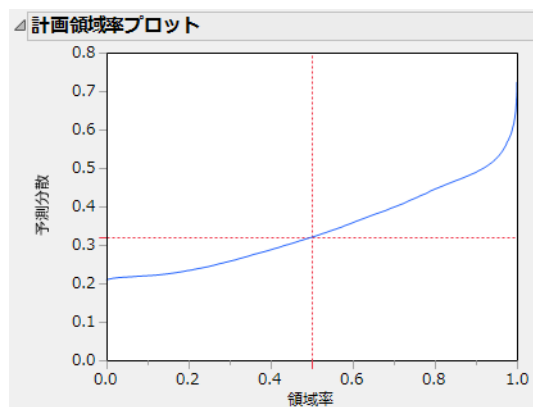
「カスタム計画」は、「スクリーニング計画」・「応答曲面計画」・「完全実施要因計画」・「配合計画」の各プラットフォームよりも豊富なオプションが用意されており、計画を細かく設定できます。「カスタム計画」は、自分の目的に合った独自の計画を作成できます。いくつかの既存の古典的な計画から、自分の目的に合ったものを探す必要はありません。

「カスタム計画」では、自分自身の目的に合わせて柔軟に計画を作成できます。次のような計画を作成できます。

- スクリーニング計画。過飽和のスクリーニング計画も作成できる
- 応答曲面計画。カテゴリカルな因子を含む応答曲面計画も作成できる
- 配合計画。工程に関する因子も含まれた配合計画も作成できる
- 共変量を含む計画、または時間に伴う線形傾向の影響を考慮した計画
- 固定ブロック計画および乱塊法の実験計画
- 分割実験、2段分割実験、2方分割実験の計画

この章では、これらの計画のほとんどを「カスタム計画」プラットフォームで作成します。さらに、ほとんどの例において、実験結果に対する統計分析も紹介します。「カスタム計画」プラットフォームの使用方法についての詳細は、「[カスタム計画](#)」章（61 ページ）を参照してください。

図5.1 計画領域率プロット



スクリーニング計画

工程の調査における最初の作業は、応答に影響を与えていると思われる因子をリストアップすることです。この段階の目的は、**有効な因子**（active factors）、つまり、応答に実際に影響を与えている因子を見つけ出すことです。有効な因子を見つけ出すには、**スクリーニング計画**が役立ちます。スクリーニング計画で有効な因子を特定した後は、応答曲面計画などのより精緻な計画で実験を行い、交互作用や曲線性を調べることになります。

「カスタム計画」プラットフォームで作成するスクリーニング計画のほとんどは、「スクリーニング計画」プラットフォームで作成される古典的な計画と同じです。ただし、「カスタム計画」では、古典的な計画が使用できないようなケースでも、計画を作成できます。

「カスタム計画」プラットフォームでは、D-最適化基準とBayes流のD-最適化基準のいずれかでスクリーニング計画を作成できます。D-最適化基準は、モデル係数に対する推定値の共分散行列の行列式を最小化します。つまり、D-最適計画は効果の推定値の推定精度に重点を置いています。詳細については、「カスタム計画」章の「**最適化基準**」（119ページ）を参照してください。

この節では、次の例を挙げています。

- 「**主効果のみを推定する計画**」（126ページ）
- 「**すべての2因子間交互作用を推定する計画**」（129ページ）
- 「**主効果と2因子間交互作用の交絡を回避する計画**」（132ページ）
- 「**過飽和スクリーニング計画**」（135ページ）
- 「**固定ブロックの計画**」（143ページ）

主効果のみを推定する計画

メモ: 主効果のみのスクリーニング計画の詳細については、「**スクリーニング計画**」章（271ページ）を参照してください。

この例では、6つの因子の主効果を調べます。すべての主効果が直交しているスクリーニング計画を作成します。ただし、主効果は2因子間交互作用と部分的に交絡しています。

1. **【実験計画(DOE)】 > 【カスタム計画】** を選択します。
2. 「因子」アウトラインで、**【N個の因子を追加】**の横のボックスに「6」と入力します。
3. **【因子の追加】 > 【連続変数】** を選択します。
4. **【続行】** をクリックします。

「モデル」アウトラインが表示されます。「推定」が**【必須】**に設定された主効果のみが含まれています。これは、生成される計画で、すべての主効果が推定可能であることを意味します。

図5.2 「カスタム計画」ウィンドウの「モデル」アウトライン

カスタム計画

応答

因子

因子の追加 ▼ 削除 N個の因子を追加 1

名前	役割	変更	値
X1	連続変数	容易	-1 1
X2	連続変数	容易	-1 1
X3	連続変数	容易	-1 1
X4	連続変数	容易	-1 1
X5	連続変数	容易	-1 1

因子の制約を定義

☒ しない
☐ 線形制約を指定
☐ フィルタで許可しない組み合わせを指定
☐ スクリプトで許可しない組み合わせを指定

モデル

主効果 交互作用 ▼ RSM 交差 べき乗 ▼ 項目の削除

名前	推定
切片	必須
X1	必須
X2	必須
X3	必須
X4	必須
X5	必須
X6	必須

交絡項

計画の生成

☐ ブロックごとに実験を実施: ブロックサイズ 2

中心点の数: 0

反復する行数: 0

実験の回数:

☐ 最小値 7
☒ デフォルト値 12
☐ ユーザ定義 12

計画の作成

実験の回数には、デフォルトの12を使用します。

メモ: 乱数シード値(手順5)と開始点の数(手順6)を設定すると、以下の数値例と同じ結果が得られます。同じ結果でなくても良い場合は、これらの手順は不要です。

- (オプション)「カスタム計画」の赤い三角ボタンのメニューから「乱数シード値の設定」を選択し、「1839634787」と入力して「OK」をクリックします。

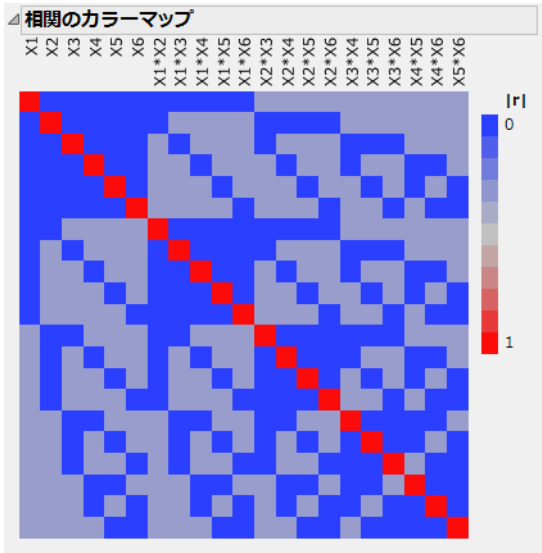
- 6. (オプション)「カスタム計画」の赤い三角ボタンのメニューから「開始点の数」を選択し、「1」と入力して「OK」をクリックします。
- 7. 「計画の作成」をクリックします。

図5.3 主効果のみの計画

計画						
実験	X1	X2	X3	X4	X5	X6
1	-1	-1	1	1	-1	-1
2	1	1	1	1	-1	1
3	-1	1	-1	-1	-1	-1
4	1	1	1	-1	-1	-1
5	-1	-1	-1	-1	-1	1
6	1	-1	1	-1	1	-1
7	-1	-1	1	-1	1	1
8	1	-1	-1	1	1	-1
9	-1	1	1	1	1	1
10	1	1	-1	-1	1	1
11	-1	1	-1	1	1	-1
12	1	-1	-1	1	-1	1

- 8. 「計画の評価」>「関連のカラーマップ」アウトラインを開きます。

図5.4 関連のカラーマップ



メモ: 図5.4は、JMPのデフォルトの色を使用しています。

次の点を確認してください。

- 主効果はマップの左上の6個の項です。
- 6つの主効果とその他の主効果との相関は、濃い青色で表示されているため、0であることがわかります。つまり、すべての主効果は直交しており、個別に推定値を求めることができます。
- 一部の2次の交互作用が、明るい青色の正方形で表示されていますが、これは対応する効果に相関があることを示しています。つまり、これらの効果は個別に推定値を求めることはできません。正方形の上にカーソルを置くと、相関の絶対値が表示されます。
- 互いに完全に交絡している効果はありません。相関の絶対値が1であることを示す赤色の正方形は、対角要素のみです。

9. 「計画の評価」>「交絡行列」アウトラインを開きます。

図5.5 交絡行列

交絡行列																
効果	X1*X2	X1*X3	X1*X4	X1*X5	X1*X6	X2*X3	X2*X4	X2*X5	X2*X6	X3*X4	X3*X5	X3*X6	X4*X5	X4*X6	X5*X6	
切片	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
X1	0	0	0	0	0	0.333	-0.33	-0.33	0.333	-0.33	-0.33	-0.33	-0.33	0.333	-0.33	
X2	0	0.333	-0.33	-0.33	0.333	0	0	0	0	0.333	-0.33	0.333	0.333	0.333	0.333	0.333
X3	0.333	0	-0.33	-0.33	-0.33	0	0.333	-0.33	0.333	0	0	0	-0.33	0.333	0.333	0.333
X4	-0.33	-0.33	0	-0.33	0.333	0.333	0	0.333	0.333	0	-0.33	0.333	0	0	-0.33	
X5	-0.33	-0.33	-0.33	0	-0.33	-0.33	0.333	0	0.333	-0.33	0	0.333	0	-0.33	0	
X6	0.333	-0.33	0.333	-0.33	0	0.333	0.333	0.333	0	0.333	0.333	0	-0.33	0	0	

交絡行列 (alias matrix) は、効果があるかもしれない2因子間交互作用が、主効果の推定値にどれほど影響を及ぼすかを示します。交絡行列の各列は、各交互作用に対応しています。たとえば、行「X1」では、「X2*X3」の列の値が「0.333」、「X2*X4」の列の値が「-0.33」になっています。これは、X1の主効果の推定値が受けるバイアスが「(X2*X3に対する係数の0.333倍) + (X2*X4に対する係数の-0.33倍) + ... (以下、同じように) ...」であることを意味しています。X1の主効果の推定値が解釈できるようになるには、X1の効果に比べて交互作用が無視できるほど小さいと仮定できなければなりません。

ヒント: 交絡行列は、一部実施要因計画の交絡パターンを一般化したものです。

すべての2因子間交互作用を推定する計画

図5.5の交絡行列は、主効果が2因子間交互作用と部分的に交絡していることを示しています。別の場合では、主効果が、2因子間交互作用と完全に交絡することもあります。どちらの交絡においても、2因子間交互作用の効果が強い場合には、主効果だけの実験では推定結果にバイアスが生じます。このリスクを回避するために、ここでは、すべての2因子間交互作用を推定できる計画を作成します。

この例では、レゾリューションVのスクリーニング計画を作成します。レゾリューションVのスクリーニング計画では、2因子間交互作用は互いに直交していますが、2因子間交互作用と3因子間交互作用との間のいくつかは完全に交絡しています。

1. [実験計画(DOE)] > [カスタム計画] を選択します。
2. 「N個の因子を追加」の右側のボックスに「5」と入力します。

3. [因子の追加] > [連続変数] を選択します。
4. [続行] をクリックします。
5. 「モデル」パネルで [交互作用] > [2次] を選択します。

図5.6 「モデル」アウトラインに表示された交互作用

モデル	
主効果	交互作用 ▼
RSM	交差
べき乗 ▼	項目の削除
名前	推定
切片	必須
X1	必須
X2	必須
X3	必須
X4	必須
X5	必須
X1*X2	必須
X1*X3	必須
X1*X4	必須
X1*X5	必須
X2*X3	必須
X2*X4	必須
X2*X5	必須
X3*X4	必須
X3*X5	必須
X4*X5	必須

6. 「実験の回数」で [最小値] をクリックし、実験数を16とします。

メモ: 乱数シード値（手順7）と開始点の数（手順8）を設定すると、以下の数値例と同じ結果が得られます。同じ結果でなくても良い場合は、これらの手順は不要です。

7. (オプション)「カスタム計画」の赤い三角ボタンのメニューから [乱数シード値の設定] を選択し、「819994207」と入力して [OK] をクリックします。
8. (オプション)「カスタム計画」の赤い三角ボタンのメニューから [開始点の数] を選択し、「1」と入力して [OK] をクリックします。
9. [計画の作成] をクリックします。

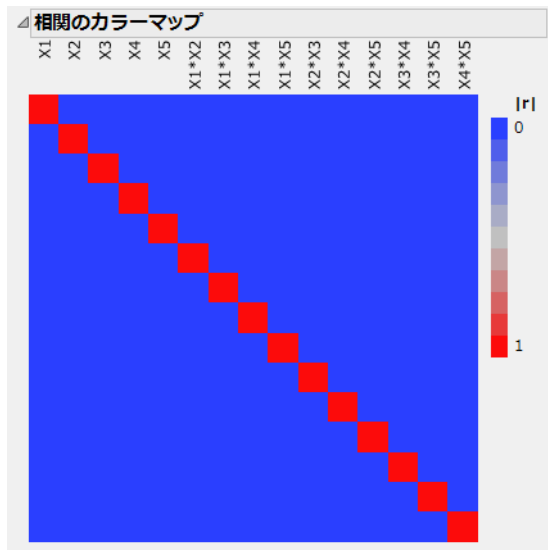
図5.7は、この計画の実験を示しています。主効果と2因子間交互作用は、「モデル」アウトラインで「推定」が [必須]（デフォルト）に設定されていたので、すべて推定可能になっています。

図5.7 すべての2因子間交互作用を推定する計画

実験	X1	X2	X3	X4	X5
1	-1	-1	-1	-1	1
2	1	1	1	-1	-1
3	-1	1	1	-1	1
4	-1	1	1	1	-1
5	1	1	-1	-1	1
6	1	-1	1	1	-1
7	-1	-1	-1	1	-1
8	-1	-1	1	1	1
9	-1	1	-1	-1	-1
10	1	1	-1	1	-1
11	1	1	1	1	1
12	1	-1	1	-1	1
13	-1	-1	1	-1	-1
14	1	-1	-1	-1	-1
15	1	-1	-1	1	1
16	-1	1	-1	1	1

10. 「計画の評価」 > 「相関のカラーマップ」 アウトラインを開きます。

図5.8 相関のカラーマップ



相関のカラーマップからは、5つの主効果と10の2因子間交互作用がすべて互いに直交していることがわかります。(図5.8は、JMPのデフォルトの色を使用しています。)

主効果と2因子間交互作用の交絡を回避する計画

ここでの例では、6つの連続尺度の因子に関して、それらの主効果を推定したいとします。ただし、ここでは、主効果と、応答に対して効果があるかもしれない2因子間交互作用との交絡を最小にするような計画を作成します。

予算の関係で、実施できる実験は16回です。因子が6つの場合、2因子間交互作用は15通りあり、定数、6つの主効果、15個の2因子間交互作用をあてはめるための最小実験回数は22となります。

この例では、主効果だけしか推定できない実験回数8回の計画（「[主効果のみを推定する計画](#)」（126ページ）を参照）と、すべての2因子間交互作用を推定できる実験回数22回の計画との間で、妥協案を見つけます。最適化基準に交絡最適化基準を使って、この目的を達成します。

1. [実験計画(DOE)] > [カスタム計画] を選択します。
2. 「N個の因子を追加」の右側のボックスに「6」と入力します。
3. [因子の追加] > [連続変数] を選択します。
4. [続行] をクリックします。

デフォルトではモデルに主効果の項が含まれます。主効果の項の「推定」列は、デフォルトで[必須]になっています。「交絡項」アウトラインにすべての2因子間交互作用が追加されていることに注目してください。デフォルトでは、モデルに含まれていない2因子間交互作用はすべて「交絡項」リストに追加されます。

5. 赤い三角ボタンのメニューから[最適化基準] > [交絡最適計画の作成] を選択します。

[交絡最適計画の作成] を選択すると、ある程度のD効率をもちながらも、交絡がなるべく小さい計画が生成されます。「カスタム計画」章の「[交絡最適化基準](#)」（122ページ）を参照してください。

6. [ユーザ定義] をクリックして、実験の回数を「16」に変更します。

図5.9 因子、モデル、交絡項、実験の回数

因子

因子の追加

削除

N個の因子を追加

1

名前	役割	変更	値
▲X1	連続変数	容易	-1
▲X2	連続変数	容易	-1
▲X3	連続変数	容易	-1
▲X4	連続変数	容易	-1
▲X5	連続変数	容易	-1
▲X6	連続変数	容易	-1

因子の制約を定義

モデル

主効果

交互作用

RSM

交差

べき乗

項目の削除

名前	推定
切片	必須
X1	必須
X2	必須
X3	必須
X4	必須
X5	必須
X6	必須

交絡項

主効果

交互作用

RSM

交差

べき乗

項目の削除

名前
X1*X2
X1*X3
X1*X4
X1*X5
X1*X6
X2*X3
X2*X4
X2*X5

計画の生成

☐ ブロックごとに実験を実施: ブロックサイズ

2

中心点の数:

0

反復する行数:

0

実験の回数:

○ 最小値

7

○ デフォルト値

12

● ユーザ定義

16

計画の作成

メモ: 乱数シード値(手順7)と開始点の数(手順8)を設定すると、以下の数値例と同じ結果が得られます。同じ結果でなくても良い場合は、これらの手順は不要です。

- (オプション)「カスタム計画」の赤い三角ボタンのメニューから「乱数シード値の設定」を選択し、「1692819077」と入力して「OK」をクリックします。
- (オプション)「カスタム計画」の赤い三角ボタンのメニューから「開始点の数」を選択し、「161」と入力して「OK」をクリックします。

9. 「計画の作成」をクリックします。
10. 「計画の評価」>「交絡行列」アウトラインを開きます。

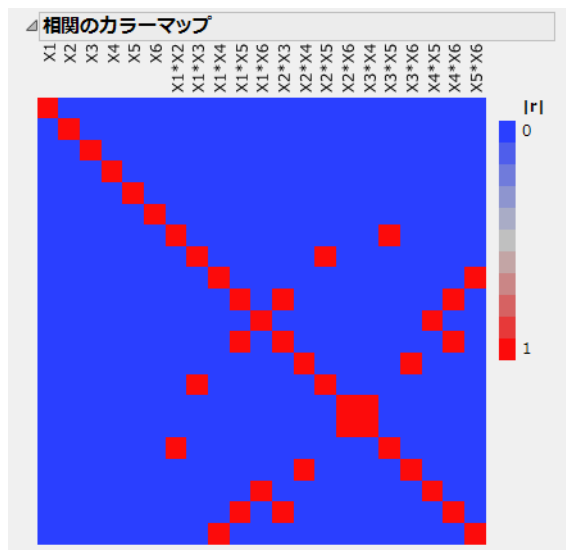
図5.10 交絡行列

交絡行列																
効果	X1*X2	X1*X3	X1*X4	X1*X5	X1*X6	X2*X3	X2*X4	X2*X5	X2*X6	X3*X4	X3*X5	X3*X6	X4*X5	X4*X6	X5*X6	
切片	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
X1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
X2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
X3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
X4	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
X5	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
X6	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	

すべての行に0しか含まれていないので、切片と主効果の推定値は2因子間交互作用によってバイアスを受けないことがわかります。

11. 「計画の評価」>「関連のカラーマップ」アウトラインを開きます。

図5.11 関連のカラーマップ



関連のカラーマップからは、主効果を、2因子間交互作用とは独立して推定できることがわかります。ただし、2次交互作用の一部が、他の2次交互作用と完全に交絡しています。カーソルを非対角部分にある赤い正方形の上に置くと、どの2次交互作用が交絡しているかを確認できます。

この例の計画は、レゾリューションIVの直交スクリーニング計画であることがわかります。主効果は、互いに交絡せず、2因子間交互作用とも交絡していません。ただし、2因子間交互作用は、他の2因子間交互作用と完全に交絡しています。

過飽和スクリーニング計画

応答に影響している因子を探し出すには、まず最初に、ブレインストーミングなどで意見を出し合いながら数十の因子を候補として挙げるのが一般的でしょう。過飽和計画（supersaturated design）という実験計画を使えば、データに基づき、それらの多数の候補の因子から重要な因子を絞り込むことができます。

飽和計画（saturated design）とは、実験回数と、モデルに含まれた項の個数が等しい計画を指します。過飽和計画は、名前からわかるとおり、モデル項の個数が実験回数より多い計画を指します（Lin, 1993）。過飽和計画を使えば、何十個もの因子をその半分以上の実験回数で検討することができます。調べたい因子の数は多いのに、1つの実験に膨大な費用がかかってしまう状況で、因子のスクリーニングを行いたい場合に過飽和計画は役立ちます。

過飽和計画の制約

過飽和計画には欠点があります。

- **有効な因子（active factor; 実際に応答に対して影響をもつ因子）の個数が実験回数の半分以上である場合、それらの因子の影響を検出できなくなる可能性が高くなります。**一般に、実験回数は、有効な因子の個数の4倍以上である必要があります。つまり、有効な因子が5つあると考えられるときは、少なくとも20回の実験が必要です。
- 過飽和計画のデータを自動的に処理する統計分析は、まだ考案されていません。JMPでは、変数増加法によるステップワイズ回帰を使えば、ある程度、穏当な統計分析ができます。また、「スクリーニング」プラットフォーム（[分析] > [発展的なモデル] > [発展的な実験計画モデル] > [2水準スクリーニングのあてはめ]）を使えば、より合理的な枠組みで簡単に分析できます。

過飽和計画の作成

例として、12因子、8実験の過飽和計画を作成してみましょう。過飽和計画を作成するには、すべてのモデル項（切片を除く）の「推定」を「可能な場合のみ」に設定します。

メモ: ここで取り上げている例は、過飽和計画を説明するためだけのものです。どのような過飽和計画でも、実験回数は14回以上にすべきです。また、この例では有効な因子が4つ以上ある場合には、8回だけの実験で実験結果を解釈することは非常に難しいです。[「過飽和計画の制約」](#)（135ページ）を参照してください。

1. [実験計画(DOE)] > [カスタム計画] を選択します。
2. 「N個の因子を追加」の右側のボックスに「12」と入力します。
3. [因子の追加] > [連続変数] を選択します。
4. [続行] をクリックします。
5. 「モデル」アウトラインで、切片以外のすべての効果を選択します。
6. いずれかの効果の横の [必須] をクリックして、[可能な場合のみ] に変更します。

いくつかのモデル効果を [可能な場合のみ] に設定すると、Bayes 流の D-最適化基準が使われるようになります。

図5.12 因子、モデル、実験の回数

因子

因子の追加

削除

N個の因子を追加

1

名前	役割	変更	値
X1	連続変数	容易	-1
X2	連続変数	容易	-1
X3	連続変数	容易	-1
X4	連続変数	容易	-1
X5	連続変数	容易	-1
X6	連続変数	容易	-1
X7	連続変数	容易	-1
X8	連続変数	容易	-1
X9	連続変数	容易	-1
X10	連続変数	容易	-1
X11	連続変数	容易	-1
X12	連続変数	容易	-1

因子の制約を定義

☒ しない
☐ 線形制約を指定
☐ フィルタで許可しない組み合わせを指定
☐ スクリプトで許可しない組み合わせを指定

モデル

主効果

交互作用

RSM

交差

べき乗

項目の削除

名前	推定
切片	必須
X1	可能な場合のみ
X2	可能な場合のみ
X3	可能な場合のみ
X4	可能な場合のみ
X5	可能な場合のみ
X6	可能な場合のみ
X7	可能な場合のみ
X8	可能な場合のみ
X9	可能な場合のみ
X10	可能な場合のみ
X11	可能な場合のみ
X12	可能な場合のみ

交絡項

計画の生成

☐ ブロックごとに実験を実施: ブロックサイズ

2

中心点の数:

0

反復する行数:

0

実験の回数:

☐ 最小値

1

☐ デフォルト値

8

☒ ユーザ定義

8

計画の作成

7. 「交絡項」アウトラインで、すべての項を選択して「**項目の削除**」をクリックします。
これにより、「**関連のカラーマップ**」には主効果だけが表示されます。「**関連のカラーマップ**」は、計画が作成された後に作成されます。
8. 赤い三角ボタンのメニューから「**応答のシミュレート**」を選択します。
これにより、計画のデータテーブルにおける応答列に乱数が生成されます。このシミュレーションされた応答を使って、分析方法を確認します。
「**実験の回数**」はデフォルトの8のままにします。

メモ: 乱数シード値（手順9）と開始点の数（手順10）を設定すると、以下の数値例と同じ結果が得られます。同じ結果でなくても良い場合は、これらの手順は不要です。

9. (オプション)「カスタム計画」の赤い三角ボタンのメニューから「**乱数シード値の設定**」を選択し、「1008705125」と入力して「**OK**」をクリックします。
10. (オプション)「カスタム計画」の赤い三角ボタンのメニューから「**開始点の数**」を選択し、「100」と入力して「**OK**」をクリックします。
11. 「**計画の作成**」をクリックします。
12. 「**テーブルの作成**」をクリックします。

「カスタム計画」ウィンドウを閉じないでください。この例の後半で使用します。

計画テーブル（図5.13）と「**応答をシミュレート**」ウィンドウ（図5.14）が表示されます。

図5.13 計画テーブルに表示された応答のシミュレーション

カスタム計画 2														Y
計画	基準	X1	X2	X3	X4	X5	X6	X7	X8	X9	X10	X11	X12	
カスタム計画	D-最速計画	1	-1	-1	1	1	-1	1	-1	-1	1	-1	-1	-0.578079431
モデル		2	1	1	1	-1	-1	-1	-1	1	-1	1	-1	0.7332715943
計画の評価		3	1	1	-1	1	1	-1	1	-1	1	-1	-1	-1.112458546
シミュレーション		4	1	-1	1	-1	1	1	-1	1	1	-1	1	2.0630788367
DOEダイアログ		5	-1	1	-1	1	1	1	1	-1	1	-1	-1	1.6369824268
		6	-1	1	1	1	-1	-1	1	1	-1	1	1	1.0330714522
		7	-1	-1	-1	-1	-1	1	1	1	1	-1	-1	0.3531404053
		8	1	-1	-1	-1	1	1	1	-1	-1	1	1	0.2772482633
列(14/0)														
X1 *														
X2 *														
X3 *														
X4 *														
X5 *														
X6 *														
X7 *														
X8 *														
X9 *														
X10 *														
X11 *														
X12 *														
Y *														

応答列「Y」にはシミュレートした応答が表示されます。応答の値は、「**応答をシミュレート**」ウィンドウのパラメータ値によって定義されたモデルを使い、ランダムに生成されます。

図5.14 「応答をシミュレート」ウィンドウ

効果	Y
切片	0
X1	0
X2	0
X3	0
X4	0
X5	0
X6	0
X7	0
X8	0
X9	0
X10	0
X11	0
X12	0
誤差の標準偏差	1

適用

「応答をシミュレート」ウィンドウには、すべての項の係数が0、誤差の標準偏差が1と表示されています。「Y」列の値は、現在、ランダムな誤差だけを反映しています。モデル係数は、すべての係数が推定可能というわけではないので、0に設定されています。

13. 「応答をシミュレート」ウィンドウの係数の値を、図5.15のように変更します。

図5.15 「応答をシミュレート」のパラメータ値

効果	Y
切片	100
X1	10
X2	0
X3	0
X4	0
X5	0
X6	0
X7	0
X8	0
X9	0
X10	0
X11	10
X12	0
誤差の標準偏差	1

適用

14. [適用] をクリックします。

すると、「Y」列の応答値が変化します。図5.16を参照してください。

メモ: 乱数シード値と開始点の数を設定しなかった場合、もしくは、[適用] を複数回押した場合、生成される応答値は、図5.16のものと一致しません。

図5.16 X1とX11が有効な因子の場合の応答列

Custom Design		X1	X2	X3	X4	X5	X6	X7	X8	X9	X10	X11	X12	Y
Design	Custom Design	1	-1	-1	1	1	-1	1	-1	-1	1	-1	-1	79.426379697
Criterion	D Optimal	2	1	1	1	-1	-1	-1	-1	1	-1	1	-1	122.73566401
Screening		3	1	1	-1	1	1	-1	1	-1	1	-1	-1	99.902581852
Model		4	1	-1	1	-1	1	1	-1	1	1	-1	1	97.774291632
DOE Dialog		5	-1	1	-1	1	1	1	1	-1	1	-1	-1	81.034856436
列(13/0)		6	-1	1	1	1	-1	-1	1	1	-1	1	1	100.99800916
X1 *		7	-1	-1	-1	-1	-1	1	1	1	1	-1	-1	79.332944607
X2 *		8	1	-1	-1	-1	1	1	1	-1	1	1	1	119.37709329
X3 *														

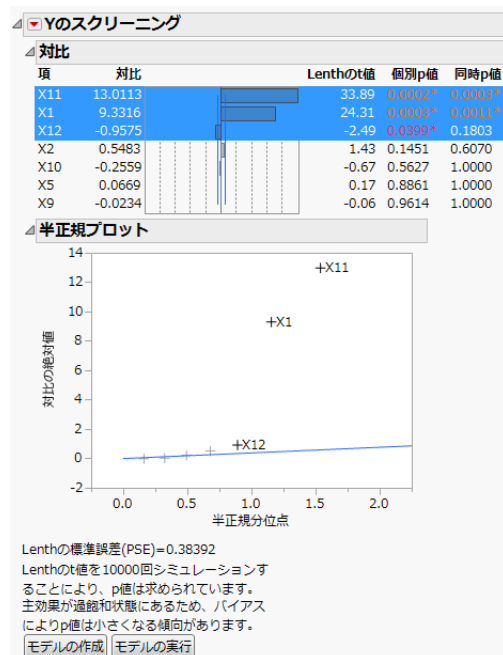
今回のシミュレーションでは、「X1」と「X11」を、誤差の標準偏差よりもかなり大きな効果を持つ因子として指定しました。次節では、統計分析によって、これら2つの因子を有意な因子として識別できるかどうかを確認していきます。

「スクリーニング」プラットフォームを使用した過飽和計画の分析

「スクリーニング」プラットフォームは、重要な因子を識別する1つの方法を提供しています。図5.16の計画テーブルには、3つのスクリプトが含まれています。「スクリーニング」スクリプトは、「スクリーニング」プラットフォーム（[分析] > [発展的なモデル] > [発展的な実験計画モデル] > [2水準スクリーニングのあてはめ]）を使ってデータを分析します。

1. 計画のデータテーブルの「テーブル」パネルで、「スクリーニング」スクリプトの横にある緑の三角ボタンをクリックします。

図5.17 過飽和実験計画の「スクリーニング」レポート



因子「X1」と「X11」の「対比」と「Lenthのt値」の値は大きく、「同時p値」の値は小さくなっています。「半正規プロット」内では、「X1」も「X11」も直線からかなり離れています。これらの「対比」レポートと「半正規プロット」レポートから、「X1」と「X11」が重要であることがわかります。「X12」の「個別のp値」は0.05以下ですが、その効果は「X1」や「X11」に比べてずっと小さいことがわかります。

この計画は過飽和なので、この計画におけるp値は、すべての効果が推定可能となっている計画におけるp値よりも、小さくなっているかもしれません。なぜなら、過飽和計画では、ある効果の推定値は、応答に影響している他の効果によってバイアスをもつようになっているからです。図5.17に示すように、[モデルの作成] ボタンの上に、その可能性を説明する注釈が表示されます。

さらに、問題としている効果が、他の効果と高い相関関係にあるかどうかも確認したほうが良いでしょう。相関が高い場合、一方の効果が他方の効果をもつ有意性を隠してしまう場合があります。図5.19のカラーマップには、効果間における相関係数の絶対値が表示されます。

2. [モデルの作成] をクリックします。

作成されたモデルには、効果「X1」、「X11」、「X12」だけが含まれます。

3. 「モデルの指定」ウィンドウで [実行] をクリックします。

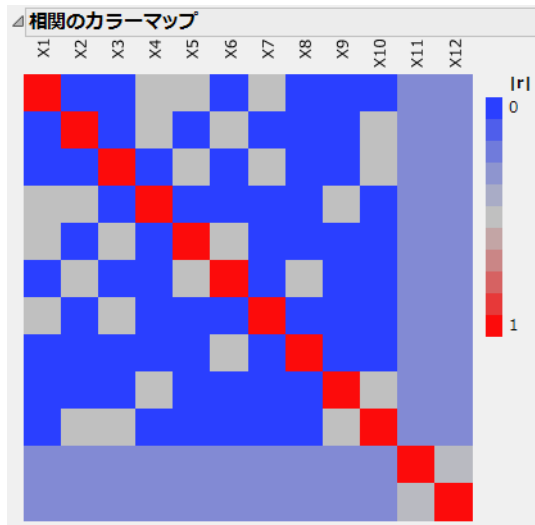
図5.18 モデルのパラメータ推定値

パラメータ推定値				
項	推定値	標準誤差	t値	p値(Prob> t)
切片	100.12645	0.319502	313.38	<.0001*
X11	11.347787	0.360447	31.48	<.0001*
X1	9.8209584	0.319502	30.74	<.0001*
X12	-1.1329	0.360447	-3.14	0.0347*

「X11」と「X1」のパラメータ推定値は、モデルをシミュレートするのに使用した理論上の値に近いものとなっています。「X1」と「X11」に「10」と指定した図5.15を参照してください。因子「X12」の有意性は偽陽性の例です。

4. 「カスタム計画」ウィンドウで、「計画の評価」>「関連のカラーマップ」アウトラインを開きます。

図5.19 「相関のカラーマップ」 アウトライン



セルの上にカーソルを置くと、相関の絶対値が表示されます。「X1」は、他の主効果（「X4」、「X5」、「X7」）と0.5という高い相関があります。（図5.19は、JMPのデフォルトの色を使用しています。）

ステップワイズ回帰を使用した過飽和計画の分析

ステップワイズ回帰を使っても、重要な因子を識別できます。図5.16の計画テーブルには、3つのスクリプトが含まれています。「モデル」スクリプトで呼び出される「モデルのあてはめ」プラットフォームで、ステップワイズ回帰を使用してデータを分析しましょう。

1. 計画テーブルの「テーブル」パネルで、「モデル」スクリプトの横の緑の三角ボタンをクリックします。
2. 「手法」を「標準最小2乗」から「ステップワイズ法」に変更します。
3. 「実行」をクリックします。
4. 「Yのステップワイズ」レポートで、「停止ルール」を「最小AICc」に変更します。

今回のような標本サイズが非常に小さい過飽和計画では、有効でない効果もモデルに含まれる傾向がBICにはあり、AICcよりも多くの説明変数がモデルに含まれます。

5. 「実行」をクリックします。

図 5.20 過飽和計画のステップワイズ回帰



図 5.20 は、選択したモデルで、2つの重要な因子「X1」と「X11」で構成されています。一番下には「ステップ履歴」が表示されます。「X1」と「X11」とその他の因子の相関によって、他の因子の有意性が隠されている可能性があることも気を付けてください。図 5.19 を参照してください。

メモ: この例では2つの大きな主効果だけが選択されて、残りの因子（の係数）は0とされています。実際の状況で効果にこれほど明らかな差が出ることはあまりありません。

固定ブロックの計画

ブロック因子も固定効果として含めるスクリーニング計画において、従来のスクリーニング計画では、ブロックのサイズを2のべき乗にする必要がありました。「カスタム計画」プラットフォームでスクリーニング計画を作成する場合、ブロックサイズを任意のものにできます。

ここで、3つの因子について調べたいとします。1日に実施できる試行は3回だけで、日によってかなりの変動があることが予想されます。そのため、数日間にわたる実験を、日ごとのブロックに分ける必要があります。また、この調査では、すべての2因子間交互作用を推定したいと考えています。この例では、ブロックあたり3回の実験を行う計画を作成します。

1. [実験計画(DOE)] > [カスタム計画] を選択します。
2. 「因子」アウトラインで、「N個の因子を追加」の横のボックスに「3」と入力します。
3. [因子の追加] > [連続変数] を選択します。
4. [因子の追加] > [ブロック] > [ブロックあたり3実験] を選択します。

ブロック因子「X4」の「値」の下には、水準が1つしかありません。これは、この時点ではまだ全体の実験回数が不明なためです。

図5.21 「因子」アウトラインに表示されたX4の1つのブロック

因子

因子の追加 ▼ 削除 N個の因子を追加 1

名前	役割	変更	値
X1	連続変数	容易	-1
X2	連続変数	容易	-1
X3	連続変数	容易	-1
X4	ブロック	容易	1

因子の指定

因子を追加するには[因子の追加]ボタンをクリックし、変更する場合は、因子名または因子水準をダブルクリック。

続行

5. [続行] をクリックします。

図 5.22 「因子」 アウトラインに表示された X4 の 3 つのブロック

カスタム計画

▶ 応答

▲ 因子

因子の追加 ▼ 削除 N個の因子を追加 1

名前	役割	変更	値
X1	連続変数	容易	-1 1
X2	連続変数	容易	-1 1
X3	連続変数	容易	-1 1
X4	ブロック	容易	1 2 3

▲ 因子の制約を定義

☒ しない
☐ 線形制約を指定
☐ フィルタで許可しない組み合わせを指定
☐ スクリプトで許可しない組み合わせを指定

▲ モデル

主効果 交互作用 ▼ RSM 交差 べき乗 ▼ 項目の削除

名前	推定
切片	必須
X1	必須
X2	必須
X3	必須
X4	必須

▶ 交絡項

▲ 計画の生成

中心点の数: 0

反復する行数: 0

実験の回数:

☐ 最小値 5
☒ デフォルト値 9
☐ ユーザ定義 9

計画の作成

「デフォルト」の全体の実験回数をブロックあたりの実験回数で割った適切なブロック数が、「因子」アウトラインに表示されます。この例では、デフォルトの標本サイズは9であるため、ブロックが3つ必要です。そのため、「因子」アウトラインの「X4」の値が3つになりました。これは、ブロックが3つあることを示します。

メモ: 別の実験回数を指定した場合、「因子」アウトラインには、そのブロック因子に適した数が表示されます。

6. 「因子」アウトラインで、3つの連続尺度の因子「X1」、「X2」、「X3」を選択します。

7. 「モデル」アウトラインで [交互作用] > [2次] を選択します。

図 5.23 「因子」 アウトラインに表示された X4 の 6 つブロック

因子

因子の追加

削除

N個の因子を追加

1

名前	役割	変更	値
X1	連続変数	容易	-1 1
X2	連続変数	容易	-1 1
X3	連続変数	容易	-1 1
X4	ブロック	容易	1 2 3 4 5 6

因子の制約を定義

モデル

主効果

交互作用

RSM

交差

べき乗

項目の削除

名前	推定
切片	必須
X1	必須
X2	必須
X3	必須
X4	必須
X1*X2	必須
X1*X3	必須
X2*X3	必須

交絡項

計画の生成

中心点の数:

0

反復する行数:

0

実験の回数:

最小値

12

デフォルト値

18

ユーザ定義

18

計画の作成

「実験の回数」パネルの「デフォルト値」が18になっています。「因子」アウトラインの「X4」には6つの値が表示されています。これは、ブロックが6つあることを示します。

メモ: 乱数シード値（手順8）と開始点の数（手順9）を設定すると、以下の数値例と同じ結果が得られます。同じ結果でなくても良い場合は、これらの手順は不要です。

- （オプション）「カスタム計画」の赤い三角ボタンのメニューから「乱数シード値の設定」を選択し、「458027747」と入力して「OK」をクリックします。
- （オプション）「カスタム計画」の赤い三角ボタンのメニューから「開始点の数」を選択し、「10」と入力して「OK」をクリックします。
- 「計画の作成」をクリックします。

図5.24 固定ブロック計画

実験	X1	X2	X3	X4
1	1	1	1	4
2	1	-1	-1	2
3	-1	1	-1	2
4	1	1	-1	3
5	-1	-1	-1	5
6	-1	-1	1	6
7	1	1	1	6
8	-1	-1	1	2
9	-1	1	-1	4
10	1	-1	1	1
11	1	-1	1	5
12	1	-1	-1	6
13	1	1	-1	5
14	-1	-1	-1	3
15	-1	1	1	1
16	1	-1	-1	4
17	1	1	-1	1
18	-1	1	1	3

「計画」アウトラインのブロック因子「**X4**」に注目してください。6つのブロック因子が表示されています。実験を実施する際、1日に3つずつ試行を行います。たとえば、**X4** = 1の試行を1日目に、**X4** = 2の試行を2日目に実施する、という具合です。そのため、計画テーブルでは、ブロック内で実験をランダム化するとよいでしょう。「出力オプション」パネルの「実験の順序」で、[ブロック内でランダム化] がデフォルトで選択されていることを確認してください。

11. [テーブルの作成] をクリックします。

図5.25 固定ブロック計画の計画テーブル

計画	カスタム計画	X1	X2	X3	X4	Y
基準	D-最適計画	1	1	-1	1	•
モデル		2	-1	1	1	•
計画の評価		3	1	1	-1	•
DOEダイアログ		4	1	-1	-1	•
		5	-1	1	-1	•
		6	-1	-1	1	•
		7	-1	-1	-1	•
		8	1	1	-1	•
		9	-1	1	1	•
		10	-1	1	-1	•
		11	1	1	1	•
		12	1	-1	-1	•
		13	-1	-1	-1	•
		14	1	-1	1	•
		15	1	1	-1	•
		16	-1	-1	1	•
		17	1	-1	-1	•
		18	1	1	1	•

計画テーブルの行は、各日の実験ごとにグループ化されています。この計画では、ブロック効果、すべての主効果、および2因子間交互作用を推定することができます。

応答曲面計画

応答曲面計画（response surface design）は、一般に、重要であると特定された少数（2～8個）の連続尺度の因子で構成される計画です。応答曲面計画は、因子から応答を予測するモデルを作成するために行われます。多くの場合、作成された予測モデルは、工程における最適な因子設定を見つけ出すのに使われます。このような目的のために使われる応答曲面モデルは、通常、2次式です。

スクリーニング計画は、どの因子が効果をもっているかを特定することに重点を置きます。そのため、モデル係数の推定量における分散がどれくらい大きいかによって計画の良さが判断され、この分散が小さいほど良い計画とされます。この視点で計画の良さを判断しているのがD-最適です。

しかし、応答曲面計画では、モデル係数の推定量の分散よりも、因子領域全体における、予測値の分散のほうが、重要な意味を持ちます。この視点で計画の良さを判断しているのがI-最適です。D-最適計画に比べ、I-最適計画では計画空間の端に置かれる実験が少ない傾向があります。D-最適化基準とI-最適化基準の詳細については、「カスタム計画」章の「最適化基準」（119ページ）を参照してください。

「カスタム計画」における「最適化基準」のデフォルトは、[推奨する最適化法]です。このオプションが選択されている場合で、「モデル」アウトラインで[RSM] ボタンを使って2次の効果を追加したときには、I-最適化基準が使用されます。それ以外のときには、[推奨する最適化法] が選択されている場合、D最適化基準が使用されます。「カスタム計画」章の「最適化基準」（119ページ）を参照してください。

この節では、次の例を挙げています。

- 「[応答曲面計画](#)」（147ページ）
- 「[柔軟なブロックを使った応答曲面計画](#)」（153ページ）
- 「[D-最適計画とI-最適計画の比較](#)」（156ページ）

応答曲面計画

ここでは、次の例を取り上げています。

- 「[応答曲面計画の作成](#)」（147ページ）
- 「[実験結果の分析](#)」（150ページ）

応答曲面計画の作成

ある3つの連続尺度の因子が効果をもつと特定されたとして、それらから構成される応答曲面計画を作成してみましょう。あなたは、応答（「Y」）が仕様限界内に収まる工程の設定を見つけたいと考えています。「Y」の下側仕様限界と上側仕様限界は、それぞれ54と56で、目標値は55です。

1. [実験計画(DOE)] > [カスタム計画] を選択します。
2. 「応答」アウトラインで[最大值] をクリックし、[目標値に合わせる] を選択します。
3. 「下側限界」に「54」、「上側限界」に「56」と入力します。

4. 「重要度」は空白にします。

応答は1つだけなので、「重要度」の値はデフォルトで1に設定されます。

5. 「N個の因子を追加」の右側のボックスに「3」と入力します。

6. [因子の追加] > [連続変数] を選択します。

これにより、連続変数の因子が3つ追加されます（「X1」、「X2」、「X3」）。

7. [続行] をクリックします。

8. 「モデル」アウトラインで、[RSM] ボタンをクリックします。

これにより、2乗項と交互作用項がモデルに追加されます。また、「推奨する最適化法」として、[I-最適化基準] が使われるようになります。これは、[計画の作成] をクリックした後に「計画の診断統計量」アウトラインで確認できます。

「実験の回数」の[デフォルト値] を「16」のままにします。

メモ: 乱数シード値（手順9）と開始点の数（手順10）を設定すると、以下の数値例と同じ結果が得られます。同じ結果でなくても良い場合は、これらの手順は不要です。

9. (オプション)「カスタム計画」の赤い三角ボタンのメニューから[乱数シード値の設定] を選択し、「929281409」と入力して[OK] をクリックします。

10. (オプション)「カスタム計画」の赤い三角ボタンのメニューから[開始点の数] を選択し、「40」と入力して[OK] をクリックします。

11. [計画の作成] をクリックします。

「計画」アウトラインに計画が表示されます。

図5.26 RSM計画

計画			
実験	X1	X2	X3
1	0	-1	0
2	1	-1	1
3	0	0	0
4	-1	1	1
5	-1	0	0
6	1	1	1
7	-1	1	-1
8	-1	-1	-1
9	0	0	1
10	1	0	0
11	0	1	0
12	0	0	0
13	1	1	-1
14	0	0	-1
15	-1	-1	1
16	1	-1	-1

2乗効果を推定するために、応答曲面計画の各因子は3水準になっています。なお、図5.26の計画は、2つの中心点をもち、平面領域に軸点が配置されている中心複合計画になっています。

12. 「計画の評価」 > 「計画の診断統計量」 アウトラインを開きます。

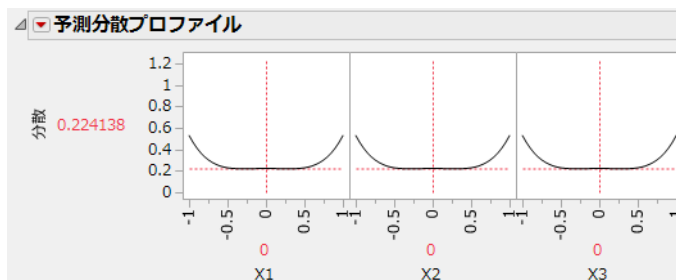
図5.27 「計画の診断統計量」 アウトライン

計画の診断統計量	
I-最適計画	
D効率	42.99905
G効率	88.62743
A効率	30.68134
平均予測分散	0.340517
計画作成時間 (秒)	0.033333

「計画の診断統計量」アウトラインの1行目は、使用された最適基準です。この計画では、I-最適化基準が使われました。

13. 「計画の評価」 > 「予測分散プロファイル」 アウトラインを開きます。

図5.28 予測分散プロファイル

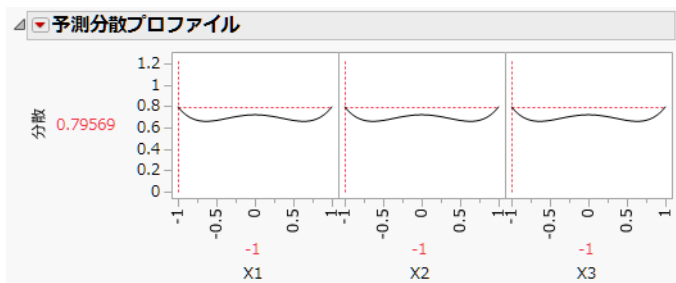


縦軸は、「応答の期待値に対する予測値」が持つ分散の相対的な大きさを示しています。**相対的な予測分散**は、予測分散を誤差分散で割ったものです。相対的な予測分散が1の場合、絶対的な予測分散はその回帰モデルの誤差分散と同じ値になります。

予測分散プロファイルは、計画領域全体の相対的な予測分散の値を示します。スライダを動かすことで、予測分散の変化を調べることができます。予測分散は、計画領域の中央で最も小さくなっています。-0.5～0.5の間の因子設定では、0.2よりほんの少しだけ大きい値で一定しています。設定が計画領域の上下限に近づくにつれて、予測分散は大きくなっています。

14. 「予測分散プロファイル」アウトラインの赤い三角ボタンをクリックし、[最適化と満足度] > [満足度の最大化] を選択します。

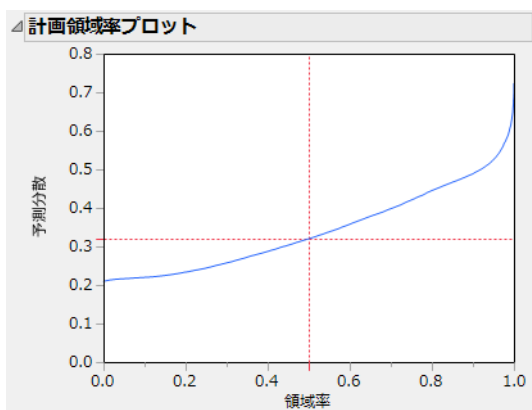
図5.29 相対分散を最大化したときの予測分散プロファイル



プロファイルから、相対的な予測分散の最大値が0.79569であることがわかります。

15. 「計画の評価」 > 「計画領域率プロット」 アウトラインを開きます。

図5.30 計画領域率プロット



プロット内の青い線は、相対的な予測分散を計画領域率の関数で示したものです。赤い点線の十字は、計画領域の50%において、予測分散が約0.32より小さいことを示しています。ツールから十字ツールを選んで、ほかの個所での数値も確認してみましょう。これは、計画領域の95%において予測分散が0.52以下であることを意味しています。これは、計画領域の95%の予測分散が0.52を下回っていることを意味します。

実験結果の分析

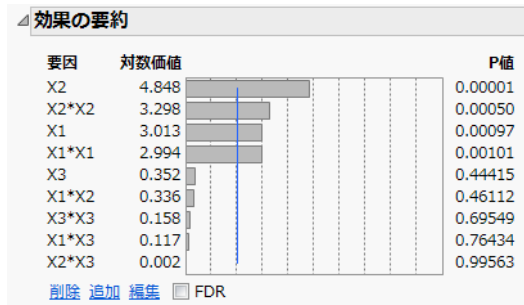
「Custom RSM.jmp」サンプルデータに、この実験の結果が含まれています。「モデル」スクリプトを実行すると、「モデルのあてはめ」ウィンドウが開き、「実験計画(DOE)」ウィンドウの「モデル」アウトラインで設定したすべての効果が表示されます。このスクリプトは、「カスタム計画」プラットフォームによってデータテーブルに保存されたものです。

1. [ヘルプ] > [サンプルデータライブラリ] を選択し、「Design Experiment」フォルダ内の「Custom RSM.jmp」を開きます。
2. 「テーブル」パネルで、「モデル」スクリプトの横にある緑の三角ボタンをクリックします。

3. [実行] をクリックします。

「効果の要約」レポートに、モデル内の効果の「対数値」と「p 値」が表示されます。プロット内の青色の縦の点線は、2の位置に設定されています。2より大きい対数値は、0.01の有意水準において有意です。

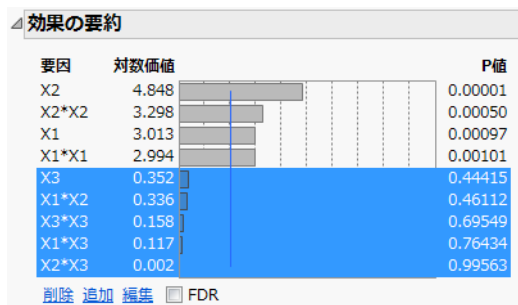
図 5.31 「効果の要約」レポート



「効果の要約」レポートからは、「X1」、「X2」、「X1*X1」、「X2*X2」が、0.01の有意水準において有意であることがわかります。その他の効果は、どれも0.01の有意水準において有意ではありません。有意ではない効果を削除して、モデルをより小さなものへと変更してみましょう。

4. 「効果の要約」レポートで、「X3」、「X1*X2」、「X3*X3」、「X1*X3」、「X2*X3」を選択します。

図 5.32 有意でない効果を選択した「効果の要約」レポート



5. [削除] をクリックします。

これにより、「最小2乗法によるあてはめ」レポートは、有意な効果である「X1」、「X2」、「X1*X1」、「X2*X2」だけを含んだモデルのものに変更されます。

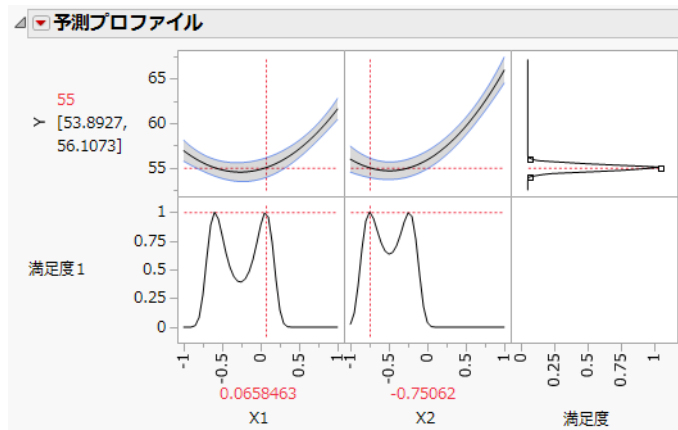
「予測プロファイル」(「最小2乗法によるあてはめ」ウィンドウの最下部)を使って、「X1」および「X2」の変動によって予測応答(「Y」)がどのように変化するかを確認しましょう。「X1」および「X2」の範囲全体において、「Y」は2次曲線になっている点に注目してください。

「カスタム計画」ウィンドウの「応答」アウトラインで、「Y」に対して、応答変数の限界を入力したことを思い出してください。その結果、計画のデータテーブルにおける列「Y」には、「応答変数の限界」列プロパティが保存されています。「Y」の満足度関数(上段の右側にあるプロット)は、「応答変数の限界」列

プロパティに含まれている情報に基づいて設定されています。JMPは、この満足度関数から、「**X1**」と「**X2**」の設定に対する満足度を計算します。その満足度のトレースは、プロットの下段に表示されています。

6. 「予測プロファイル」内で、赤い三角ボタンのメニューから「最適化と満足度」>「満足度の最大化」を選択します。

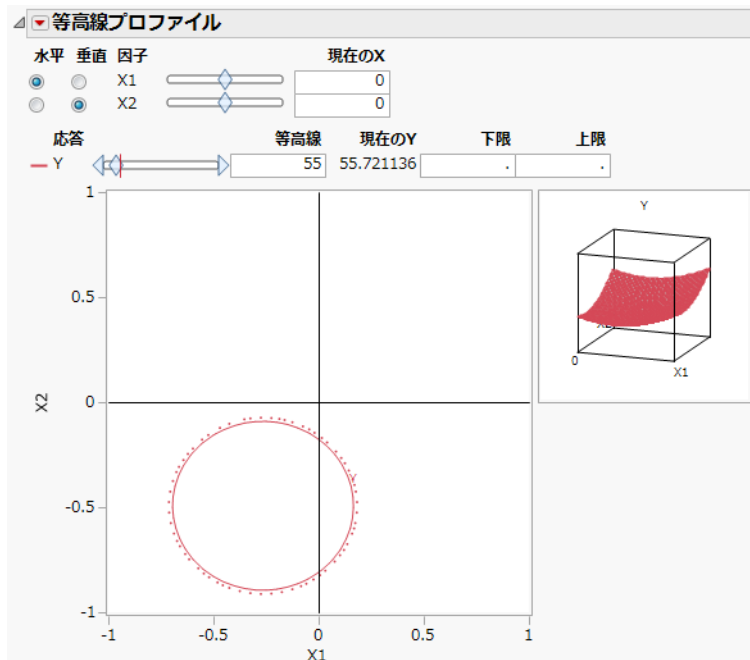
図5.33 満足度を最大化した予測プロファイル



応答の予測値は、**X1** と **X2** の上に赤で示されている工程設定で、目標値の55を達成します。図5.33は、-0.65に近い**X1**の値も、 $X2 = -0.75062$ のときに目標値55を達成することを示しています。実際に表示される「予測プロファイル」は、目標値の55になっていても、ここで示している設定とは異なっている場合があります。これは、**X1** と **X2** の多くの設定において、応答の予測値が55になるからです。

7. 「応答 Y」の横の赤い三角ボタンから「因子プロファイル」>「等高線プロファイル」を選択します。
8. 「等高線プロファイル」レポートで、「等高線」の値に「55」を入力します。

図5.34 等高線プロファイル



赤い等高線に対応する **X1** と **X2** の設定で、応答の予測値が55となります。これらの工程設定の中から、コストや効率を考慮して、都合が良い設定を選ぶと良いでしょう。

柔軟なブロックを使った応答曲面計画

工程を最適化する場合、連続尺度の因子とともにカテゴリカルな因子を実験に含めたい場合があります。バッチや日などの質的因子をブロック因子として含める、また、機械や供給機構などの質的因子を含める、等の状況があるでしょう。「応答曲面計画」プラットフォームでは、古典的な応答曲面計画しか作成できず、連続尺度の因子しか扱えません。そのような場合でも、計画を反復させれば、カテゴリカルな因子を含む応答曲面計画を作成できます。しかし、そのような方法で作成された応答曲面計画は効率的ではありません。一方、「カスタム計画」プラットフォームを使えば、少ない実験回数で最適な応答曲面計画を、カテゴリカルな因子を含む場合でも作成できます。

この例では、連続変数の因子が2つ、ブロック因子が1つ、ブロックあたりの実験数が4の応答曲面計画を作成します。この例ではブロック因子しか扱いませんが、カテゴリカル因子や離散数値の因子も含めることができます。

1. [実験計画(DOE)] > [カスタム計画] を選択します。
2. 「N個の因子を追加」の右側のボックスに「2」と入力します。
3. [因子の追加] > [連続変数] を選択します。

4. 「因子の追加」 > 「ブロック」 > 「ブロックあたり4実験」 を選択します。

「値」の下に水準が1つしか表示されていません。これは、実験回数が決まるまで、JMPがブロックの数を判断できないためです。

図 5.35 「因子」 アウトラインに2つの連続尺度の因子と1つのブロック因子を追加

因子			
因子の追加 ▼ 削除 N個の因子を追加 1			
名前	役割	変更	値
X1	連続変数	容易	-1 1
X2	連続変数	容易	-1 1
X3	ブロック	容易	1

5. 「続行」 をクリックします。

デフォルトの実験回数は12です。これにより、「因子」アウトラインのブロック因子 **X3** の水準が3つになります。**X3** のブロックあたりの実験数を4としたため、実験数の合計が12回なら、ブロック数は3になります。

6. 「RSM」 をクリックします。

交互作用項または2乗項にはブロック因子を設定できないという警告ダイアログが表示されます。JMPは、適切な2乗項と2因子間交互作用項だけをリストに追加します。

7. 「OK」 をクリックして、メッセージを閉じます。

X1 と **X2** の2次までの項がモデルに追加されます。「RSM」 ボタンによってそれらの項を追加したので、推奨される最適化法がD-最適化基準からI-最適化基準に変わります。これは、後で「計画の診断統計量」アウトラインで確認できます。

図 5.36 「モデル」 アウトラインで応答曲面効果を指定

モデル	
主効果 交互作用 ▼ RSM 交差 べき乗 ▼ 項目の削除	
名前	推定
切片	必須
X1	必須
X2	必須
X3	必須
X1*X1	必須
X1*X2	必須
X2*X2	必須

メモ: 乱数シード値(手順8)と開始点の数(手順9)を設定すると、以下の数値例と同じ結果が得られます。同じ結果でなくても良い場合は、これらの手順は不要です。

8. (オプション)「カスタム計画」の赤い三角ボタンのメニューから「乱数シード値の設定」を選択し、「1415408414」と入力して「OK」をクリックします。

9. (オプション)「カスタム計画」の赤い三角ボタンのメニューから「開始点の数」を選択し、「21」と入力して[OK]をクリックします。
10. [計画の作成] をクリックします。
11. 「計画の評価」>「計画の診断統計量」アウトラインを開きます。

図5.37 「計画の診断統計量」アウトライン

計画の診断統計量	
I-最適計画	
D効率	50.85382
G効率	77.32187
A効率	37.51264
平均予測分散	0.49973
計画作成時間 (秒)	0

「計画の診断統計量」アウトラインの1行目より、使用された最適化基準を知ることができます。この計画では、I-最適化基準が使われたので、「I-最適計画」と表示されています。

12. [テーブルの作成] をクリックします。

図5.38 ブロック因子を含む計画テーブル

カスタム計画 2		X1	X2	X3	Y
計画	カスタム計画				
基準	I-最適計画	1	0	0 1	•
モデル		2	0	-1 1	•
計画の評価		3	1	1 1	•
DOEダイアログ		4	-1	0 1	•
		5	0	-1 2	•
		6	-1	1 2	•
列(4/0)		7	0	0 2	•
X1 *		8	1	0 2	•
X2 *		9	0	1 3	•
X3 *		10	0	0 3	•
Y *		11	-1	-1 3	•
		12	1	-1 3	•

デフォルトの「実験の順序」は「ブロック内でランダム化」だったので、ブロック因子(X3)によって並べ替えられています。

13. 計画テーブルの「テーブル」パネルで、「モデル」スクリプトの横の緑の三角ボタンをクリックします。

図 5.39 「モデルのあてはめ」ウィンドウ

次の点を確認してください。

- ブロック因子 (**X3**) は主効果としてモデルに含まれています。
- **X3** に関する交互作用はモデルに含まれていません。
- その他の5つの効果は、**X1** と **X2** の2次応答曲面モデルを構成しています。

D- 最適計画と I- 最適計画の比較

この例では、2 因子の応答曲面計画を題材にして、D- 最適と I- 最適の違いについて検討します。

I- 最適計画

1. [実験計画 (DOE)] > [カスタム計画] を選択します。
2. 「N 個の因子を追加」の右側のボックスに「2」と入力します。
3. [因子の追加] > [連続変数] を選択します。
4. [続行] をクリックします。
5. [RSM] をクリックします。

X1 と **X2** の2乗項がモデルに追加されます。[RSM] ボタンをクリックしたので、推奨される最適化法が D- 最適化基準から I- 最適化基準に変わります。これは、後で「計画の診断統計量」アウトラインで確認できます。

メモ: 乱数シード値（手順6）と開始点の数（手順7）を設定すると、以下の数値例と同じ結果が得られます。同じ結果でなくても良い場合は、これらの手順は不要です。

6. (オプション)「カスタム計画」の赤い三角ボタンのメニューから「乱数シード値の設定」を選択し、「383570403」と入力して【OK】をクリックします。
7. (オプション)「カスタム計画」の赤い三角ボタンのメニューから「開始点の数」を選択し、「8」と入力して【OK】をクリックします。
8. 「計画の作成」をクリックします。

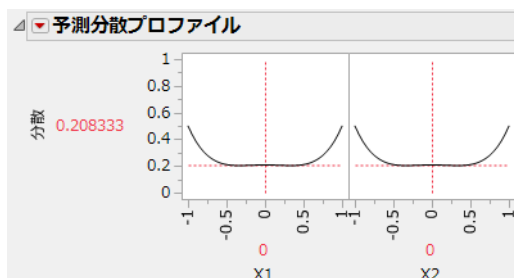
図5.40 I-最適計画

実験	X1	X2
1	0	0
2	1	0
3	-1	-1
4	0	0
5	0	1
6	-1	0
7	0	0
8	-1	1
9	1	-1
10	0	0
11	0	-1
12	1	1

このI-最適計画では、実験1、4、7、10が中心点です（ $X1 = 0$ 、 $X2 = 0$ ）。I-最適計画は、D-最適計画よりも、より多くの点を計画領域の中心に配置する（その結果、端の方の点は少なくなる）傾向にあります。この計画を、図5.42のD-最適計画と比較してみてください。

9. 「計画の評価」>「予測分散プロファイル」アウトラインを開きます。

図5.41 I-最適モデルの予測分散プロファイル



応答の相対的な予測分散は、計画領域の中央で最も小さくなっています。

10. 「計画領域率プロット」アウトラインを開きます。

図5.44の左側のような「計画領域率プロット」が表示されます。領域率が0.95のとき、青い曲線の縦の座標は約0.5です。これは、予測分散が、計画領域の95%において誤差分散の50%を下回することを意味します。

この「カスタム計画」ウィンドウで作成した計画は、I-最適計画です。ウィンドウを開いたままにしておいてください。次の節では、D-最適計画を生成し、比較します。

D-最適計画

I-最適計画とD-最適計画の「予測分散プロファイル」と「計画領域率プロット」を比較するため、次の手順に従ってください。

1. I-最適計画を含む「カスタム計画」ウィンドウで、「カスタム計画」の赤い三角ボタンのメニューから[スクリプトをスクリプトウィンドウに保存]を選択します。

ウィンドウが開き、計画を再現するためのスクリプトが表示されます。

2. この新しいスクリプトウィンドウで、[編集] > [スクリーニングの実行] を選択します。

「カスタム計画」ウィンドウが複製されます。ただし、「計画の評価」アウトラインは閉じています。

3. 新しい「カスタム計画」ウィンドウで、[戻る] をクリックします。

4. 「カスタム計画」の横の赤い三角ボタンをクリックし、[最適化基準] > [D-最適計画の作成] を選択します。

5. [計画の作成] をクリックします。

新しい「カスタム計画」ウィンドウには、D-最適計画が含まれています。

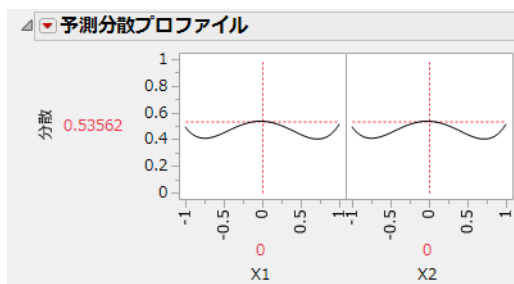
図5.42 D-最適計画

計画		
実験	X1	X2
1	1	-1
2	-1	1
3	-1	-1
4	1	1
5	-1	-1
6	0	-1
7	0	0
8	0	1
9	1	-1
10	-1	0
11	1	0
12	-1	1

このD-最適計画では、実験7だけが中心点にあります。D-最適計画は、I-最適計画に比べ、多くの実験を計画領域の端の方に配置する傾向があります。I-最適計画には中心実験が4つあったことを思い出してください（図5.40）。

6. 「計画の評価」 > 「予測分散プロファイル」アウトラインを開きます。

図5.43 D-最適モデルの予測分散プロファイル



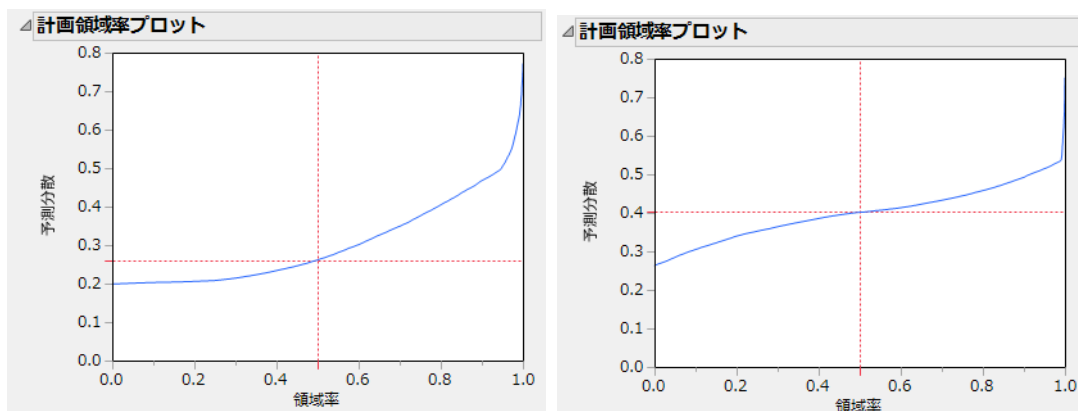
計画領域の中心における相対的な予測分散は、I-最適計画での0.208333に対し、D-最適計画では0.53562となっています（図5.41）。つまり、D-最適計画における予測値の相対的な標準誤差は0.732で、I-最適計画のものは0.456です。計画領域の中心において、他がすべて同じでも、D-最適計画に基づく予測応答の信頼区間は、I-最適計画に基づく信頼区間より約60%広がります。

「計画」アウトラインを見ると、 $X1 = -1, 0, 1$ と $X2 = -1, 0, 1$ との組み合わせとして、全部で9つの計画点があります。D-最適化基準は、これらの9つの各計画点での相対的な予測分散を小さくしようとします。 $X1$ と $X2$ のスライダーを-1と1まで動かし、計画領域の端での分散を調べてみましょう。計画領域の端での分散は、D-最適計画のほうが、I-最適計画よりも小さくなるのが普通です。

7. 「計画の評価」>「計画領域率プロット」アウトラインを開きます。

図5.44の右側のような「計画領域率プロット」が表示されます。

図5.44 計画領域率プロット（左はI-最適計画、右はD-最適計画）

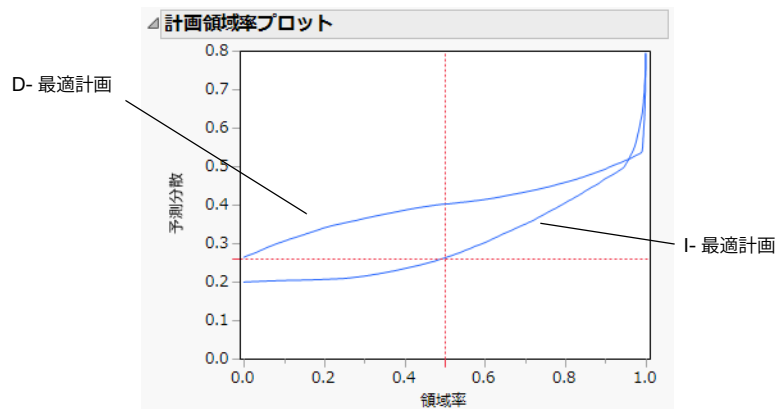


各プロットの赤い十字は、計画領域の50%に対する最大予測分散を示しています。計画領域の50%において、I-最適計画の最大予測分散は約0.27、D-最適計画の最大予測分散は約0.4です。

8. I-最適計画の「計画領域率プロット」内を右クリックします。[編集]>[フレーム内容のコピー]を選択します。

9. D-最適計画の「計画領域率プロット」内を右クリックします。[編集] > [フレーム内容の貼り付け] を選択します。

図5.45 計画領域率プロット（重ねて表示）



I-最適計画の分散曲線は、計画領域の90%以上において、D-最適計画の分散曲線より下にあります。これは、I-最適計画が、すべての計画領域における予測分散を最小化しようとするためです。一方のD-最適計画は、各計画点での予測分散を小さくすることに重点を置きます。

制約とカテゴリカルな因子を含む応答曲面計画

この例では、化学反応の収率を最適化する計画を作成します。実験には、3水準のカテゴリカルな因子が1つ含まれます。このうち2水準で制約があります。この例では、「フィルタで許可しない組み合わせを指定」というオプションを使って、この制約を入力します。

応答は「収率」です。因子は次のとおりです。

- 「時間」：興味がある範囲は500～560秒です。
- 「温度」：興味がある範囲は350～750度（ケルビン）です。
- 「触媒」：A、B、Cの3種類の触媒を試験する必要があります。

「触媒」の2水準について、次の制約を含める必要があります。

- 触媒がBのときは、温度は400度を超えるものとする。
- 触媒がCのときは、温度は650度未満であるものとする。

応答と因子の定義

1. [実験計画(DOE)] > [カスタム計画] を選択します。
2. 「応答」アウトラインで [Y] をダブルクリックし、「収率」に変更します。
目標は「収率」を最大化することなので、「目標」の設定は「最大化」のままにします。

3. 「因子」アウトラインで、「N個の因子を追加」の横のボックスに「2」と入力します。
4. [因子の追加] > [連続変数] を選択します。
5. [因子の追加] > [カテゴリカル] > [3水準] を選択します。
6. 因子の名前を、「時間」、「温度」、「触媒」に変更します。
7. 「時間」の「値」を「500」と「560」に変更します。
8. 「温度」の「値」を「350」と「750」に変更します。
9. 「触媒」の「値」を「A」、「B」、「C」に変更します。

図5.46 因子設定

名前	役割	変更	値
▲時間	連続変数	容易	500 560
▲温度	連続変数	容易	350 750
▼触媒	カテゴリカル	容易	A B C

10. [続行] をクリックします。

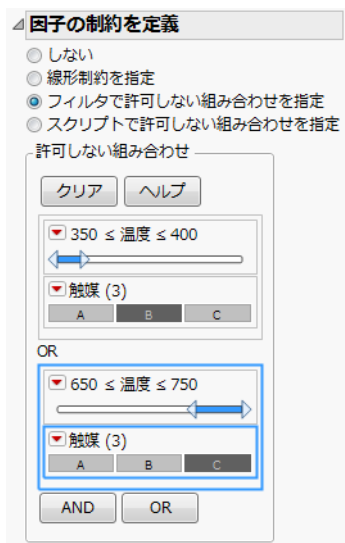
制約の定義

1. 「因子の制約を定義」アウトラインで、[フィルタで許可しない組み合わせを指定] を選択します。
2. 「フィルタ因子の追加」のリストから、「温度」と「触媒」を選択します。
3. [追加] をクリックします。
4. 温度のスライダの上に表示されている式の「750」をクリックし、「400」に変更します。Enter キーを押します（または、どこか別の場所をクリックします）。
これにより、「温度」が400度以下の値になるような因子の設定は許可されなくなります。
5. 「触媒」の下「B」のブロックをクリックします。
「温度」の制約と合わせて、「触媒」がBで「温度」が400度以下になるような因子の設定が許可されなくなります。
6. [OR] をクリックします。
2つ目の制約を定義できます。
7. 「フィルタ因子の追加」のリストから、「温度」と「触媒」を選択します。（直前の選択が維持されている場合もあります。）
8. [追加] をクリックします。
9. 「OR」の下に表示されるパネルで、温度のスライダの上に表示されている式の「350」をクリックし、「650」に変更します。Enter キーを押します（または、どこか別の場所をクリックします）。
これにより、「温度」が650度以上の値になるような因子の設定は許可されなくなります。

10. 「触媒」の下に「C」のブロックをクリックします。

「温度」の制約と合わせて、「触媒」がCで「温度」が650度以上になるような因子の設定が許可されなくなります。

図5.47 制約の定義



応答曲面の項の追加と計画の作成

1. 「モデル」アウトラインで[RSM]を選択します。

JMPの警告画面が開き、連続尺度の因子から構成される2次項のみをモデルに追加するというメッセージが表示されます。

2. [OK]をクリックして、警告を閉じます。

JMPは、適切な応答曲面の項だけをモデルに追加します。

メモ: 乱数シード値(手順3)と開始点の数(手順4)を設定すると、以下の数値例と同じ結果が得られます。同じ結果でなくても良い場合は、これらの手順は不要です。

- (オプション)「カスタム計画」の赤い三角ボタンのメニューから[乱数シード値の設定]を選択し、「654321」と入力して[OK]をクリックします。
- (オプション)「カスタム計画」の赤い三角ボタンのメニューから[開始点の数]を選択し、「1000」に設定します。[OK]をクリックします。
- [計画の作成]をクリックします。

図 5.48 制約を満たす計画

計画			
実験	Time	Temperature	Catalyst
1	500	750	B
2	500	410	B
3	560	750	A
4	521	750	A
5	542	350	A
6	500	648.7299	C
7	500	350	A
8	533	630	C
9	506	350	C
10	560	530	A
11	560	410	B
12	530	570	B
13	530	550	A
14	530	570	B
15	557	645.1294	C
16	500	570	A
17	560	750	B
18	560	350	C

「モデル」アウトラインで RSM（応答曲面の項）を追加したので、これは I-最適計画となります。この計画は、以下の制約を満たします。

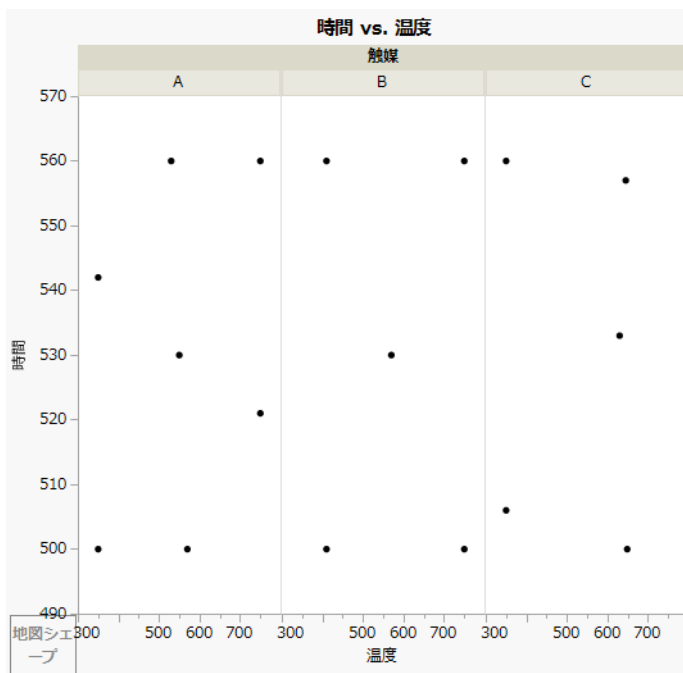
- 触媒が B のときは、温度は 400 度を超えるものとする。
- 触媒が C のときは、温度は 650 度未満であるものとする。

計画の表示

はじめに、この計画の範囲として、「時間」は 500～560 秒の間、「温度」は 350～750 度の間と設定しました。この計画の範囲内にある計画点を幾何的に表示してみましょう。そのためには、次の操作を行います。

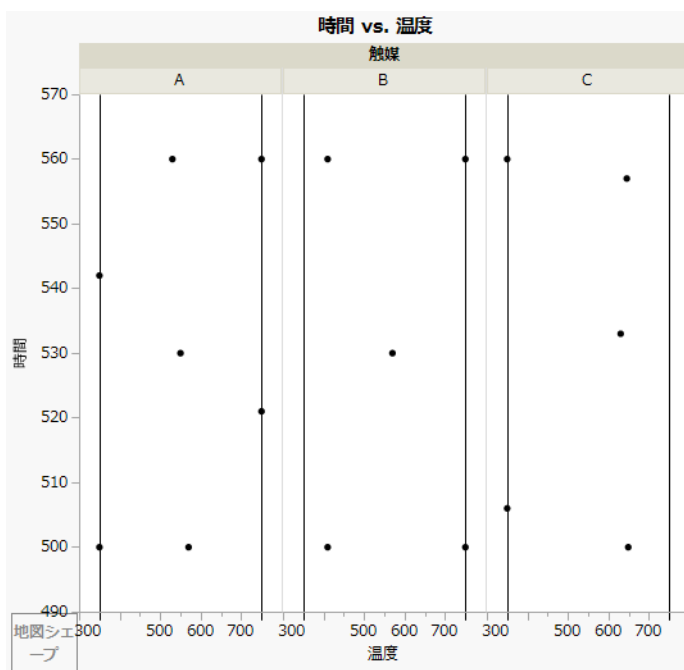
1. [テーブルの作成] をクリックします。
2. [グラフ] > [グラフビルダー] を選択します。
3. 「時間」と「温度」を選択し、テンプレートの中央にドラッグします。
4. 平滑線のアイコンの選択を解除します。これは、テンプレートの上の左から 2 番目のアイコンです。
5. 「触媒」を選択し、テンプレートの上の「グループ X」ゾーンにドラッグします。

図 5.49 3水準の触媒の計画点



6. 「温度」の軸をダブルクリックします。
7. 「参照線」で、次の操作を行います。
 - － 「値」に「350」と入力します。
 - － 「追加」をクリックします。
 - － 「値」に「750」と入力します。
 - － 「追加」をクリックします。
8. 「OK」をクリックします。

図 5.50 3水準の触媒の温度の範囲



9. 「時間」の軸をダブルクリックします。

10. 「参照線」で、次の操作を行います。

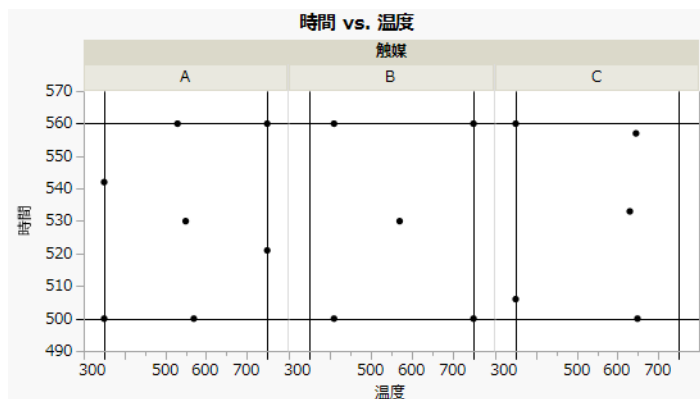
- 「値」に「500」と入力します。
- 「追加」をクリックします。
- 「値」に「560」と入力します。
- 「追加」をクリックします。

11. 「OK」をクリックします。

12. 「終了」をクリックします。

メモ: 図5.51のプロットは、縦方向のサイズを変更したものです。

図 5.51 3水準の触媒の計画の範囲



触媒 A の設定のうち6つは、計画の範囲の境界線上にあります。触媒 B の温度の設定は、すべて制約に従い、400 度を超えています。触媒 C の温度の設定は、すべて制約に従い、650 度未満となっています。

配合実験計画

「カスタム計画」プラットフォームも、「配合計画」プラットフォームも、すべての因子が配合成分である計画を作成できます。しかし、場合によっては、配合因子ではない工程変数（**工程因子**）も含めたいことがあります。「カスタム計画」プラットフォームは、そのような工程因子と配合因子の両方を含む計画も作成できます。また、「カスタム計画」プラットフォームでは、配合成分の和を任意の正の値に設定できます。配合の詳細については、「カスタム計画」章の「**因子の種類**」（84 ページ）を参照してください。

この節では、次の例を挙げています。

- 「**非配合因子を含む配合計画**」（166 ページ）
- 「**配合物の配合計画**」（170 ページ）

非配合因子を含む配合計画

次の Atkinson and Donev（1992）の例では、配合因子と工程因子の両方を含む実験計画を作成します。この計画は、カテゴリカル因子の水準についてバランスの取れた 18 回の実験を実施し、2 次式の応答曲面モデルをあてはめます。「計画の評価」プロットと結果を使い、計画の相対的な予測分散を調べてみましょう。

この計画に含まれる応答と因子は次のとおりです。

- 応答は「**減衰率**」です。これは、実験で作られたアクリロニトリル粉末に対して、特定の波長をもつ電磁波の減衰率を測定したものです。

- 3つの配合成分は次のとおりです。
 - 「硫酸銅(CuSO4)」。範囲は0.2～0.8
 - 「チオ硫酸ナトリウム(Na2S2O3)」。範囲は0.2～0.8
 - 「グリオキサル」。範囲は0～0.6
 - その他に関係している因子は「波長」。これは、測定に用いる電磁波の波長を表す環境因子で、水準は「L1」、「L2」、「L3」。
- 「波長」は連続変数ですが、ここで関心があるのは、3つの特定の波長だけです。したがって、「波長」を3水準のカテゴリカル因子として扱います。

この例は、次の手順で進めます。

- 「計画の作成」(167ページ)
- 「計画の評価」(169ページ)

計画の作成

1. [実験計画(DOE)] > [カスタム計画] を選択します。
2. 「応答名」の欄の「Y」をダブルクリックし、「減衰率」とタイプします。
3. 「目標」の欄の[最大化]をダブルクリックし、[なし]に変更します。
目標を「なし」に設定するのは、同論文において減衰率の目標について特に言及されていないからです。
4. 「カスタム計画」の赤い三角ボタンをクリックし、メニューから[因子のロード]を選択します。
5. [ヘルプ] > [サンプルデータライブラリ] を選択し、「Design Experiment」フォルダにある「Donev Mixture Factors.jmp」を開きます。
3つの配合成分とカテゴリカルな環境因子がロードされます。3つの配合因子に対する上下限もロードされます。

図5.52 「応答」アウトラインと「因子」アウトライン

The screenshot shows the 'Custom Design' dialog box in Minitab. It is divided into two main sections: 'Response' (応答) and 'Factors' (因子).

Response Section (応答):

- Buttons: 応答の追加 (Add Response), 削除 (Delete), 応答数... (Number of Responses...)
- Table:

応答名	目標	下側限界	上側限界	重要度
減衰率	なし	非該当	非該当	非該当
オプションの項目				

Factors Section (因子):

- Buttons: 因子の追加 (Add Factor), 削除 (Delete), N個の因子を追加 (Add N factors), 1
- Table:

名前	役割	変更	値
硫酸銅(CuSO4)	配合	容易	0.2 0.8
チオ硫酸ナトリウム(Na2S2O3)	配合	容易	0.2 0.8
グリオキサル	配合	容易	0 0.6
波長	カテゴリカル	容易	L1 L2 L3

6. 「モデル」アウトラインで [交互作用] > [2次] をクリックします。

非配合因子の主効果のうち、すべての配合因子と交互作用があるものは削除されるという警告が表示されます。つまり、「波長」の主効果は削除されますが、配合因子と「波長」の2次交互作用はすべて追加されます。

7. [OK] をクリックして、メッセージを閉じます。

ここで指定された「モデル」アウトラインのモデルは、波長の効果も加味した配合成分の応答曲面モデルになっています。Scheffé (1958) を参照してください。

図5.53 「モデル」アウトラインと「計画の生成」アウトライン

The screenshot shows a software interface with two main sections: 'モデル' (Model) and '計画の生成' (Design Generation).

モデル (Model) Section:

- Buttons: 主効果, 交互作用 (selected), 交差, べき乗, Scheffeの3次多項式, 項目の削除
- Table:

名前	推定
硫酸銅(CuSO4)	必須
チオ硫酸ナトリウム(Na2S2O3)	必須
グリオキサル	必須
硫酸銅(CuSO4)*チオ硫酸ナトリウム(Na2S2O3)	必須
硫酸銅(CuSO4)*グリオキサル	必須
硫酸銅(CuSO4)*波長	必須
チオ硫酸ナトリウム(Na2S2O3)*グリオキサル	必須
チオ硫酸ナトリウム(Na2S2O3)*波長	必須

計画の生成 (Design Generation) Section:

- Block size: ☐ ブロックごとに実験を実施: ブロックサイズ
- Center points: 中心点の数:
- Replicates: 反復する行数:
- Number of experiments: 実験の回数:
 - ☐ 最小値 12
 - ☒ デフォルト値 18
 - ☐ ユーザ定義
- Button: 計画の作成

8. 「実験の回数」の [デフォルト値] を「18」のままにします。

18回にすると、「波長」因子の各水準に関して6回ずつ実験ができます。

メモ: 乱数シード値 (手順9) と開始点の数 (手順10) を設定すると、以下の数値例と同じ結果が得られます。同じ結果でなくても良い場合は、これらの手順は不要です。

9. (オプション) 「カスタム計画」の赤い三角ボタンのメニューから [乱数シード値の設定] を選択し、「858576648」と入力して [OK] をクリックします。

10. (オプション)「カスタム計画」の赤い三角ボタンのメニューから「開始点の数」を選択し、「10」と入力して[OK]をクリックします。
11. [計画の作成] をクリックします。

図5.54 18回の実験を示した「計画」アウトライン

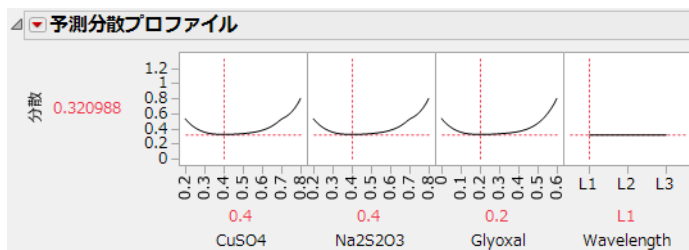
計画					
実験	硫酸銅(CuSO4)	チオ硫酸ナトリウム(Na2S2O3)	グリオキサル	波長	
1	0.8	0.2	0	L2	
2	0.5	0.2	0.3	L2	
3	0.2	0.8	0	L3	
4	0.5	0.5	0	L1	
5	0.2	0.2	0.6	L3	
6	0.2	0.5	0.3	L2	
7	0.5	0.2	0.3	L1	
8	0.5	0.5	0	L2	
9	0.8	0.2	0	L1	
10	0.8	0.2	0	L3	
11	0.2	0.8	0	L1	
12	0.2	0.2	0.6	L1	
13	0.2	0.2	0.6	L2	
14	0.2	0.8	0	L2	
15	0.5	0.5	0	L3	
16	0.2	0.5	0.3	L1	
17	0.2	0.5	0.3	L3	
18	0.5	0.2	0.3	L3	

「波長」の各水準に対し、実験が6回ずつあることを確認してください。

計画の評価

1. 「計画の評価」>「予測分散プロファイル」アウトラインを開きます。

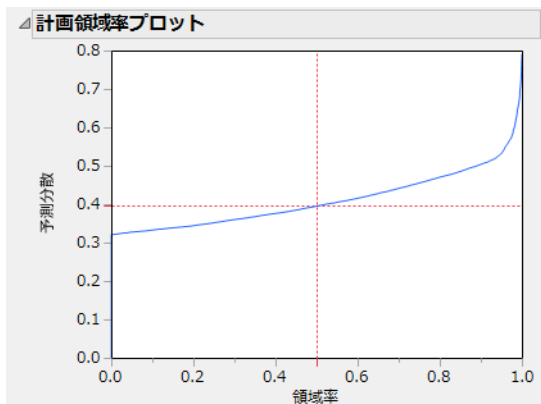
図5.55 実験数を18とした計画の予測分散プロット



「波長」のスライダを動かして、配合因子の予測分散プロファイルが「波長」の水準によって変化しないことを確認してください。次に、いずれかの配合因子のスライダを動かしてみましょう。配合成分の合計が1になるように、他の2つの配合因子のスライダの位置が変化します。配合因子の中央の設定の近くで、相対的な予測分散が最も小さくなっています。

2. 「予測分散プロファイル」の赤い三角ボタンメニューから、[満足度の最大化] を選択します。
計画領域全体における予測分散の最大値は、誤差分散の0.8倍であることに注目してください。
3. 「計画領域率プロット」アウトラインを開きます。

図5.56 実験数を18とした計画の計画領域率プロット



計画領域全体において、相対的な予測分散は0.8以下、最小値は0.32です。図5.55に示すように、配合因子の中央の設定近くにおいて、この最小値になっています。

4. 「計画の診断統計量」アウトラインを開きます。

図5.57 実験数を18とした計画の「計画の診断統計量」アウトライン

計画の診断統計量	
D-最適計画	
D効率	3.627407
G効率	91.28709
A効率	0.328715
平均予測分散	0.410395
計画作成時間(秒)	0.133333

この計画は、D-効率は非常に低い(3.6%)ものの、D-最適化基準を基準に最適化されています。配合計画は、配合の制約のせいで直交からはほど遠く、一般にD-効率が低くなります。予測値の平均(相対)分散は0.410395です。この値は、図5.56の「計画領域率プロット」の結果からも大まかに類推できます。

配合物の配合計画

この例では、配合物の配合計画を作成します。

ケーキに使う材料について調べてみましょう。ケーキに使う粉類は、小麦粉・砂糖・ココアです。また、液体は、牛乳・溶かしバター・卵です。液体と粉類は、最初は別々に混ぜ合わせ、後で一緒にするため、2つの配合物と考えることができます。表5.1に、実験に用いる因子と、それらの因子の範囲を示します。

表 5.1 粉類と液体の材料と実験の範囲

配合	材料	下限と上限
粉類	ココア	0.1 - 0.2
	砂糖	0 - 0.15
	小麦粉	0.2 - 0.3
液体	バター	0.1 - 0.2
	牛乳	0.25 - 0.35
	卵	0.05 - 0.20

粉類（ココア・砂糖・小麦粉の混合物）が全体の45%、液体（バター・牛乳・卵の混合物）が55%を占めることがわかっています。

メモ: 粉類および液体の制約があるため、配合モデルに6つの因子すべてを含めると、モデルに特異性が生じます。

この実験の目的は、「味」の評価を最大にすることです。「味」は、10を最もおいしいとして、1～10の10段階で評価されます。

主効果モデルをあてはめるために、実験回数10回の計画を作成します。粉類全体と液体全体の割合が固定されているので、特異性を回避するために、「モデル」アウトラインで5つの因子のみを含めます。どの因子を含めるかは自由です。

この例は、次の手順で進めます。

- 「[計画の作成](#)」(171 ページ)
- 「[実験結果の分析](#)」(174 ページ)

計画の作成

1. **「実験計画(DOE)」** > **「カスタム計画」** を選択します。
2. 「応答名」の欄の「Y」をダブルクリックして、「味」と入力します。
「目標」はデフォルト値の「最大化」となっています。ここでは、「味」の評価を最大化したいので、このままにします。
3. 「下側限界」の欄をクリックして「0」とタイプします。
最も望ましくない評価は0です。
4. 「上側限界」の欄をクリックして「10」と入力します。
最も望ましい評価は10です。
5. 「重要度」の欄は空白にしておきます。
応答が1つだけなので、デフォルトで、その応答に重要度1が割り当てられます。

6. 「カスタム計画」の赤い三角ボタンをクリックし、メニューから「因子のロード」を選択します。
7. 「Design Experiment」サンプルデータフォルダの「Cake Factors.jmp」を開きます。

図5.58 設定後の「応答」および「因子」アウトライン

応答

応答名	目標	下側限界	上側限界	重要度
味	最大化	0	10	1

因子

名前	役割	変更	値
▲ココア	配合	容易	0.1 0.2
▲砂糖	配合	容易	0 0.15
▲小麦粉	配合	容易	0.2 0.3
▲バター	配合	容易	0.1 0.2
▲牛乳	配合	容易	0.25 0.35
▲卵	配合	容易	0.05 0.2

因子がすべて配合因子であることに注目してください。実験の設定範囲を定義する値は、因子によって異なります。

8. 「因子の制約を定義」アウトラインで、[線形制約を指定]を選択します。
9. 「線形制約」パネルで、[追加]を2回クリックします。
10. 図5.59のとおりに入力します。

図5.59 因子の制約を定義

因子の制約を定義

☐ しない
☒ 線形制約を指定
☐ フィルタで許可しない組み合わせを指定
☐ スクリプトで許可しない組み合わせを指定

線形制約

追加

1	Cocoa +	1	砂糖 +	1	小麦粉 +	0	Butter +	0	Milk +	0	Eggs	≤	0.45
-1	Cocoa +	-1	砂糖 +	-1	小麦粉 +	0	Butter +	0	Milk +	0	Eggs	≤	-0.45

最後の制約を削除

制約をチェック

ここで、2つ目の制約は、「ココア」、「砂糖」、「小麦粉」の因子の合計が0.45以上であると指定しているのと同義です。このように2つの制約を指定すると、「ココア」、「砂糖」、「小麦粉」の因子が全体のちょうど45%を構成し、液体の因子が残りの55%を構成するようになります。

11. 「モデル」アウトラインで、「卵」を選択し、[項目の削除] をクリックします。

先ほど指定した等号制約があるため、6つの効果を含むモデルの計画行列は特異になってしまいます。

12. [ユーザ定義] の横のボックスに「10」と入力します。

今回の実験では、10個のケーキを焼きます。

メモ: 乱数シード値(手順13)と開始点の数(手順14)を設定すると、以下の数値例と同じ結果が得られます。同じ結果でなくても良い場合は、これらの手順は不要です。

13. (オプション)「カスタム計画」の赤い三角ボタンのメニューから **【乱数シード値の設定】** を選択し、「1992991263」と入力して **【OK】** をクリックします。
14. (オプション)「カスタム計画」の赤い三角ボタンのメニューから **【開始点の数】** を選択し、「40」と入力して **【OK】** をクリックします。
15. **【計画の作成】** をクリックします。

因子に対するいくつかの制約は等号制約と等価で、モデル効果を慎重に選ばなければ、計画が特異になる可能性があるという警告が表示されます。粉類全体の割合は意図的に45%に制約しているので、今回はこの警告を気にしなくて構いません。

16. **[OK]** をクリックして、警告を閉じます。
17. **[テーブルの作成]** をクリックします。

図5.60 配合物の配合計画

▼ カスタム計画 2		Cocoa	砂糖	小麦粉	Butter	Milk	Eggs	味
計画	カスタム計画							
基準	D-最適計画	1	0.2	0	0.25	0.2	0.25	0.1
▶ モデル		2	0.2	0.05	0.2	0.1	0.25	0.2
▶ 計画の評価		3	0.1	0.15	0.2	0.1	0.25	0.2
▶ 制約		4	0.1	0.05	0.3	0.1	0.25	0.2
▶ DOEダイアログ		5	0.1	0.05	0.3	0.2	0.3	0.05
		6	0.1	0.15	0.2	0.15	0.35	0.05
▼ 列(7/0)		7	0.1	0.15	0.2	0.2	0.25	0.1
▲ Cocoa *		8	0.15	0	0.3	0.1	0.35	0.1
▲ 砂糖 *		9	0.2	0.05	0.2	0.2	0.25	0.1
▲ 小麦粉 *		10	0.2	0.05	0.2	0.1	0.35	0.1
▲ Butter *								
▲ Milk *								
▲ Eggs *								
▲ 味 *								

粉類（「ココア」、「砂糖」、「小麦粉」）の割合を合計すると45%になり、液体（「バター」、「牛乳」、「卵」）の割合を合計すると55%になります。また、これらの割合は、「因子」アウトラインで指定された上側限界と下側限界の範囲内にあります。

実験結果の分析

「Cake Data.jmp」サンプルデータに、この実験の結果が含まれています。(このサンプルデータに含まれる結果は、図5.60とは異なります。)計画テーブルには、「モデル」スクリプトが含まれています。このスクリプトを実行すると、「モデルのあてはめ」ウィンドウが開き、「実験計画(DOE)」の「モデル」アウトラインで指定した5つの主効果が表示されます。計画の「モデル」アウトラインには、「卵」の主効果が含まれていない点に注目してください。卵の水準は、他の5つの因子の設定と、粉類の制約に基づいて決まります。このスクリプトは、データテーブルの作成時に保存されたものです。

1. 「Design Experiment」フォルダにある「Cake Data.jmp」サンプルデータテーブルを開きます。
2. 計画テーブルの「テーブル」パネルで、「モデル」スクリプトの横の緑の三角ボタンをクリックします。

「卵」の主効果は含まれていません。モデルの特異性を回避するため、「カスタム計画」ウィンドウの「モデル」アウトラインで「卵」は除外されています。5つの効果は、「応答曲面」と「配合」の効果として指定されています。

3. [実行] をクリックします。

与えられた制約に対する実現可能な解がないため、プロファイルは表示されないという警告が表示されます。

4. [OK] をクリックして、警告を閉じます。

「パラメータ推定値」レポートから、「砂糖」、「小麦粉」、「バター」が0.05の水準において有意であることがわかります。

図5.61 「パラメータの推定値」レポート

パラメータ推定値					
項		推定値	標準誤差	t値	p値(Prob> t)
(ココア-0.1)/0.35		7.4556695	3.264525	2.28	0.0712
砂糖/0.35		14.141998	2.69585	5.25	0.0033*
(小麦粉-0.2)/0.35		12.957954	3.603964	3.60	0.0156*
(バター-0.1)/0.35		11.457133	4.038675	2.84	0.0364*
(牛乳-0.25)/0.35		6.0783774	3.853774	1.58	0.1756

共変量を含む実験

実験で使用するユニットに関して、ある特性が予め測定されてることがあります。そして、これらの測定値が、応答に影響を与えている場合があります。このような変数（「共変量」と呼ばれる）も、因子として計画に含めると便利です。共変量の値は制御できませんが、すべての効果の推定精度が高くなるように、それ以外の制御できる因子の値を変更することはできます。

「カスタム計画」プラットフォームでは、共変量から幾つかの値を最適な方法で選択することもできます。共変量の値は、共変量の情報が入った既存のデータテーブルから選択されます。このとき、実験回数には、既存のデータテーブルにおける実験ユニット数より小さい数を指定してください。「カスタム計画」プラットフォームでは、変更が困難な共変量も指定できます。

メモ: 共変量のデータテーブルでは、共変量が欠測値でない行の数が、「実験の回数」以上でなければなりません。

共変量を固定した計画

この例では、射出成形工程によって製造された部品の収縮について調べます。「Design Experiment」フォルダにある「Thermoplastic.jmp」サンプルデータには、この実験で使用する原料（熱可塑性物質）の25個のバッチが一覧されています。各バッチについて、材料の比重と抗張力を共変量として測定します。3番目の共変量、「供給業者」もわかっています。

ここで調べたいのは、制御可能な因子である温度（型温）、速度（スクリュウの速度）、時間（押している時間）が、収縮に及ぼす影響です。ただし、3つの共変量「比重」、「抗張力」、「供給業者」の影響についても調べるつもりです。リソースの都合で、実験数は12に限られます。

計画の作成

1. [ヘルプ]>[サンプルデータライブラリ]を選択し、「Design Experiment」フォルダの「Thermoplastic.jmp」を開きます。
2. [実験計画(DOE)] > [カスタム計画] を選択します。
3. 「応答名」の欄の「Y」をダブルクリックして、「収縮」と入力します。
4. 「目標」の欄の[最大化]をダブルクリックして、[最小化]に変更します。
5. [因子の追加] をクリックし、[共変量] を選択します。
6. リストから「比重」、「抗張力」、「供給業者」を選択し、[OK] をクリックします。
これらは、共変量であるため制御できません。
7. 「N個の因子を追加」の右側のボックスに「3」と入力します。
8. [因子の追加] > [連続変数] を選択します。
9. 連続変数の因子の名前を、それぞれ「温度」、「速度」、「時間」に変更します。
これらの因子は制御可能です。

図5.62 「応答」および「因子」アウトライン

▲ 応答

応答の追加 ▼

削除

応答数...

応答名	目標	下側限界	上側限界	重要度
収縮	最小化	.	.	.
オプションの項目				

▲ 因子

因子の追加 ▼

削除

N個の因子を追加

1

名前	役割	変更	値
▲ 比重	共変量	容易	1.004
▲ 抗張力	共変量	容易	6.42
▼ 供給業者	共変量	容易	A
▲ 温度	連続変数	容易	-1
▲ スピード	連続変数	容易	-1
▲ 時間	連続変数	容易	-1

10. [続行] をクリックします。
- 「実験の回数」には、共変量の値の行数が入力されています。共変量が測定済みであるバッチは25個あります。
11. 「実験の回数」の横に「12」と入力します。
- メモ: 乱数シード値(手順12)と開始点の数(手順13)を設定すると、以下の数値例と同じ結果が得られます。同じ結果でなくても良い場合は、これらの手順は不要です。
12. (オプション)「カスタム計画」の赤い三角ボタンのメニューから[乱数シード値の設定]を選択し、「84951」と入力して[OK] をクリックします。
13. (オプション)「カスタム計画」の赤い三角ボタンのメニューから[開始点の数]を選択し、「40」と入力して[OK] をクリックします。
14. [計画の作成] をクリックします。

図 5.63 実験数が12の最適計画

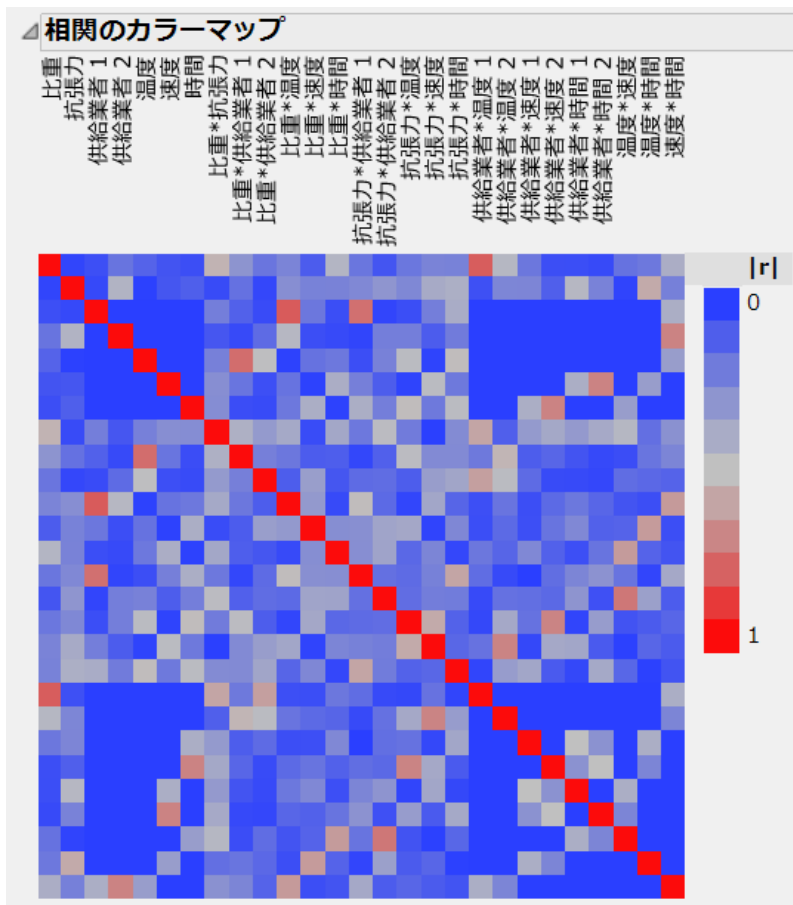
計画						
実験	比重	抗張力	供給業者	温度	速度	時間
1	1.107	8.07	B	1	1	1
2	1.144	6.82	B	1	-1	-1
3	1.004	6.52	C	1	1	-1
4	1.015	7.46	A	-1	1	-1
5	1.129	6.97	A	1	-1	-1
6	1.139	6.94	C	-1	1	-1
7	1.004	7.12	C	1	-1	1
8	1.067	6.7	B	-1	1	1
9	1.047	6.42	A	-1	-1	1
10	1.03	7.54	B	-1	-1	-1
11	1.094	6.48	A	1	1	1
12	1.113	6.89	C	-1	-1	1

作成された計画は、指定された共変量の値を使ったD-最適計画になっています。共変量と制御可能な3つの因子に関して最適な設定が選ばれています。

計画の評価

1. 「計画の評価」>「関連のカラーマップ」アウトラインを開きます。

図5.64 相関のカラーマップ



主効果に相当する7つの項が、カラーマップの左上に表示されます。7つの項が直交に近いことに注目してください。相関の絶対値が最も大きいのは、「抗張力」と「供給業者2」の相関です。ただし、この相関の絶対値、約0.43は、与えられているデータの共変量の値から求めたものです。(図5.64は、JMPのデフォルトの色を使用しています。)

変更が困難な共変量を持つ計画

この例では、本格的なランナー向けに、履き心地（「ウェア」）の良いランニングシューズを開発するための計画を作成します。実験の因子は次のとおりです。

- ソールの厚さ（「厚さ」）
- ゲルクッションの量（「ゲル」）
- アウトソールの材料（「アウトソール」）
- ミッドソールの材料（「ミッドソール」）

一般化できる結論を得るには、多数のランナーたちを対象にシューズのテストを実施する必要があります。実験の予算を考慮し、各ランナーに複数の実験の組み合わせをテストしてもらわなければなりません。

あなたの会社は、調査に協力してくれた100人のランナーのデータを集めました。測定した補助変数（共変量）は、1日の平均走行距離（「距離(マイル)」）、体重（「体重」）、足が地面に着く点（「着地点」）です。

次の手順に従って計画を作成します。

1. [ヘルプ] > [サンプルデータライブラリ] を選択し、「Design Experiment」フォルダの「Runners Covariates.jmp」を開きます。
2. [実験計画(DOE)] > [カスタム計画] を選択します。
3. 「応答名」の欄の「Y」をダブルクリックして、「ウェア」と入力します。
4. 「目標」の欄の[最大化]をダブルクリックして、[最小化]に変更します。
5. [因子の追加] をクリックし、[共変量] を選択します。
6. リストから、「距離(マイル)」、「体重」、「着地点」を選択し、[OK] をクリックします。
ランナーに関するこれらの共変量は、変更が困難です。
7. 「距離(マイル)」、「体重」、「着地点」のいずれかの「変更」の欄をクリックし、[困難] に変更します。
3つの共変量すべての「変更」が[困難] に変わります。

残りの因子を手動で追加するには、手順8～手順16の手順に従います。または、保存されたテーブルから因子をロードする場合は、「カスタム計画」の横の赤い三角ボタンのメニューから[因子のロード]を選択します。そして、「Design Experiment」フォルダにある「Runners Factors.jmp」サンプルデータテーブルを開きます。[因子のロード]を選択する場合は、手順8～手順16の手順を省略してください。

8. 「N個の因子を追加」の右側のボックスに「2」と入力します。
9. [因子の追加] > [連続変数] を選択します。
10. 2つの因子の名前を「厚さ」と「ゲル」に変更します。
11. 「厚さ」の[値]を「5」と「20」に変更します。
12. 「ゲル」の[値]を「1」と「10」に変更します。
13. 「N個の因子を追加」の右側のボックスに「2」と入力します。
14. [因子の追加] > [カテゴリカル] > [3水準] を選択します。
15. 2つの因子の名前を「アウトソール」と「ミッドソール」に変更します。
因子の「値」はデフォルトのままにします。

図 5.65 「応答」および「因子」アウトライン

▲ 応答

応答の追加 ▼

削除

応答数...

応答名	目標	下側限界	上側限界	重要度
ウェア オプションの項目	最小化	.	.	.

▲ 因子

因子の追加 ▼

削除

N個の因子を追加

1

名前	役割	変更	値		
▲ 距離(マイル)	共変量	困難	6	14.8	
▲ 体重	共変量	困難	138	152	
▼ 着地点	共変量	困難	Forefoot	Heel	Midfoot
▲ 厚さ	連続変数	容易	5	20	
▲ ゲル	連続変数	容易	1	10	

16. [続行] をクリックします。
17. [交互作用] > [2次] を選択します。

指定したモデルは、実験の因子の交互作用による共変量も含め、2 因子間交互作用をすべてあてはめます。
18. 「一次単位の数」(ランナーの数) を「32」に設定します。
19. 「実験の回数」の欄で [ユーザ定義] の横に「64」とタイプします。

メモ: 乱数シード値(手順20)と開始点の数(手順21)を設定すると、以下の数値例と同じ結果が得られます。同じ結果でなくても良い場合は、これらの手順は不要です。
20. (オプション)「カスタム計画」の赤い三角ボタンのメニューから [乱数シード値の設定] を選択し、「12345」と入力して [OK] をクリックします。
21. (オプション)「カスタム計画」の赤い三角ボタンのメニューから [開始点の数] を選択し、「1」と入力します。[OK] をクリックします。
22. [計画の作成] をクリックします。

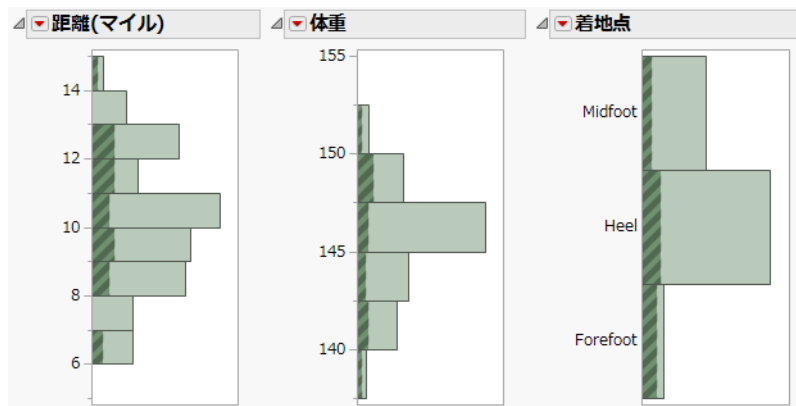
図 5.66 変更が困難な共変量の最初の 40 回の実験

計画								
実験	一次単位	距離(マイル)	体重	着地点	厚さ	ゲル	アウトソール	ミッドソール
1	1	7.6	144	Midfoot	5	1	L1	L3
2	1	7.6	144	Midfoot	20	10	L3	L2
3	2	7.6	145	Midfoot	20	1	L3	L1
4	2	7.6	145	Midfoot	5	10	L2	L2
5	3	12.4	140	Midfoot	5	10	L1	L2
6	3	12.4	140	Midfoot	20	1	L2	L3
7	4	11.2	148	Heel	5	1	L3	L2
8	4	11.2	148	Heel	20	1	L2	L3
9	5	11.2	138	Heel	5	1	L3	L1
10	5	11.2	138	Heel	20	10	L1	L1
11	6	6	150	Heel	20	1	L1	L3
12	6	6	150	Heel	5	10	L3	L1
13	7	6.4	146	Heel	20	10	L3	L3
14	7	6.4	146	Heel	5	10	L1	L2
15	8	14	139	Midfoot	20	1	L3	L2
16	8	14	139	Midfoot	5	1	L1	L1
17	9	13.2	140	Midfoot	20	10	L1	L3
18	9	13.2	140	Midfoot	5	10	L3	L3
19	10	10.8	143	Forefoot	20	1	L2	L2
20	10	10.8	143	Forefoot	5	10	L1	L3
21	11	12.8	139	Heel	20	10	L3	L2
22	11	12.8	139	Heel	5	1	L2	L3
23	12	14.8	141	Midfoot	5	1	L2	L2
24	12	14.8	141	Midfoot	20	10	L2	L1
25	13	8	148	Forefoot	5	10	L3	L3
26	13	8	148	Forefoot	5	1	L1	L2
27	14	11.2	141	Heel	5	1	L1	L3
28	14	11.2	141	Heel	5	10	L2	L1
29	15	13.2	146	Midfoot	5	10	L2	L3
30	15	13.2	146	Midfoot	20	1	L1	L1
31	16	9.2	152	Midfoot	20	10	L3	L3
32	16	9.2	152	Midfoot	20	1	L2	L2
33	17	6.4	146	Heel	20	10	L2	L1
34	17	6.4	146	Heel	5	1	L3	L2
35	18	11.2	144	Forefoot	20	10	L3	L3
36	18	11.2	144	Forefoot	5	1	L3	L1
37	19	6.4	147	Forefoot	20	1	L1	L1
38	19	6.4	147	Forefoot	5	1	L2	L3
39	20	6.4	148	Heel	5	1	L1	L1
40	20	6.4	148	Heel	20	1	L2	L2

100 人のランナーから、共変量の値に基づいて 32 人が選ばれます。選択したランナーに対応する行が、「RunnersCovariates.jmp」サンプルデータ内で選択されます。実験の因子「厚さ」、「ゲル」、「インソール」、「アウトソール」の設定は、「モデル」アウトラインで指定されたモデルに合わせて決定されます。

23. 「Runners Covariates.jmp」サンプルデータをアクティブにして、[分析] > [一変量の分布] を選択します。
24. 3 つの列すべてを選択し、[Y, 列] に指定します。
25. [ヒストグラムのみ] にチェックを入れます。
26. [OK] をクリックします。

図 5.67 ランナー 100 人のヒストグラムで、選択されたランナーのデータが強調表示されているところ



ヒストグラムを見ると、「距離(マイル)」が14.0以上であるすべてのランナーが選択されていることがわかります。また、「体重」の分布の端に位置するすべてのランナーが選択されています。「着地点」が「Forefoot」(つま先)のランナーのほとんどが選択されています。この計画は、「着地点」に関してはいくぶんバランスが取れています。

時間に伴う線形傾向の影響を考慮した計画

一連の実験を行った場合、時間経過に伴った何らかの傾向が応答に表れることが多くあります。実験の順序を無作為に決めたなら、この傾向がパラメータ推定にバイアスをかけることはさほどありませんが、パラメータ推定値のばらつきは増加します。しかし、この傾向をモデルに含めることによって、パラメータ推定値のばらつきを減らすことができます。

調べたい因子の影響とは別に、何らかの理由で、時間に対して強い線形傾向が応答にあるとします。そのような場合、その線形傾向を共変量としてモデルに含めて計画を作成できます。作成された計画は、線形傾向の共変量を含んだ計画のなかで最適なものとなります。

この例では、7つの因子を含む実験を計画します。線形傾向を考慮した、実験回数16の計画を作成します。

1. [ファイル] > [新規作成] > [データテーブル] を選択します。
2. 「列1」を右クリックし、[列情報] を選択します。
3. 列名を「実験の順序」に変更します。
4. 「データの初期化」オプションから [シーケンスデータ] を選択します。
5. 「終了値」に「16」とタイプします。
6. [OK] をクリックします。

データテーブルに、1～16の連続した整数が入力されます。

7. [実験計画(DOE)] > [カスタム計画] を選択します。
8. [因子の追加] をクリックし、[共変量] を選択します。

9. [実験の順序] を選択し、[OK] をクリックします。
10. 「N個の因子を追加」の右側のボックスに「7」と入力します。
11. [因子の追加] > [連続変数] を選択します。

図5.68 「応答」および「因子」アウトライン

The screenshot shows the 'Custom Design' dialog box in Minitab. The 'Responses' section is active, showing a table with one response named 'Y' (with a note 'オプションの項目') and a goal of '最大化' (Maximize). The 'Factors' section is also visible, showing a table with 8 factors (X1 to X8) all of type '連続変数' (Continuous variable) and '容易' (Easy) to change. The 'N個の因子を追加' (Add N factors) box is set to 1.

応答名	目標	下側限界	上側限界	重要度
Y オプションの項目	最大化	.	.	.

名前	役割	変更	値	
実験の順序	共変量	容易	1	16
X2	連続変数	容易	-1	1
X3	連続変数	容易	-1	1
X4	連続変数	容易	-1	1
X5	連続変数	容易	-1	1
X6	連続変数	容易	-1	1
X7	連続変数	容易	-1	1
X8	連続変数	容易	-1	1

12. [続行] をクリックします。
13. 「交絡項」アウトラインを開きます。
14. リスト内のすべての効果を選択し、[項目の削除] をクリックします。
これで、主効果以外の交互作用効果が相関のカラーマップから削除されます。

メモ: 乱数シード値 (手順15) と開始点の数 (手順16) を設定すると、以下の数値例と同じ結果が得られます。同じ結果でなくても良い場合は、これらの手順は不要です。

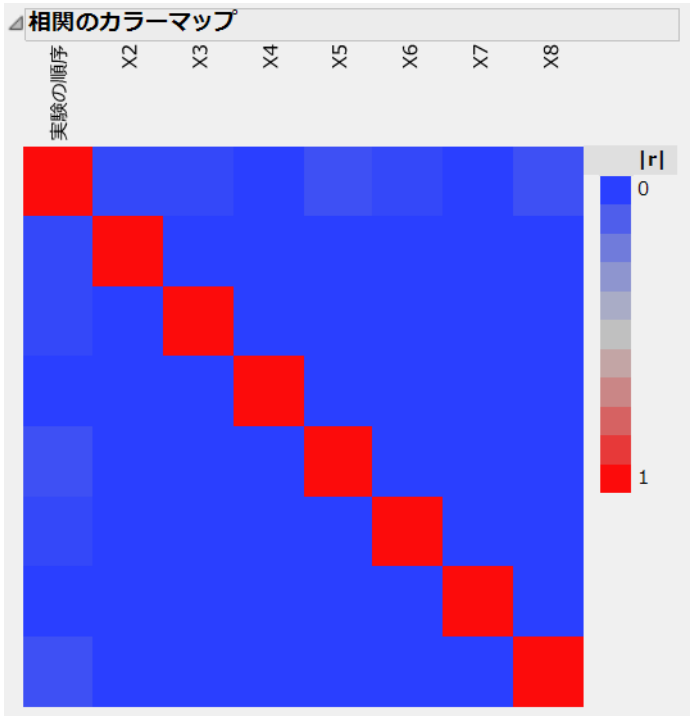
15. (オプション) 「カスタム計画」の赤い三角ボタンのメニューから [乱数シード値の設定] を選択し、「1084680980」と入力して [OK] をクリックします。
16. (オプション) 「カスタム計画」の赤い三角ボタンのメニューから [開始点の数] を選択し、「30000」と入力して [OK] をクリックします。
17. [計画の作成] をクリックします。
進行状況を示すバーに経過時間と D 効率が表示されます。

図5.69 「計画」 アウトライン

計画								
実験	実験の順序	X2	X3	X4	X5	X6	X7	X8
1	1	1	1	-1	-1	-1	-1	-1
2	2	1	-1	1	1	-1	-1	-1
3	3	1	-1	-1	1	1	1	1
4	4	-1	-1	1	-1	1	-1	1
5	5	-1	1	1	1	-1	1	-1
6	6	-1	1	-1	1	1	-1	1
7	7	-1	1	1	-1	-1	1	1
8	8	-1	1	-1	1	1	1	-1
9	9	1	1	1	-1	1	1	1
10	10	-1	-1	-1	-1	1	-1	-1
11	11	1	-1	1	-1	1	1	-1
12	12	1	-1	-1	1	-1	1	1
13	13	-1	-1	-1	-1	-1	1	-1
14	14	-1	-1	1	1	-1	-1	1
15	15	1	1	-1	-1	-1	-1	1
16	16	1	1	1	1	1	-1	-1

18. 「計画の評価」 > 「相関のカラーマップ」 アウトラインを開きます。

図5.70 実験の順序との相関の絶対値を示したカラーマップ



カラーマップから次のことがわかります。

- 「X2」から「X8」までの7つの因子が互いに直交しています。
- 線形の時間傾向変数である「実験の順序」の、「X2」から「X8」までの因子との相関はかなり低いです。

19. 「計画の評価」>「推定効率」アウトラインを開きます。

図5.71 「推定効率」アウトライン

推定効率		
項	信頼区間幅の増加率	推定値の相対標準誤差
切片	0	0.25
実験の順序	0.634	0.408
X2	4e-4	0.25
X3	4e-4	0.25
X4	0	0.25
X5	0.001	0.25
X6	4e-4	0.25
X7	0	0.25
X8	0.001	0.25

「実験の順序」と「X2」から「X8」までの因子との相関の絶対値が低いいため、理想的な直交計画と比較して、信頼区間の幅があまり増加しません。「X2」から「X8」までの信頼区間幅の増加率は、すべて0.1%より小さくなっています。

この例では、「実験の順序」因子は、他の因子とほぼ直交しています。計画によっては、これらの因子間は直交しておらず、相関が高い場合もあるでしょう。そのような状況でも、実験の順序を因子としてモデルに加えれば、その因子の線形傾向の効果を確かめることができます。また、実験の順序をモデルに加えることにより、他の因子の推定精度が上がることも期待されます。

ランダム化に特殊な制約がある実験

「カスタム計画」プラットフォームでは、1段分割実験・2段分割実験・2方分割実験も、D-最適やI-最適に基づいて作成できます。これらの計画の作成方法について詳しくは、Goos（2002）を参照してください。ここでは、配合因子を含む分割実験計画と、2方分割実験を作成します。

分割実験

分割実験は、もともと農業分野で考案されたものですが、今では製造やエンジニアリング分野でも広く普及しています。分割実験では、設定の変更が困難な因子の水準は、一次単位（whole plot）ごとに無作為に割り付けます。各一次単位をさらに細かい二次単位（subplot）に分割して、変更が容易な因子の水準をそれらの二次単位に対して無作為に割り付けます。

ここでは、Kowalski, Cornell, and Vining (2002) による例をもとに、自動車のシートカバー用ビニールの厚さに影響する5つの因子について調べます。実験で使用する応答と因子は、次のとおりです。

- 応答は、製造されるビニールの「**厚さ**」です。これを最大化するのが目的です。厚さの値の下側限界は10です。
- 一次単位の因子は、押出速度（「**押出速度**」）と乾燥温度（「**温度**」）です。これらは工程変数で、設定の変更が困難です。
- 二次単位の因子は3つの軟化剤の配合割合（「**m1**」・「**m2**」・「**m3**」）で、これらは合計すると1になります。これらの因子は配合成分です。

現在の予算では、一次単位に対しては、7通りの因子設定の実験を行えます。また、各一次単位について、二次単位に対する実験を4回実施できます。つまり、全体では、28回の実験を行うだけの予算があります。

計画の作成

1. [実験計画(DOE)] > [カスタム計画] を選択します。
2. 「応答名」の下「**Y**」をダブルクリックし、「**厚さ**」と入力します。
目標はデフォルトの「最大化」をそのまま使います。
3. 下側限界の値を「10」とします。

因子を手動で追加するには、手順4から手順11の手順に従います。または、保存されたテーブルから因子をロードする場合は、「カスタム計画」の横の赤い三角ボタンのメニューから「**因子のロード**」を選択します。そして、「Design Experiment」フォルダの「Vinyl Factors.jmp」サンプルデータテーブルを開きます。「**因子のロード**」を選択する場合は、手順4～手順11の手順を省略してください。

4. 「**N個の因子を追加**」の右側のボックスに「2」と入力します。
5. [因子の追加] > [連続変数] を選択します。
6. それぞれに「**押出速度**」、「**温度**」という名前をつけます。
値は、デフォルトの「-1」と「1」をそのまま使用します。
7. [容易] をクリックし、「**押出速度**」と「**温度**」の「変更」を「**困難**」に変更します。
これで、「**押出速度**」と「**温度**」が一次単位に定義されます。
8. 「**N個の因子を追加**」の右側のボックスに「3」と入力します。
9. [因子の追加] > [配合] を選択します。
10. 配合因子にそれぞれ「**m1**」、「**m2**」、「**m3**」という名前をつけます。
値は、デフォルトの「0」と「1」をそのまま使用します。

図5.72 「応答」および「因子」アウトライン

カスタム計画

応答

応答の追加 ▼ 削除 応答数...

応答名	目標	下側限界	上側限界	重要度
thickness	最大化	10	.	.

因子

因子の追加 ▼ 削除 N個の因子を追加 1

名前	役割	変更	値	
▲押出速度	連続変数	困難	-1	1
▲温度	連続変数	困難	-1	1
▲m1	配合	容易	0	1
▲m2	配合	容易	0	1
▲m3	配合	容易	0	1

11. [続行] をクリックします。
12. [交互作用] > [2次] を選択します。
13. [OK] をクリックして、メッセージを閉じます。

「一次単位の数」のデフォルト値が3であることを確認してください。

14. 「一次単位の数」の横のボックスに「7」と入力します。
15. [ユーザ定義] の横のボックスに「28」と入力します。

メモ: 乱数シード値(手順16)と開始点の数(手順17)を設定すると、以下の数値例と同じ結果が得られます。同じ結果でなくても良い場合は、これらの手順は不要です。

16. (オプション)「カスタム計画」の赤い三角ボタンのメニューから[乱数シード値の設定]を選択し、「123686」と入力して[OK] をクリックします。
17. (オプション)「カスタム計画」の赤い三角ボタンのメニューから[開始点の数]を選択し、「10」と入力して[OK] をクリックします。
18. [計画の作成] をクリックします。

図5.73 「計画」 アウトライン

計画						
実験	一次単位	押出速度	温度	m1	m2	m3
1	1	-1	-1	1	0	0
2	1	-1	-1	0	1	0
3	1	-1	-1	0	0	1
4	1	-1	-1	0	0.5	0.5
5	2	1	-1	0	0	1
6	2	1	-1	1	0	0
7	2	1	-1	0	1	0
8	2	1	-1	0.5	0	0.5
9	3	-1	1	0.5	0	0.5
10	3	-1	1	0	1	0
11	3	-1	1	0.5	0.5	0
12	3	-1	1	0	0	1
13	4	1	1	0	0.4	0.6
14	4	1	1	0.473594	0	0.526406
15	4	1	1	0	1	0
16	4	1	1	1	0	0
17	5	1	-1	0.5	0.5	0
18	5	1	-1	1	0	0
19	5	1	-1	0	0	1
20	5	1	-1	0	0.6	0.4
21	6	-1	1	0	0.5	0.5
22	6	-1	1	1	0	0
23	6	-1	1	0	0	1
24	6	-1	1	0	1	0
25	7	1	1	0.5	0.5	0
26	7	1	1	0	1	0
27	7	1	1	0	0	1
28	7	1	1	1	0	0

一次単位の因子「押出速度」と「温度」は、因子「一次単位」の水準に合わせて7回リセットされます。「一次単位」の各水準内で、配合成分の「m1」、「m2」、「m3」が無作為に割り当てられます。

結果の分析

「Vinyl Data.jmp」サンプルデータには、旧バージョンのJMPで作成した計画を使った実験の結果が含まれています。

1. [ヘルプ] > [サンプルデータライブラリ] を選択し、「Design Experiment」フォルダの「Vinyl Data.jmp」を開きます。

このサンプルデータには、28回の実験と応答値が含まれています。「カスタム計画」プラットフォームを使って作成したテーブル内の計画の設定は、「Vinyl Data.jmp」とは異なる場合があります。

2. 「テーブル」パネルで、「モデル」スクリプトの横の緑の三角ボタンをクリックします。

図 5.74 「モデルのあてはめ」 ウィンドウ

「モデルのあてはめ」ウィンドウで、次のことを確認してください。

- 因子「一次単位」には、変量効果（「& 変量効果」）という属性があります。変量効果に指定することにより、「一次単位」の各水準がもつ効果は確率変数の実現値である」と仮定されます。つまり、「一次単位」は、誤差のように扱われます。
- 分析手法は「REML(推奨)」です。モデルに変量効果があるため、この手法が用いられます。REMLモデルの詳細については、『基本的な回帰モデル』の標準最小2乗に関する章を参照してください。

ヒント: JMP Pro では、「モデルのあてはめ」ウィンドウで、「手法」を「混合モデル」に変更できます。

3. 「実行」をクリックします。

図 5.75 分割実験の分析結果

パラメータ推定値					
項	推定値	標準誤差	分母自由度	t値	p値(Prob> t)
m1	9.4464782	0.989604	7.99	9.55	<.0001*
m2	5.378571	1.120267	10.35	4.80	0.0007*
m3	5.5546291	1.030955	8.786	5.39	0.0005*
押出速度*温度	-1.866921	0.740748	2.858	-2.52	0.0903
押出速度*m1	-0.647611	0.958111	7.261	-0.68	0.5200
押出速度*m2	0.2944425	0.997579	8.162	0.30	0.7752
押出速度*m3	2.6611621	0.979087	7.733	2.72	0.0272*
温度*m1	-1.8151	0.961061	7.328	-1.89	0.0990
温度*m2	1.2044413	0.993319	8.065	1.21	0.2596
温度*m3	-1.498647	0.97904	7.731	-1.53	0.1657
m1*m2	-6.458845	5.83806	13.36	-1.11	0.2881
m1*m3	8.5532871	5.607183	13.15	1.53	0.1508
m2*m3	10.575333	5.226599	13.04	2.02	0.0640

変量効果の予測					
REML法による分散成分推定値					
変量効果	分散比	分散成分	標準誤差	95%下側	95%上側
一次単位	0.6350069	2.476748	2.9711536	-3.346606	8.3001021
残差		3.9003483	1.5898101	2.0073487	10.607283
合計		6.3770963	3.1515558	2.9308168	22.945461

-2対数尤度 = 82.032495402
 注:「合計」は、分散成分のうち、正のものだけを足した和です。
 負の推定値も含めた合計 = 6.3770963

「パラメータ推定値」レポートからは、3つの配合成分と「押出速度*m3」の交互作用が、0.05の有意水準において有意であることがわかります。

「REML法による分散成分推定値」レポートからは、「一次単位」に関連する分散成分が2.476748であることがわかります。これは、分散全体の38.838%です。つまり、一次単位の誤差項は、残差誤差（プロット内の誤差項）よりも小さいことを示しています。

2方分割実験

2方分割法は、2つの層で構成されています。2方分割法は、工業分野において、ある工程から次の工程へと実験ユニットが引き渡される場合に広く使われています。2方分割法では、各層ごとに、処理を無作為に割り付けます。

2方分割法では、第1段階の工程の後、現在のバッチを新たなバッチに分け直します。そして、第2段階の処理を、その新しいバッチに無作為に適用します。つまり、2方分割法では、第2段階で、新しいバッチに対し、第1段階の工程とは独立して処理を割り付けます。なお、第2段階の後、実験ユニットにさらに追加の処理を割り付けることもできます。

2方分割法では、2段階法と異なり、第2段階の因子は第1段階の因子からの枝分かれにはなっていません。第1段階の後、バッチは改めて分割されて新しいバッチを形成します。そのため、第1段階と第2段階の因子は独立して割り付けられます。

2方分割法においては因子を変更する難しさはどちらの段階でも同程度かもしれませんが、因子を区別するために、JMPでは第1段階の因子を「非常に困難」、第2段階の因子を「困難」と呼んでいます。また、第2段階の後で実験ユニットに追加する因子を、(変更が)「容易」と呼んでいます。

2方分割実験のシナリオ

この例は、乾電池の開回路電圧（「OCV」）の改善のための実験に基づいています（Vivacqua and Bisgaard, 2004）。乾電池の放電を防ぐために、「OCV」を最小化する必要があります。

乾電池は次の2つの工程を経て製造されます。

- 第1段階: 2000個のバッチごとに処理される連続組み立て工程。
- 第2段階: 4000個の乾電池を処理できる室内での5日間の硫化工程。

ここでは、次の6つの2水準の因子について調査します。

- 組み立て工程に関連する4つの因子（「A1」・「A2」・「A3」・「A4」）。この第1段階の因子においては、16組の組み合わせを実験します。
- 硫化工程に関連する2つの因子（「C5」・「C6」）。硫化工程の実験期間は30日間であり、1回の硫化工程には5日間を要します。そのため、第2段階の因子においては、6組の組み合わせを実験できます。各6組内において、硫化に関する因子設定を反復します。

第1段階と第2段階の因子はどちらも変更が困難なので、2つの分割実験が必要と言えます。しかし、ここでは1つの分割実験で終わらせるために、まず、第1段階の実験における2000個のバッチを、500個ずつのサブバッチに分割します。そして、各サブバッチから無作為に8個の実験ユニットを選び、それら8個を同時に硫化室で処理します。

この実験では48個の実験ユニットを用います。また、第1段階の因子と、第2段階の因子の交互作用もモデルに含めます。

計画の作成

2方分割実験計画を作成するには：

1. [実験計画(DOE)] > [カスタム計画] を選択します。
2. 「応答名」の欄の「Y」をダブルクリックし、「OCV」と入力します。
3. 「目標」の欄の[最大化]をクリックして[最小化]を選択します。
4. 因子を手動で追加するには、手順5から手順10の手順に従います。または、保存されたテーブルから因子をロードする場合は、次の手順に従います。
 - a. 「カスタム計画」の赤い三角ボタンのメニューから[因子のロード]を選択します。
 - b. 「Design Experiment」フォルダの「Battery Factors.jmp」サンプルデータテーブルを開きます。
 - c. 手順11に進みます。
5. 「N個の因子を追加」の右側のボックスに「6」と入力します。
6. [因子の追加] > [連続変数] を選択します。
7. 因子の名前を「A1」、「A2」、「A3」、「A4」、「C1」、「C2」に変更します。
値は、デフォルトの「-1」と「1」をそのまま使用します。

8. 「A1」、「A2」、「A3」、「A4」の「変更」の欄の [容易] をクリックし、[非常に困難] に変更します。
- 第1段階と第2段階の因子を区別するために、第1段階の因子の「変更」を [非常に困難] とし、第2段階の因子の「変更」を [困難] とします。
9. 「C1」と「C2」の「変更」の欄の [容易] をクリックし、[困難] に変更します。

図5.76 「応答」および「因子」アウトライン

応答

応答の追加

削除

応答数...

応答名	目標	下側限界	上側限界	重要度
OCV	最小化	.	.	.
オプションの項目				

因子

因子の追加

削除

N個の因子を追加

1

名前	役割	変更	値
▲A1	連続変数	非常に困難	-1
▲A2	連続変数	非常に困難	-1
▲A3	連続変数	非常に困難	-1
▲A4	連続変数	非常に困難	-1
▲C1	連続変数	困難	-1
▲C2	連続変数	困難	-1

10. [続行] をクリックします。
11. 「モデル」アウトラインで、[交互作用] > [2次] を選択します。
12. 「計画の生成」アウトラインで、[変更が「困難」な因子を、「非常に困難」な因子と独立して設定] オプションを選択します。
- 図5.77を参照してください。このオプションにチェックを入れることで、2方分割実験計画が作成されます。このオプションを選択しなかった場合、2段階の枝分かれ構造になっている2段階分割計画が作成されます。
13. 「一次単位の数」の横のボックスに「16」と入力します。
- これが、第1段階の因子に対する実験回数となります。
14. 「二次単位の数」の横のボックスに「6」と入力します。
- これが、第2段階の因子に対する実験回数となります。
15. 「実験の回数」の「ユーザ定義」テキストボックスに「48」と入力します。
- これが、合計の実験ユニット数となります。

図5.77 「計画の生成」 アウトライン

計画の生成

☒ 変更が「困難」な因子を、「非常に困難」な因子と独立して設定

一次単位の数

二次単位の数

実験の回数:

☐ 最小値 22

☐ デフォルト値 30

☒ ユーザ定義

メモ: 乱数シード値(手順16)と開始点の数(手順17)を設定すると、以下の数値例と同じ結果が得られます。同じ結果でなくても良い場合は、これらの手順は不要です。

16. (オプション)「カスタム計画」の赤い三角ボタンのメニューから「乱数シード値の設定」を選択し、「1866762673」と入力して[OK]をクリックします。
17. (オプション)「カスタム計画」の赤い三角ボタンのメニューから「開始点の数」を選択し、「21」と入力して[OK]をクリックします。
18. [計画の作成] をクリックします。
19. [テーブルの作成] をクリックします。

図5.78 計画テーブル (一部)

計画	一次単位	二次単位	A1	A2	A3	A4	C1	C2	OCV
カスタム計画									
計画									
基準	1	1	-1	1	-1	1	-1	1	•
D-最適計画	2	1	-1	1	-1	1	1	1	•
スクリーニング	3	1	-1	1	-1	1	1	-1	•
モデル	4	2	1	1	-1	1	1	1	•
DOEダイアログ	5	2	1	1	-1	1	-1	1	•
	6	2	1	1	-1	1	-1	-1	•
	7	3	-1	-1	-1	1	-1	1	•
	8	3	-1	-1	-1	1	1	1	•
一次単位 *	9	3	-1	-1	-1	1	1	-1	•
二次単位 *	10	4	-1	-1	-1	-1	1	1	•
A1 *	11	4	-1	-1	-1	-1	-1	1	•
A2 *	12	4	-1	-1	-1	-1	-1	-1	•
A3 *	13	5	1	1	-1	-1	-1	1	•
A4 *	14	5	1	1	-1	-1	1	1	•
C1 *	15	5	1	1	-1	-1	1	-1	•
C2 *	16	6	1	-1	-1	-1	1	1	•
OCV *	17	6	1	-1	-1	-1	-1	1	•
	18	6	1	-1	-1	-1	-1	-1	•
行	19	7	1	-1	1	-1	-1	1	•
すべての行	20	7	1	-1	1	-1	1	1	•
選択されている行	21	7	1	-1	1	-1	1	-1	•
除外されている行	22	8	-1	1	-1	-1	1	1	•
表示しない行	23	8	-1	1	-1	-1	-1	1	•
ラベルのついた行	24	8	-1	1	-1	-1	-1	-1	•

計画テーブルには、「一次単位」の16個の水準が表示されます。「一次単位」の各水準において、組み立てに関する4つの因子の設定は一定です。「一次単位」の各水準から、電池500個ずつの3つのバッチ（「二次単位」）が無作為に選ばれ、硫化に関する因子の設定に割り当てられます。硫化に関する2条件（**C1** = -1、**C2** = 1および**C1** = 1、**C2** = 1）は反復されます。これを確認するには、「**C1**」と「**C2**」を選択し、列見出しを右クリックして[並べ替え] > [昇順]を選択します。

結果の分析

「Battery Data.jmp」サンプルデータに、生成した計画の実験結果が含まれています。

1. [ヘルプ] > [サンプルデータライブラリ]を選択し、「Design Experiment」フォルダの「Battery Data.jmp」を開きます。
2. 「テーブル」パネルで、「モデル」スクリプトの横にある緑の三角ボタンをクリックします。
「モデルのあてはめ」ウィンドウで、次のことを確認してください。
 - － 因子「一次単位」には、変量効果（「& 変量効果」）の属性が指定されています。変量効果に指定することにより、「一次単位」の各水準がもつ効果は確率変数の実現値である」と仮定されます。つまり、「一次単位」は、誤差のように扱われます。
 - － 因子「二次単位」にも、変量効果（「& 変量効果」）の属性が指定されています。
 - － 分析手法は[REML(推奨)]です。モデルに変量効果があるため、この手法が用いられます。REMLモデルの詳細については、『基本的な回帰モデル』の標準最小2乗に関する章を参照してください。

ヒント: JMP Proでは、「モデルのあてはめ」ウィンドウで、「手法」を[混合モデル]に変更できます。

3. [ダイアログを開いたままにする] チェックボックスをオンにします。
4. [実行] をクリックします。

図5.79 完全モデルのレポート

パラメータ推定値						
項	推定値	標準誤差	分母自由度	t値	p値(Prob> t)	
切片	38.183196	1.673404	2.075	22.82	0.0016*	
A1	-4.657571	1.093074	2.916	-4.26	0.0251*	
A2	0.147742	1.093074	2.916	0.14	0.9013	
A3	0.9486795	1.093074	2.916	0.87	0.4510	
A4	4.0716925	1.190175	3.214	3.42	0.0376*	
C1	-1.827487	1.606207	0.868	-1.14	0.4804	
C2	-15.73288	1.35446	0.719	-11.62	0.1065	
A1*A2	0.1289012	1.080526	2.784	0.12	0.9131	
A1*A3	-1.114015	1.080526	2.784	-1.03	0.3837	
A1*A4	-1.92398	1.176342	3.04	-1.64	0.1993	
A1*C1	-3.271232	0.480531	20.65	-6.81	<.0001*	
A1*C2	3.737258	0.478635	20.09	7.81	<.0001*	
A2*A3	0.3768179	1.080526	2.784	0.35	0.7520	
A2*A4	1.4693535	1.176342	3.04	1.25	0.2992	
A2*C1	1.9072313	0.480531	20.65	3.97	0.0007*	
A2*C2	-0.161179	0.478635	20.09	-0.34	0.7398	
A3*A4	0.0764369	1.176342	3.04	0.06	0.9522	
A3*C1	0.1761619	0.480531	20.65	0.37	0.7176	
A3*C2	-0.445242	0.478635	20.09	-0.93	0.3633	
A4*C1	0.5306856	0.511896	20.84	1.04	0.3118	
A4*C2	1.3506119	0.502894	20.12	2.69	0.0142*	
C1*C2	-0.425326	1.606207	0.868	-0.26	0.8401	

変量効果の予測						
REML法による分散成分推定値						
変量効果	分散比	分散成分	標準誤差	95%下側	95%上側	全体に対する百分率
一次単位	1.6095523	15.451509	15.876576	-15.66601	46.569027	45.968
二次単位	0.8919389	8.562507	16.314188	-23.41271	40.537728	25.473
残差		9.5998804	3.0299487	5.6239301	19.985723	28.559
合計		33.613897	16.824615	15.325965	123.59174	100.000

-2対数尤度= 227.810084

注:「合計」は、分散成分のうち、正のものを足した和です。

負の推定値も含めた合計= 33.613897

「パラメータ推定値」レポートから、4つの2因子間交互作用「A1*C1」、「A1*C2」、「A2*C1」、「A4*C2」と2つの主効果「A1」と「A4」が有意水準0.05において有意であることがわかります。

- 「Battery Data.jmp」の「テーブル」パネルで、「縮小モデル 1」スクリプトの横にある緑の三角ボタンをクリックします。

「モデルのあてはめ」ウィンドウが開きます。ここでは、有意でない交互作用が削除されています。残った効果は、すべての主効果と、4つの2因子間交互作用「A1*C1」、「A1*C2」、「A2*C1」、「A4*C2」です。ここでは、有意でない交互作用は削除していますが、主効果はすべて含めています。

- 「実行」をクリックします。

図5.80 事前に縮小されたモデルのレポート

パラメータ推定値					
項	推定値	標準誤差	分母自由度	t値	p値(Prob> t)
切片	38.249531	1.373127	7.723	27.86	<.0001*
A1	-4.723906	1.175023	8.5	-4.02	0.0034*
A2	0.0497917	1.165418	8.228	0.04	0.9669
A3	0.7560417	1.165418	8.228	0.65	0.5342
A4	4.2328205	1.207654	9.16	3.50	0.0065*
C1	-2.195626	0.866042	1.083	-2.54	0.2234
C2	-15.79922	0.840903	1.008	-18.79	0.0331*
A1*C1	-3.283225	0.452505	25.17	-7.26	<.0001*
A1*C2	3.8035937	0.4498	24.42	8.46	<.0001*
A2*C1	1.8797279	0.452505	25.17	4.15	0.0003*
A4*C2	1.3877006	0.482556	24.95	2.88	0.0081*

主効果「C2」は、有意水準0.05において有意です (p 値(Prob>|t|) = 0.0331)。

7. 「モデルのあてはめ」ウィンドウで「A3」を削除します。

主効果「A3」は、有意である2因子間交互作用には含まれておらず、また、その主効果も有意ではありません。

8. [実行] をクリックします。

図5.81 縮小モデルのレポート

パラメータ推定値					
項	推定値	標準誤差	分母自由度	t値	p値(Prob> t)
切片	38.249531	1.362184	6.639	28.08	<.0001*
A1	-4.723906	1.137313	9.131	-4.15	0.0024*
A2	0.0497917	1.127389	8.818	0.04	0.9658
A4	4.2131272	1.173862	9.921	3.59	0.0050*
C1	-2.166553	0.899138	1.037	-2.41	0.2432
C2	-15.79922	0.874257	0.963	-18.07	0.0389*
A1*C1	-3.282201	0.452234	25.24	-7.26	<.0001*
A1*C2	3.8035938	0.449735	24.43	8.46	<.0001*
A2*C1	1.8843473	0.452234	25.24	4.17	0.0003*
A4*C2	1.3851686	0.4823	24.91	2.87	0.0082*

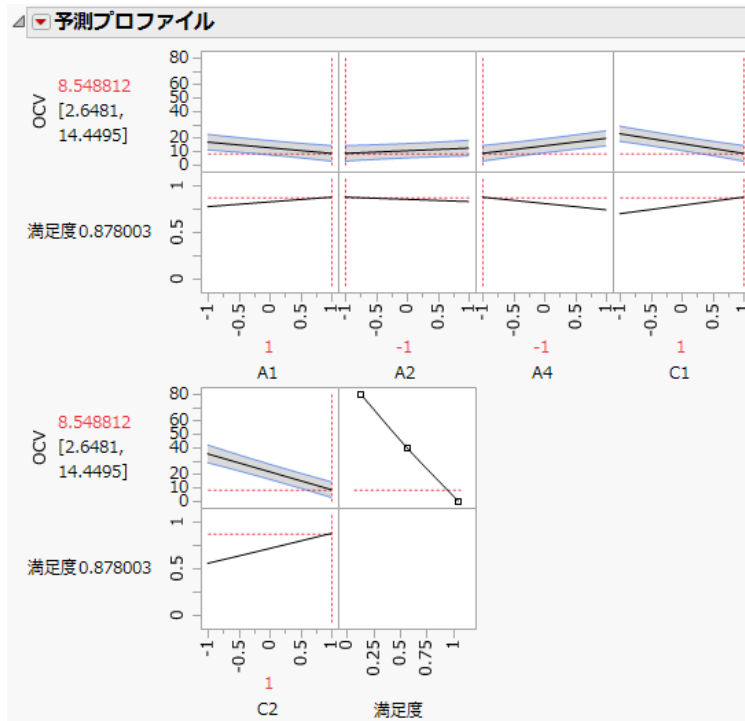
変量効果の予測						
REML法による分散成分推定値						
変量効果	分散比	分散成分	標準誤差	95%下側	95%上側	全体に対する百分率
一次単位	2.0231563	17.459497	9.7154555	-1.582446	36.50144	60.025
二次単位	0.3473621	2.9976761	5.8732929	-8.513766	14.509119	10.306
残差		8.6298312	2.4692519	5.2816799	16.588508	29.669
合計		29.087005	9.1941655	17.028461	60.633509	100.000

-2対数尤度 = 254.17861349
 注: 「合計」は、分散成分のうち、正のものだけを足した和です。
 負の推定値も含めた合計 = 29.087005

「REML法による分散成分推定値」レポートから、「一次単位」に関連する分散成分は、「二次単位」の分散成分の5倍の大きさであることがわかります。これは、組み立て工程のばらつきが硫化工程のそれより大きいことを示します。また、「一次単位」のばらつきは、残差誤差のそれよりも大きくなっています。ばらつきを減らしたい場合は、まず組み立て工程（「一次単位」）に、そして乾電池ごとの違い（「残差」）に注意を払うべきです。

9. 「応答 OCV」のタイトルバーにある赤い三角ボタンをクリックし、[因子プロファイル] > [プロファイル] を選択します。
10. 「予測プロファイル」のタイトルバーにある赤い三角ボタンをクリックし、[最適化と満足度] > [満足度の最大化] を選択します。

図5.82 OCVを最小化する設定の予測プロファイル



プロファイルには、重要と識別された5つの因子と「OCV」を最小化する設定が表示されます。

第6章

拡張計画

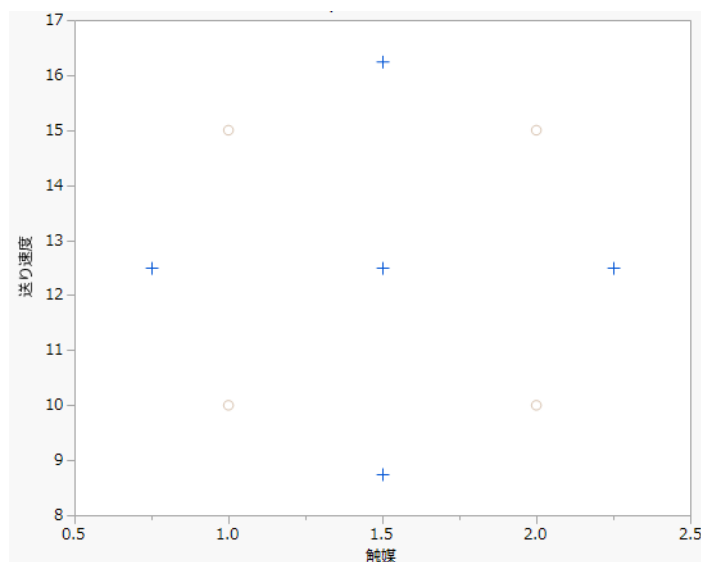
「拡張計画」プラットフォームを使うと、既存の実験計画に実験を追加することができます。1つの計画を実施した結果、あいまいな点が残った場合は、実験を拡張すると解決することがあります。このように、実験は逐次的なプロセスとなることが珍しくありません。

「拡張計画」プラットフォームは、既存の計画が含まれているデータテーブルに対して、計画全体が最適になるように実験を追加します。次のような方法で、実験を追加できます。

- 計画を特定の回数だけ反復する
- 複数の中心点を追加する
- 折り重ね計画（foldover design）を作成する
- 中心点とともに軸点（星型頂点）を追加し、スクリーニング計画を応答曲面計画に変換する
- 計画空間を充填するような点を追加する
- 特定のモデルにあてはめられるようにする

拡張計画の詳細については、Goos and Jones（2011）を参照してください。

図6.1 拡張計画



拡張計画の例

この例では、スクリーニング計画であいまいな結果が出た場合に、「拡張計画」プラットフォームを使って解決する方法を示します。ある化学技術者が化学工程の反応率に因子が及ぼす効果を調べようとしています。元の計画は、主効果だけを調べるのに適した8回の実験でした。この実験計画を拡張して、全部で16回の実験を行い、2因子間交互作用をすべて推定できるようにしてみましょう。

1. [ヘルプ] > [サンプルデータライブラリ] を選択し、「Design Experiment」フォルダの「Reactor 8 Runs.jmp」を開きます。
2. [実験計画(DOE)] > [拡張計画] を選択します。
3. 「反応率(%)」を選択し、[Y, 応答変数] をクリックします。
4. 「送り速度」、「触媒」、「攪拌速度」、「温度」、「濃度」を選択して、[X, 説明変数] をクリックします。
5. [OK] をクリックします。

図6.2 化学反応の例の「拡張計画」ダイアログボックス

名前	役割	変更	値	
送り速度	連続変数	容易	10	15
触媒	連続変数	容易	1	2
攪拌速度	連続変数	容易	100	120
温度	連続変数	容易	140	180
濃度	連続変数	容易	3	6

☒ 追加する実験を別のブロックに入れる

因子の制約を定義

拡張選択

回復 中心点の追加 折り重ね 触点の追加 Space Filling 拡張計画

メモ: 追加する実験を別のブロックとみなしたブロック因子を追加するには、[追加する実験を別のブロックに入れる] にチェックマークをつけます。この例では16回の実験ですべての2因子間交互作用を推定することが目的ですが、ブロック因子を仮定した場合、16回の実験ではすべての2因子間交互作用は推定できません。

6. [拡張計画] をクリックします。

図6.3のモデルは、データテーブルの「モデル」スクリプトを使って定義されたものです。8回の実験で、最大7つの効果を推定することができます。このスクリプトのモデルには、5つの主効果すべてと、2つの交互作用の項が含まれます。

図6.3 「拡張計画」プラットフォームの初期状態

拡張計画

因子

名前	役割	変更	値	
送り速度	連続変数	容易	10	15
触媒	連続変数	容易	1	2
攪拌速度	連続変数	容易	100	120
温度	連続変数	容易	140	180
濃度	連続変数	容易	3	6

☐ 追加する実験を別のブロックに入れる

因子の制約を定義

モデル

主効果 交互作用 ▼ RSM 交差 べき乗 ▼ 項目の削除

名前	推定
切片	必須
送り速度	必須
触媒	必須
攪拌速度	必須
温度	必須
濃度	必須
触媒*攪拌速度	必須
触媒*温度	必須

交絡項

要因計画

実験	送り速度	触媒	攪拌速度	温度	濃度
1	15	2	100	180	3
2	15	1	120	140	6
3	15	1	100	140	3
4	10	1	120	180	3
5	10	1	100	180	6
6	10	2	120	140	3
7	10	2	100	140	6
8	15	2	120	180	6

計画の生成

実験回数の指定（当初から存在していた8個の実験も含めて）：

- 「モデル」パネルで **【交互作用】** > **【2次】** を選択します。

すると、モデルにすべての2因子間交互作用が追加されます。このモデルの最小実験数は、「計画の生成」パネルのテキストボックスに表示されている「16」です。
- メモ:** 乱数シード値（手順8）と開始点の数（手順9）を設定すると、図6.4と同じ結果が得られます。同じ結果でなくても良い場合は、これらの手順は不要です。
- （オプション）「拡張計画」の赤い三角ボタンのメニューから **【乱数シード値の設定】** を選択し、「282322901」と入力して **【OK】** をクリックします。
- （オプション）「拡張計画」の赤い三角ボタンのメニューから **【開始点の数】** を選択し、「800」と入力して **【OK】** をクリックします。
- 【計画の作成】** をクリックします。
- 【計画】** の開閉アイコンをクリックして、計画の内容を確認します。

図 6.4 実験回数 16 回の拡張計画

計画					
実験	送り速度	触媒	攪拌速度	温度	濃度
1	15	2	100	180	3
2	15	1	120	140	6
3	15	1	100	140	3
4	10	1	120	180	3
5	10	1	100	180	6
6	10	2	120	140	3
7	10	2	100	140	6
8	15	2	120	180	6
9	15	2	120	140	3
10	10	2	100	180	3
11	10	2	120	180	3
12	10	2	120	140	6
13	15	1	120	180	3
14	10	1	120	180	6
15	15	2	100	180	6
16	10	1	120	140	3

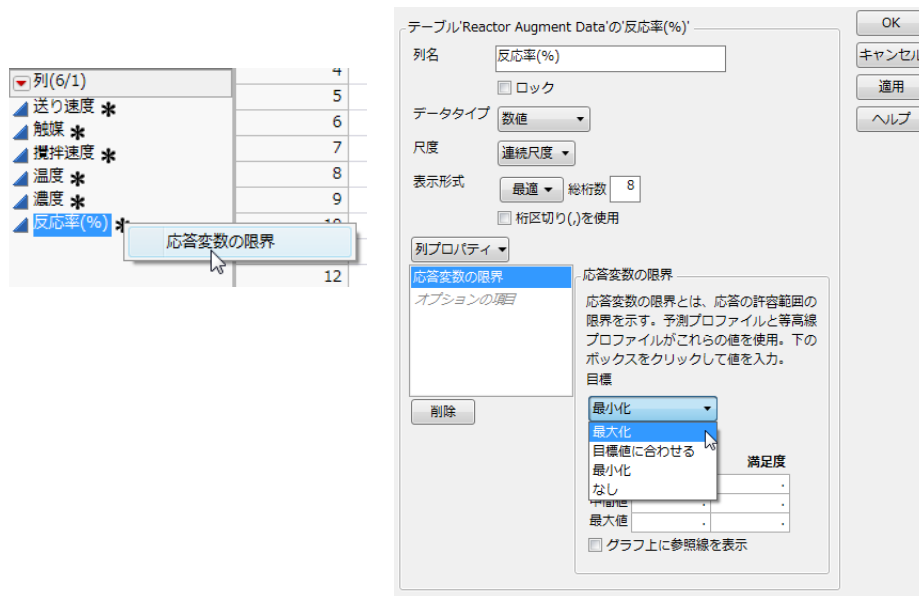
12. [テーブルの作成] をクリックすると計画のデータテーブルが生成され、元の実験における結果と、追加された実験の計画が表示されます。

拡張計画の分析

追加実験を実施して結果の記録まで行ったらと仮定し、結果を分析してみましょう。

1. [ヘルプ] > [サンプルデータライブラリ] を選択し、「Design Experiment」フォルダの「Reactor Augment Data.jmp」を開きます。
目的は、「反応率(%)」を最大化することです。しかし、このデータテーブルでは、列の「応答変数の限界」プロパティが【最小化】に設定されています。
2. データテーブルの「列」パネルで、「反応率 (%)」の横のアスタリスクをクリックし、[応答変数の限界] を選択します (図 6.5 の左側の図)。
3. 列情報を示すダイアログボックスが開いたら、図 6.5 の右側のように、応答変数の限界を【最大化】に変更します。

図6.5 「反応率(%)」列の「応答変数の境界」列プロパティを変更



4. [OK] をクリックします。
これで分析を行う準備が整いました。
5. データテーブルの「テーブル」パネルで、「モデル」スクリプトの横にある緑の三角ボタンをクリックします。
「モデルのあてはめ」ウィンドウが、すべての主効果と2因子間交互作用が効果として入力された状態で表示されます。
6. あてはめの「手法」を「標準最小2乗」から「ステップワイズ法」に変更し、「実行」をクリックします。
7. 「ステップワイズ回帰の設定」パネルで、「停止ルール」のメニューから「閾値p値」を、「方向」のメニューから「変数増減」を、それぞれ選択します。「変数を追加するときのp値」に「0.05」を、「変数を除去するときのp値」に「0.1」を入力します。
8. 「現在の推定値」パネルで、すべての主効果（「送り速度」から「濃度」まで）の「追加」チェックボックスを選択して、「実行」をクリックします。

図6.6 ステップワイズ回帰が終了したモデル

▲ 反応率(%)のステップワイズ

▲ ステップワイズ回帰の設定

停止ルール: 閾値p値

変数を追加するときのp値 0.05

変数を除去するときのp値 0.1

方向: 変数増減

ルール: 組み合わせ

実行 停止 ステップ

すべて追加 モデルの作成

すべて削除 モデルの実行

SSE	DFE	RMSE	R2乗	自由度調整R2乗	Cp	p	AICc	BIC
1257.1058	10	11.212073	0.6933	0.5399	.	6	143.2297	134.6378

▲ 現在の推定値

ロック	追加	パラメータ	推定値	自由度	平方和	"F値"	"p値(Prob>F)"
☒	☒	切片	66.8125	1	0	0.000	1
☐	☒	送り速度(10,15)	4.4375	1	315.0625	2.506	0.14448
☐	☒	触媒(1,2)	10.1153846	1	1520.198	12.093	0.00595
☐	☒	攪拌速度(100,120)	-0.3653846	1	1.983516	0.016	0.90253
☐	☒	温度(140,180)	6.11538462	1	555.6264	4.420	0.06183
☐	☒	濃度(3,6)	-1.7884615	1	41.58173	0.331	0.57791
☐	☐	触媒*攪拌速度	0	1	346.6875	3.427	0.09715
☐	☐	触媒*濃度	0	1	46.44643	0.345	0.57124
☐	☐	送り速度*触媒	0	1	2.548951	0.018	0.89541
☐	☐	送り速度*攪拌速度	0	1	0.064103	0.000	0.98338
☐	☐	送り速度*温度	0	1	0.730769	0.005	0.9439
☐	☐	送り速度*濃度	0	1	0.016484	0.000	0.99157
☐	☐	触媒*温度	0	1	667.5208	10.190	0.01097
☐	☐	攪拌速度*温度	0	1	22.5625	0.164	0.69453
☐	☐	攪拌速度*濃度	0	1	2.571429	0.018	0.89495
☐	☐	温度*濃度	0	1	631.1429	9.074	0.01466

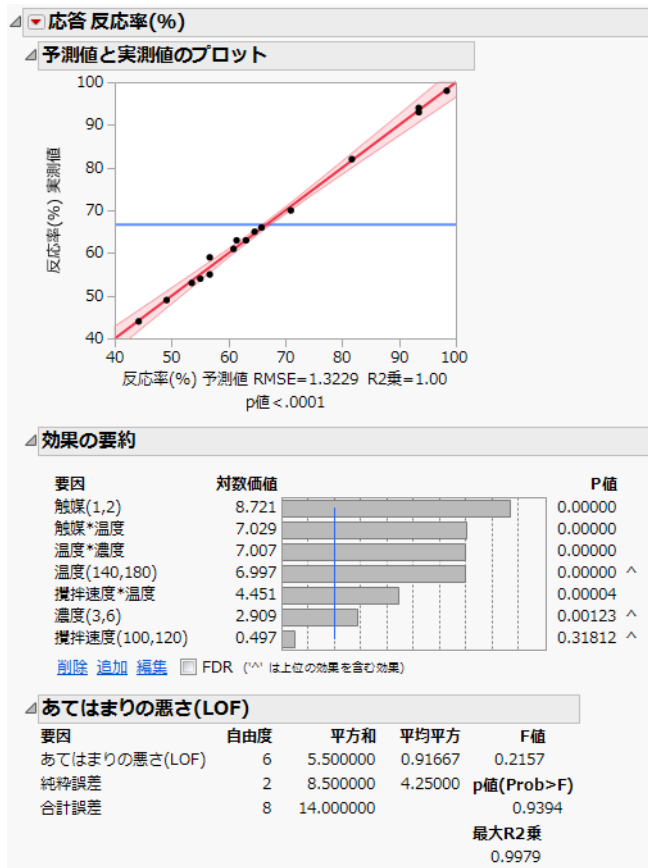
ステップワイズ回帰が主効果から始まり、p 値を基準とした検索が行われ、その結果、4つの主効果と3つの交互作用の項が得られます。主効果の「送り速度」がモデルから除かれた一方で、「触媒*温度」、「攪拌速度*温度」、「温度*濃度」の交互作用がモデルに追加されています。

9. 「ステップワイズ回帰の設定」パネルで、[モデルの作成] をクリックします。

「モデルのあてはめ」プラットフォームが起動し、ステップワイズ法で作成したモデルをあてはめることができます。

10. [実行] をクリックします。

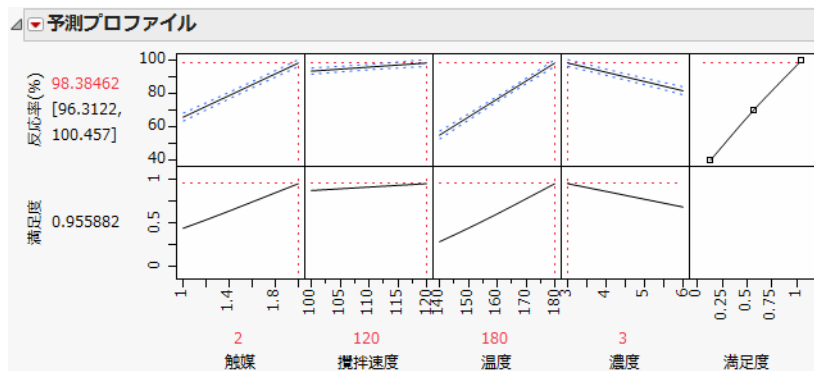
図6.7 予測モデルの「分散分析」と「あてはまりの悪さ」



「予測値と実測値のプロット」から、モデルが全体として有意であることがわかります（ p 値 <0.0001 ）。「予測値と実測値のプロット」と、「あてはまりの悪さ(LOF)」のどちらからも、モデルの間違いを示す証拠が見当たりません。「効果の要約」レポートによると、「触媒」が最も有意な効果であることがわかります。2因子間交互作用が3つとも有意になっていることにも注目しましょう。

11. 「予測プロファイル」の赤い三角ボタンのメニューをクリックして、[最適化と満足度] > [満足度の最大化] を選択します。

図6.8 最大の反応率(%)



予測プロファイル(図6.8)を見ると、「触媒」、「攪拌速度」、「温度」が高く、「濃度」が低く設定されたときに、「反応率(%)」が最大になることがわかります。この最適な設定では、「反応率(%)」の推定値が98.38へと上昇します。

「拡張計画」起動ウィンドウ

「拡張計画」プラットフォームを起動するには、拡張したい計画を含むデータテーブルで、[実験計画(DOE)] > [拡張計画] を選択します。

図6.9 「拡張計画」起動ウィンドウ

既存のデータテーブルにさらに実験を追加。反復の指定、中心点やモデルの要因の追加。

列の選択

7列

- パターン
- 送り速度
- 触媒
- 攪拌速度
- 温度
- 濃度
- 反応率(%)

選択した列に役割を割り当てる

Y, 応答変数

必須 連続変数(数値)

オプション 連続変数(数値)

X, 説明変数

必須

オプション

アクション

OK

キャンセル

削除

前回の設定

ヘルプ

Y, 目的変数 数値の応答列を指定します。応答の入力は必須です。

X, 説明変数 因子列を指定します。因子の種類や尺度はどんなものであってもかまいません。

「拡張計画」ウィンドウ

「拡張計画」ウィンドウを最初に開いたときには、「因子」アウトライン、「因子の制約を定義」アウトライン、「拡張選択」パネルが表示されます。

図6.10 「Reactor 8 Runs.jmp」の「拡張計画」ウィンドウの初期画面

名前	役割	変更	値
送り速度	連続変数	容易	10 15
触媒	連続変数	容易	1 2
攪拌速度	連続変数	容易	100 120
温度	連続変数	容易	140 180
濃度	連続変数	容易	3 6

☐ 追加する実験を別のブロックに入れる

因子の制約を定義

☒ しない
☐ 線形制約を指定
☐ フィルタで許可しない組み合わせを指定
☐ スクリプトで許可しない組み合わせを指定

拡張選択

反復 中心点の追加 折り重ね 軸点の追加 Space Filling 拡張計画

因子

名前 「拡張計画」起動ウィンドウで [X, 説明変数] ボタンを使って指定した因子がすべて表示されます。ただし、列プロパティで「ランダムブロック」の役割が指定されている因子を除きます。

役割 列プロパティで指定した因子の役割が表示されます。因子の役割がなく、定数である場合は、「定数」と表示されます。それ以外の場合は、因子の尺度が表示されます。

変更 データテーブルの「因子の変更」列プロパティの指定に従って、因子の水準を変更する難しさが、[容易]・[困難]・[非常に困難] のいずれかで示されます。「因子の変更」列プロパティがない因子は、[容易]に設定されます。

メモ: 「因子の変更」列プロパティが [困難] または [非常に困難] に設定されている場合は、それに対応する一次単位因子も、「拡張計画」起動ウィンドウで [X, 説明変数] ボタンを使って含める必要があります。

値 連続尺度の因子の場合は、最小値と最大値が表示されます。カテゴリカル因子の場合は、水準が表示されます。

ヒント: 「カテゴリカル」または「定数」の役割を持つ因子の場合、「名前」列に下向きの矢印アイコンが表示されます。この矢印をクリックして、水準を追加することができます。定数の尺度がカテゴリカルである場合は、複数の水準を追加できます。連続尺度である場合は、水準を1つのみ追加できます。

追加する実験を別のブロックに入れる ブロック因子を計画に追加し、元の実験と追加の実験をそれぞれ別のブロックに入れます。

因子の制約を定義

[Space Filling] または [拡張] オプションで計画を拡張する場合、追加した実験の計画領域に制約を課することができます。

「因子の制約を定義」によって、計画の領域を制限することができます。制約をロードした場合、またはスクリプトの一部に制約を含めた場合を除き、デフォルトでは、制約を [しない] オプションが選択されています。次のいずれかのオプションによって、何らかの制約を指定することができます。

線形制約の指定 このオプションでは、因子の線形結合に対し、線形不等式の制約を指定できます。役割が [連続変数] または [配合] である因子にのみ使用できます。「[線形制約の指定](#)」を参照してください。

メモ: 線形制約を含むスクリプトを計画に保存すると、その線形制約は等しいかまたは小さいを意味する不等式 ($\leq$) で表されます。

フィルタで許可しない組み合わせを指定 このオプションでは、各因子における値を限定することで、制約を定義します。AND と OR の両方の制約が定義できます。「[フィルタで許可しない組み合わせを指定](#)」を参照してください。

スクリプトで許可しない組み合わせを指定 スクリプトエディタボックスに、許可しない組み合わせやその他の制約を JSL のプール式として入力します。「[スクリプトで許可しない組み合わせを指定](#)」を参照してください。

線形制約の指定

連続変数の因子に対して、空間全体に独立して点を分布させるのではなく、線形不等式の制約を課したいことがあるでしょう。そのような場合、線形不等式によって、因子の領域を制限することができます。指定した線形不等式は、計画で許可されている領域を表します。

1つまたは複数の線形不等式の制約を入力するには、[追加] ボタンをクリックします。

追加 すべての連続変数を含んでいる線形不等式が1つ追加されます。不等式の係数を入力し、不等号の向きを選択してください。また、不等式の右側のボックスに右辺値を入力してください。さらに制約を加えるには、[追加] を再びクリックします。

メモ: [球の半径] によって計画領域を球形に制限した場合、[追加] オプションは使用できなくなります。

最後の制約を削除 最後に追加した制約が削除されます。

制約をチェック 制約の一貫性が検証されます。このオプションは、冗長な制約を削除し、実現可能性を確認します。問題がある場合は、警告が表示されます。線形不等式が因子の上限もしくは下限を表している場合には、「因子」アウトラインにおける因子の範囲が更新された旨を示す警告が表示されます。

フィルタで許可しない組み合わせを指定

このオプションは、データフィルタを使って許可しない組み合わせを指定します。データフィルタの詳細については、『JMPの使用法』の「JMPのレポート」章を参照してください。

「フィルタ因子の追加」リストで因子を選択し、**[追加]** をクリックします。次に、スライダを使う（連続変数の場合）か、水準を選択して（カテゴリカルの場合）、許可しない組み合わせを指定します。

「フィルタ因子の追加」にある赤い三角ボタンのメニューは、各種プラットフォームの起動ウィンドウにある「列の選択」パネルのメニューと同じです。「列の選択」メニューについて詳しくは、『JMPの使用法』の「はじめに」章を参照してください。

[追加] をクリックすると、「許可しない組み合わせ」パネルに、選択した因子とコントロールボタンが表示されます。因子は、尺度に応じて次のように表示されます。

連続尺度の因子 因子が連続尺度である場合、許可しない範囲を示す矢印付きのスライダが表示されます。また、スライダの上には、不等式が表示されます。スライダの矢印をドラッグするか、不等式の上限や下限をクリックして希望の数値を入力することで、許可しない範囲を指定してください。スライダにおいて、青色に強調表示されている部分が、許可しない範囲を示しています。

カテゴリカルな因子 因子がカテゴリカルである場合、因子の各水準がボックス形式で表示されます。ただし、水準数が多い場合は、リスト形式で表示されます。ここで許可しない水準を選択してください。複数の水準を選択するには、**Ctrl** キーを押しながらクリックします。強調表示されている項目が、許可しない水準となります。なお、「許可しない組み合わせ」パネルにカテゴリカル因子を追加したときに因子名の後に括弧付きで表示されている数値は、その因子の水準数です。

「許可しない組み合わせ」のオプション

「許可しない組み合わせ」パネルには、次のようなボタンがあります。

クリア 水準に対する許可しない組み合わせに関して、指定されている設定すべてをクリアします。ただし、因子の選択はクリアされません。

やり直し 因子の選択をすべて取り消し、画面を因子のリストに戻します。

AND 「フィルタ因子の追加」リストを開きます。そこで選択された因子がANDグループになります。ANDグループで指定されている水準すべてをもつ組み合わせが、許可されない組み合わせになります。

ANDグループに因子を後から追加するには、グループのアウトラインをクリックし、枠が強調されるのを確認します。そして、**[AND]** ボタンをクリックし、因子を追加します。

1つの因子を削除するには、赤い三角ボタンのメニューにある**[削除]** を選択します。

OR 「フィルタ因子の追加」リストを開きます。そこで選択された因子が、ORを挟んで別のANDグループを形成します。ORを挟んだANDグループの場合、いずれかのANDグループで指定された組み合わせが許可しない組み合わせになります。

因子の赤い三角ボタンのメニュー

1つの因子を複数のORグループに含めることができます。特定のORグループにおける、ある1因子に対する設定を、以下では**因子制約**と呼びます。

削除 選択されている因子制約を「許可しない組み合わせ」パネルから削除します。

選択をクリア 因子制約の選択をすべてクリアします。

選択の逆転 因子制約において、選択されている値の選択を解除し、選択されていない値を選択します。

表示オプション カテゴリカル因子にのみ使用できます。表示形式を変更します。次のようなオプションがあります。

- **［ブロック表示］** は、各水準をブロックとして表示します。
- **［リスト表示］** は、各水準をリストの項目として表示します。
- **［単一カテゴリ表示］** は、各水準を表示します。
- **［チェックボックス表示］** は、各値の隣にチェックボックスを追加します。

検索 カテゴリカル因子にのみ使用できます。因子名の下にテキストボックスを表示し、そこに入力した文字列を因子水準の中から検索します。**Enter** キーを押すか、テキストボックスの外をクリックすると、検索が開始されます。**［検索］** を一度選択すると、赤い三角メニューに次のような検索オプションが追加されます。

- **［検索をクリア］** は、検索処理の結果をクリアし、パネルを元の状態に戻します。
- **［大文字/小文字を区別］** は、入力した文字列の大文字と小文字を区別して検索します。
- **［指定の文字列を含む］** は、入力した文字列を含んだ値を検索します。
- **［指定の文字列を含まない］** は、入力した文字列を含まない値を検索します。
- **［指定の文字列で始まる］** は、入力した文字列で始まる値を検索します。
- **［指定の文字列で終わる］** は、入力した文字列で終わる値を検索します。

スクリプトで許可しない組み合わせを指定

このオプションでは、JSLスクリプトを使って許可しない因子水準の組み合わせを指定します。このオプションは、因子が連続尺度の場合や、連続尺度とカテゴリカル因子が混ざっている場合に役立ちます。

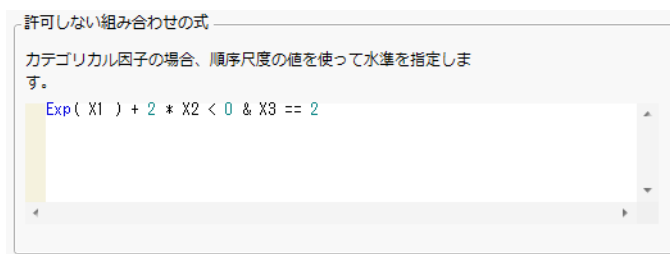
開いたスクリプトウィンドウに、許可しない組み合わせの式を入力してください。その式は、ブール式でなければなりません。真であるブール式で指定された組み合わせが許可されないものとなります。

カテゴリカル因子のための式を作成するときは、水準名の代わりに順序を示す数値を使用してください。たとえば、因子の水準が「高」、「中」、「低」であり、「因子」アウトラインでこの順序で指定した場合には、各水準は1、2、3という数値が関連付けられます。別の例として、「X1」と「X2」という2つの連続尺度の因子があり、「X3」というカテゴリカル因子があるとします。また、カテゴリカル因子の水準は、「L1」、「L2」、「L3」とあるとします。このとき、次式が成り立つものを、許可しない組み合わせに設定するとします。

$$e^{X_1} + 2X_2 < 0 \quad \text{および} \quad X_3 = L2$$

この場合、スクリプトウィンドウに、`(Exp(X1) + 2*X2 < 0) & (X3 == 2)`という式を入力します。

図6.11 スクリプトエディタに式を入力したところ



(図では、構文解析によって不要な括弧が削除されています。)この例のように、式のなかに関数も指定することができます。

拡張選択

「拡張計画」プラットフォームには、拡張の種類が6つあります。

反復 計画を特定の回数だけ反復します。[「計画の反復」](#) (215 ページ) を参照してください。

中心点の追加 中心点を追加します。中心点として追加する実験数を指定してください。中心点とは、連続変数において低水準と高水準の中間点を設定した実験のことです。「実験計画を始めよう」章の[「中心点、反復実験、検定」](#) (59 ページ) を参照してください。

連続尺度ではない因子が計画に混在している場合、連続尺度以外の因子に関してバランスが取れるようには、中心点を配置できない場合があります。この場合、「拡張計画」プラットフォームは、拡張された計画での、D 効率、I 効率、もしくは、交絡効率が最大になるように中心点を配置します。

[「中心点の追加」](#) (217 ページ) を参照してください。

折り重ね 折り重ね計画 (foldover design) を作成します。[「折り重ね計画の作成」](#) (218 ページ) を参照してください。

軸点の追加 計画に軸点と中心点を追加します。このオプションを使用すると、スクリーニング計画から中心複合計画を生成することができます。[「軸点の追加」](#) (219 ページ) を参照してください。

Space Filling 連続変数から成る計画に実験を追加します。追加の実験は、高速柔軟充填法を使って作成されます。「[Space Fillingによる拡張](#)」(220ページ)を参照してください。Space Fillingでは、「追加する実験を別のブロックに入れる」オプションを使用できません。

拡張計画 モデルを使って計画に実験を追加します。計画を拡張するときに使われるモデルは、元のモデルよりも項が多くなるのが普通です。「[拡張計画の例](#)」(200ページ)を参照してください。

「拡張計画」プラットフォームのオプション

ここでは、「拡張計画」の赤い三角ボタンをクリックしたときに表示されるオプションについて説明します。グレーで表示されているオプションは使用できません。

応答の保存 「応答」パネルの情報を、新しいデータテーブルに保存します。この情報は、ほとんどの「実験計画(DOE)」ウィンドウにすばやく読み込むことができます。応答の情報を後で再利用したい場合に便利です。

応答のロード 「応答の保存」で保存された応答をロードします。

因子の保存 「因子」パネルの情報を、新しいデータテーブルに保存します。各因子の列には、その因子の水準が表示されます。その他の情報は、列プロパティとして保存されます。この情報は、ほとんどの「実験計画(DOE)」ウィンドウにすばやく読み込むことができます。

メモ: 空のテーブルにデータを直接入力して因子のテーブルを作成することもできますが、その場合も、すべての列に適切な役割を割り当てる必要があります。役割を割り当てるには、データグリッド内で列名を右クリックし、**[列プロパティ] > [因子の役割]**を選択します。「因子の役割」セクションで、適切な役割を選択します。

因子のロード 「因子の保存」で保存された因子をロードします。

制約の保存 (一部のプラットフォームのみで使用可能)「因子の制約を定義」または「線形制約」アウトラインで定義した因子の制約を、データテーブルの列として保存します。この情報は、ほとんどの「実験計画(DOE)」ウィンドウにすばやく読み込むことができます。

制約テーブルの冒頭の数行には、各因子に対する係数が含まれます。最後の行は、不等式の右辺値を含みます。各制約の列には、「以下」と「以上」のどちらの制約であるかを示す「**制約状態**」という列プロパティが含まれます。付録「列プロパティ」の「[制約状態](#)」(671ページ)を参照してください。

制約のロード (一部のプラットフォームでは使用不可) [制約の保存] オプションを使って保存した制約がロードされます。

乱数シード値の設定 このオプションに設定される値が、乱数を用いる処理のシード値として使われます。次のような処理で乱数が使われます。

- 「応答のシミュレーション」オプションによる応答の乱数シミュレーション
- データテーブル作成時における実験順序のランダム化

– 最適計画を探索するときの初期計画の選択

計画や乱数シミュレーションの応答を再現するには、それを生成するのに用いた乱数シード値を入力します。最適計画の場合は、少なくとも「計画の作成」をクリックする前にシード値を設定してください。乱数シミュレーションの応答や実験順序を制御するには、少なくとも「テーブルの作成」をクリックする前にシード値を設定してください。

メモ: 計画に使われた乱数シード値は、計画データテーブルに保存された「DOE ダイアログ」スクリプトに含まれています。

応答のシミュレート 計画テーブルに、応答値と、シミュレーションの計算式を含む列が追加されます。このオプションは、「テーブルの作成」をクリックする前に選択してください。

「テーブルの作成」をクリックすると、次の処理が実行されます。

- 乱数シミュレーションで生成されたデータ値が応答変数の列に代入されます。
- 応答変数のデータ値を乱数シミュレーションで生成するための計算式を含む列が、新しい列として追加されます。先ほどのデータ値やこの計算式は、計画のウィンドウで指定したモデルに基づいています。
- 「モデル」ウィンドウが表示されます。このウィンドウで、モデルの効果の係数を設定するとともに、「正規」、「二項」、「Poisson」のいずれかの分布を指定できます。
- 「シミュレーション」という名前のスクリプトが、計画のデータテーブルに保存されます。このスクリプトを実行すると、「モデル」ウィンドウが再び開き、シミュレーション値を再度計算したり、応答の分布を変更したりできます。

「モデル」ウィンドウでは、乱数シミュレーションで用いる応答変数の確率分布を選択してください。このウィンドウで「適用」ボタンをクリックすると、「<Y>のシミュレーション」という名前の列が更新されます。ここで、「<Y>」は応答列の名前です。「適用」を再びクリックすると、この「<Y>のシミュレーション」の値が更新されます。

詳細については、「カスタム計画」章の「[応答のシミュレート](#)」(103 ページ)を参照してください。

メモ:  「応答のシミュレート」オプションを使うと、JMP Proのシミュレーションの機能を使ってシミュレーション分析を実行できます。シミュレーションとそれに関連する実験計画(DOE)の例については、『基本的な統計分析』の「シミュレーション」章を参照してください。

X行列の保存 「モーメント行列」および「モデル行列」というスクリプトを、計画のデータテーブルに保存します。スクリプトには、モーメント行列とモデル行列が含まれます。「カスタム計画」章の「[X行列の保存](#)」(105 ページ)を参照してください。

注意: 名義尺度の因子を含む計画の場合、「X行列の保存」オプションによって保存された「モデル行列」スクリプト内の計画行列は、「モデルのあてはめ」で使用される計画行列とは異なります。「モデルのあてはめ」で使用される計画行列を得るには、「モデル」スクリプトを実行した後、「モデルのあてはめ」レポートで、「列の保存」>「コーディングのテーブルを保存」を選択してください。

最適化基準 計画の最適化基準を変更します。デフォルトの「推奨する最適化法」は、「モデル」アウトラインの「RSM」ボタンを使って2次項を追加した場合を除き、全種類の計画においてD-最適化基準です。D-最適計画、I-最適計画、交絡最適計画の詳細については、「カスタム計画」章の「最適化基準」(119ページ)を参照してください。

メモ: 常に使用する最適化基準が決まっている場合は、環境設定で固定しておくことができます。それには、[ファイル] > [環境設定] > [プラットフォーム] > [実験計画(DOE)] を選択します。[最適化基準] を選択し、該当するオプションを選択します。

開始点の数 計画の作成に使用するランダムな開始点の数を指定します。「カスタム計画」章の「開始点の数」(107ページ)を参照してください。

計画の検索時間 計画の検索にかかる時間の上限を秒数として指定します。デフォルトの秒数は、計画の複雑さに応じて求められます。「カスタム計画」章の「計画の検索時間」(108ページ) および「カスタム計画」章の「開始点の数」(107ページ)を参照してください。

アルゴリズムの反復に時間がかかる場合は、「計画を計算中」というウィンドウが開き、進行状況が表示されます。このウィンドウで「キャンセル」をクリックすると、計算が停止し、その時点で見つかった最良の計画が提示されます。変更が「困難」または「非常に困難」に設定されている効果、また推定が「可能な場合のみ」に設定されている効果を含まないD-最適計画の場合は、進行状況ウィンドウにD効率も表示されます。

メモ: [計画の検索時間] は、環境設定として設定することもできます。それには、[ファイル] > [環境設定] > [プラットフォーム] > [実験計画(DOE)] を選択します。そして、[計画の検索時間] チェックボックスをオンにし、最大秒数を入力します。なお、ある状況においては、指定の秒数を超える場合には自動的に検索時間が延長されます。

球の半径 連続尺度の因子を超球面上に限定します。超球面の半径を指定し、[OK] をクリックします。原点から指定した半径だけ離れた位置に計画点が置かれます。このオプションは、[テーブルの作成] をクリックする前に選択してください。

メモ: [球の半径] は、[線形制約を指定] オプションと組み合わせることはできません。また、変更が「困難」な因子が含まれている場合（つまり、分割実験の場合）、このオプションは使えません。

詳細オプション

配合成分の合計 配合成分の合計には、任意の正の値を設定します。このオプションを使用すると、実験を通して配合成分の合計が指定した値になります。

分割実験の分散比 二次誤差の分散に対する一次誤差の分散の比を指定します。この値を設定する前に、分割実験の場合は変更が「困難」な因子、2段分割実験の場合は変更が「非常に困難」な因子を定義する必要があります。その後、分割実験と2段分割実験のどちらを指定したかによって、1つまたは2つの正の数値を分散比として入力します。

事前パラメータ分散 (このオプションは、「モデル」アウトラインが使用できる場合にのみ使用できます。)「推定」列が「可能な場合のみ」に設定されている因子がある場合は、このオプションにより、割り当てる重みを変更できます。[計画の作成] をクリックすると、そこで指定された重みが計算に使われます。各項について正の数を入力してください。ここでの値は、事前分散の逆数の平方根を表します。重みが大きいほど、パラメータの事前分布での分散が小さくなり、「パラメータが0である」という事前情報が多くなります。

[可能な場合のみ] の因子がある場合には、Bayes流のD-最適化基準とI-最適化基準によって計画が作成されます。アルゴリズムが使用する重みのデフォルト値は、[必須] の項に対しては0、[可能な場合のみ] の項を含む交互作用に対しては4、そのほかの[可能な場合のみ] の項に対しては1です。詳細については、付録「技術的詳細」の「[交絡行列](#)」(676ページ) および「カスタム計画」章の「[最適化基準](#)」(119ページ) を参照してください。

D効率の重み 交絡最適化計画における、D効率の相対的な重要度を指定します。このオプションは、推定値の分散の減少と、交絡構造のどちらをどれぐらい重視するかを決めます。0 ~ 1の値を指定してください。値が大きいほど、D効率が重視されます。デフォルト値は0.5です。このオプションは、「最適化基準」に「交絡最適計画の作成」を選択している場合にのみ有効です。

D-最適化基準の定義については、「カスタム計画」章の「[最適化基準](#)」(119ページ) を参照してください。交絡最適化基準の詳細については、「カスタム計画」章の「[交絡最適化基準](#)」(122ページ) を参照してください。

検出力計算のデルタを設定 検出力の計算で用いる、応答平均の差を指定します。「カスタム計画」章の「[検出力計算のデルタを設定](#)」(108ページ) を参照してください。

スクリプトをスクリプトウィンドウに保存 「カスタム計画」で定義した計画のスクリプトを作成し、スクリプトウィンドウに保存します。

実験を拡張するさまざまな例

計画の反復

実験を反復すると、誤差分散が一定であるという仮説を直接チェックできるようになります。また、工程や測定におけるばらつきが大きな場合に、実験を反復することにより、回帰係数の標準誤差を減少させることができます。

この例では、実験回数が8回の計画を反復します。

1. [ヘルプ] > [サンプルデータライブラリ] を選択し、「Design Experiment」フォルダの「Reactor 8 Runs.jmp」を開きます。
2. [実験計画(DOE)] > [拡張計画] を選択します。
3. 「反応率(%)」を選択し、[Y, 応答変数] をクリックします。
4. 「送り速度」、「触媒」、「攪拌速度」、「温度」、「濃度」を選択して、[X, 説明変数] をクリックします。
5. [OK] をクリックします。

図6.12 拡張の種類を選択

▼ 拡張計画

▲ 因子

名前	役割	変更	値	
▲ 送り速度	連続変数	容易	10	15
▲ 触媒	連続変数	容易	1	2
▲ 攪拌速度	連続変数	容易	100	120
▲ 温度	連続変数	容易	140	180
▲ 濃度	連続変数	容易	3	6

☒ 追加する実験を別のブロックに入れる

▷ 因子の制約を定義

拡張選択

6. [追加する実験を別のブロックに入れる] を選択し、計画にブロック変数を追加します。

7. [反復] をクリックして、「2」と入力し、[OK] をクリックします。

メモ: [反復] をクリックすると、各実験の実行回数を尋ねるダイアログが表示されます。「2」を入力すると、各実験を2回ずつ、つまり、元の計画全体を1回反復することになります。

図6.13 反復で拡張した、化学反応データの計画

▲ 要因計画

実験	送り速度	触媒	攪拌速度	温度	濃度	ブロック
1	15	2	100	180	3	1
2	15	1	120	140	6	1
3	15	1	100	140	3	1
4	10	1	120	180	3	1
5	10	1	100	180	6	1
6	10	2	120	140	3	1
7	10	2	100	140	6	1
8	15	2	120	180	6	1
9	15	2	100	180	3	2
10	15	1	120	140	6	2
11	15	1	100	140	3	2
12	10	1	120	180	3	2
13	10	1	100	180	6	2
14	10	2	120	140	3	2
15	10	2	100	140	6	2
16	15	2	120	180	6	2

元の8回の実験はブロック1に、反復実験はブロック2に入ります。

メモ: 「拡張計画」プラットフォームから、拡張した計画全体を評価することができます。計画の評価については、[第15章「計画の評価」](#)を参照してください。

8. [テーブルの作成] をクリックします。

図6.14 反復した計画

計画	拡張計画	送り速度	触媒	攪拌速度	温度	濃度	ブロック	反応率(%)
モデル		1	15	2	100	180	3 1	93
計画の評価		2	15	1	120	140	6 1	55
元のデータテーブル		3	15	1	100	140	3 1	53
DOEダイアログ		4	10	1	120	180	3 1	66
		5	10	1	100	180	6 1	44
		6	10	2	120	140	3 1	54
		7	10	2	100	140	6 1	70
列(7/0)		8	15	2	120	180	6 1	82
送り速度 *		9	15	2	100	180	3 2	•
触媒 *		10	15	1	120	140	6 2	•
攪拌速度 *		11	15	1	100	140	3 2	•
温度 *		12	10	1	120	180	3 2	•
濃度 *		13	10	1	100	180	6 2	•
ブロック *		14	10	2	120	140	3 2	•
反応率(%) *		15	10	2	100	140	6 2	•
		16	15	2	120	180	6 2	•

作成されたテーブルでは、元の計画と結果が、ブロック1として表示されます。拡張実験は、ブロック2として表示されます。拡張実験を行った後、その実験結果を「反応率(%)」の列に入力してください。

中心点の追加

中心点を追加すると、曲面性のチェックや、因子領域の中心における予測誤差の減少に役立ちます。また、中心点を追加することにより、純粋誤差が計算でき、あてはまりの悪さ (LOF: Lack Of Fit) の検定が行えるようになります。

この例では、実験回数8回の計画に2つの中心点を追加します。

1. [ヘルプ] > [サンプルデータライブラリ] を選択し、「Design Experiment」フォルダの「Reactor 8 Runs.jmp」を開きます。
2. [実験計画(DOE)] > [拡張計画] を選択します。
3. 「反応率(%)」を選択し、[Y, 応答変数] をクリックします。
4. 「送り速度」、「触媒」、「攪拌速度」、「温度」、「濃度」を選択して、[X, 説明変数] をクリックします。
5. [OK] をクリックします。
6. [追加する実験を別のブロックに入れる] を選択し、計画にブロック変数を追加します。
7. [中心点の追加] をクリックして、「2」と入力し、[OK] をクリックします。
8. [テーブルの作成] をクリックします。

図6.15 2つの中心点を追加した計画

	送り速度	触媒	攪拌速度	温度	濃度	ブロック	反応率(%)
1	15	2	100	180	3	1	93
2	15	1	120	140	6	1	55
3	15	1	100	140	3	1	53
4	10	1	120	180	3	1	66
5	10	1	100	180	6	1	44
6	10	2	120	140	3	1	54
7	10	2	100	140	6	1	70
8	15	2	120	180	6	1	82
9	12.5	1.5	110	160	4.5	2	•
10	12.5	1.5	110	160	4.5	2	•

中心点を追加してデータを収集した後、モデルの曲線性に対する検定を行うことができます。

折り重ね計画の作成

折り重ね (fold over) を行うと、主効果と2因子間交互作用とのあいだにある交絡をなくせます。完全に、またはほぼ飽和した一部実施要因計画やPlackett-Burman計画に対して追加実験をするときに特に役立ちます。

この例では、実験回数8回の計画をもとに、折り重ね計画を作成します。

1. [ヘルプ] > [サンプルデータライブラリ] を選択し、「Design Experiment」フォルダの「Reactor 8 Runs.jmp」を開きます。
2. [実験計画(DOE)] > [拡張計画] を選択します。
3. 「反応率(%)」を選択し、[Y, 応答変数] をクリックします。
4. 「送り速度」、「触媒」、「攪拌速度」、「温度」、「濃度」を選択して、[X, 説明変数] をクリックします。
5. [OK] をクリックします。
6. [追加する実験を別のブロックに入れる] を選択し、計画にブロック変数を追加します。
7. [折り重ね] をクリックして、[OK] をクリックします。

表示されるダイアログボックスで折り重ねる因子を選択しなかった場合は、すべての因子を含めて折り重ねが行われます。一部の因子だけで折り重ねを行った場合、その他の因子は元の実験の反復となります。

図6.16 すべての因子で折り重ねた計画

要因計画						
実験	送り速度	触媒	攪拌速度	温度	濃度	ブロック
1	15	2	100	180	3	1
2	15	1	120	140	6	1
3	15	1	100	140	3	1
4	10	1	120	180	3	1
5	10	1	100	180	6	1
6	10	2	120	140	3	1
7	10	2	100	140	6	1
8	15	2	120	180	6	1
9	10	1	120	140	6	2
10	10	2	100	180	3	2
11	10	2	120	180	6	2
12	15	2	100	140	6	2
13	15	2	120	140	3	2
14	15	1	100	180	6	2
15	15	1	120	180	3	2
16	10	1	100	140	3	2

8. [テーブルの作成] をクリックします。

ブロック2の各実験は、ブロック1の実験の因子を低水準から高水準へ、または高水準から低水準へ変更したものです。

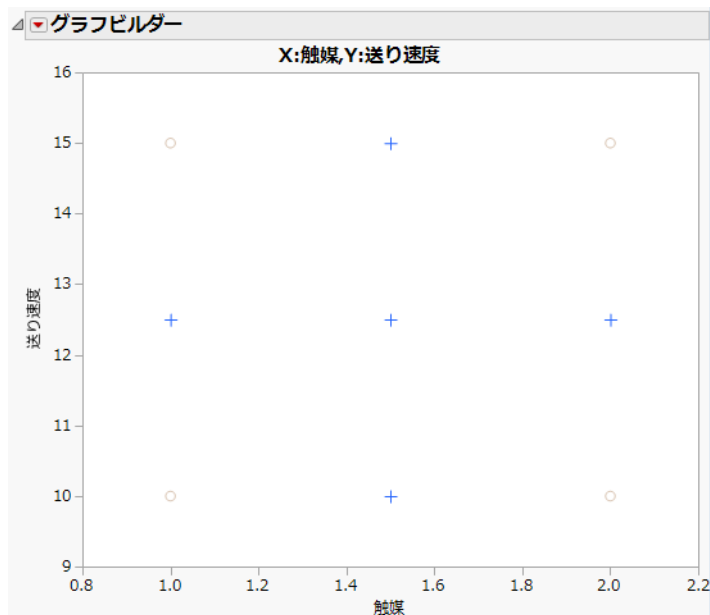
軸点の追加

軸点と中心点を追加すると、スクリーニング計画から応答曲面計画を作成できます。その結果、応答曲面モデルをデータにあてはめて、応答に対する因子の設定を最適化することができます。

この例では、実験回数8回のスクリーニング計画に、軸点と中心点を追加します。

1. [ヘルプ] > [サンプルデータライブラリ] を選択し、「Design Experiment」フォルダの「Reactor 8 Runs.jmp」を開きます。
2. [実験計画(DOE)] > [拡張計画] を選択します。
3. 「反応率(%)」を選択し、[Y, 応答変数] をクリックします。
4. 「送り速度」、「触媒」、「攪拌速度」、「温度」、「濃度」を選択して、[X, 説明変数] をクリックします。
5. [OK] をクリックします。
6. [追加する実験を別のブロックに入れる] を選択し、計画にブロック変数を追加します。
7. [軸点の追加] をクリックし、軸点の値に「1」を、中心点の数に「2」を入力し、[OK] をクリックします。
8. [テーブルの作成] をクリックします。
9. 「拡張計画」データテーブルで、[行] > [列の値による色/マーカー分け] を選択します。
10. 「ブロック」を選択して、「マーカー」のメニューから [標準] を選択し、[OK] をクリックします。
11. [グラフ] > [グラフビルダー] を選択します。
12. 「送り速度」を「Y」に、「触媒」を「X」にドラッグしてから、平滑線のアイコンをクリックして平滑線を削除します。

図6.17 拡張計画の2因子をグラフ表示



グラフ上の「+」の点は、追加された軸点と中心点に対応しています。軸点は、計画空間の表面に位置しています。軸点の値を増減させると、軸点の位置が計画空間の外側か内側に移動します。

Space Filling による拡張

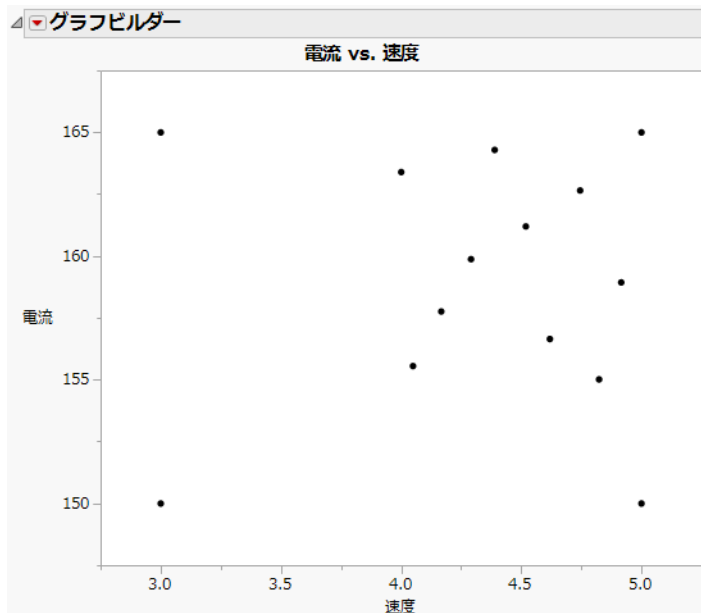
[Space Filling] (空間充填) による拡張では、連続変数の因子から成る計画に点を追加できます。アルゴリズムの詳細については、「[統計的詳細](#)」(221 ページ) を参照してください。[Space Filling] では、計画領域に制約を課すこともできます。線形制約、または許可しない組み合わせのいずれかを指定できます。

この例では、2つの因子の制約を追加して計画を拡張し、この制約下で応答の「深さ」が最大となる領域を計画空間内で調べます。

1. [ヘルプ] > [サンプルデータライブラリ] を選択し、「Design Experiment」フォルダの「DOE Example 1.jmp」を開きます。
2. [実験計画(DOE)] > [拡張計画] を選択します。
3. 「深さ」を選択し、[Y, 応答変数] をクリックします。
4. 「速度」、「電流」を選択して [X, 説明変数] をクリックし、[OK] をクリックします。
5. 「因子の制約を定義」アウトラインを開きます。
6. [線形制約を指定] を選択し、[追加] をクリックします。
7. 「速度」に「1」と入力し、不等式のメニューから $\geq$ を選択して、下限に「4」と入力します。
8. [追加] をクリックします。

9. 「電流」に「1」と入力し、不等式のメニューから $\geq$ を選択して、下限に「155」と入力します。
10. [Space Filling] をクリックします。
11. 「10」と入力し、[OK] をクリックします。
12. [テーブルの作成] をクリックします。
13. 「拡張計画」データテーブルで、[グラフ] > [グラフビルダー] を選択します。
14. 「速度」をXのドロップゾーンに、「電流」をYのドロップゾーンにドラッグします。

図6.18 Space Fillingによる拡張実験



拡張実験は、計画空間の右上のほうを満たしています。これは、最初の計画の結果を基準としたときに、最大の「深さ」を持つ領域となります。

統計的詳細

この節では、拡張計画における Space Filling（空間充填）のアルゴリズムについて詳しく説明します。

拡張計画における Space Filling のアルゴリズムでは、まず、計画領域内に多数の乱数の点を生成します。次に、この多数の点を、高速 Ward 法によるクラスター分析によって、追加する実験回数を個数としたクラスターにまとめます。

最後に、計画全体（既存の実験と追加の実験とを合わせたもの）における MaxPro（maximum projection; **最大投影**）が最適になるような計画点を求めます。因子数を p 、既存の実験と追加の実験を合わせた実験回数を n とした場合、MaxPro 基準によるアルゴリズムでは、次の基準を最小にする点を、各クラスターから 1 つ取り出します。

$$C_{MaxPro} = \sum_i^{n-1} \sum_{j=i+1}^n \left[\frac{1}{\prod_{k=1}^p (x_{ik} - x_{jk})^2} \right]$$

MaxPro 基準では、すべての因子を考慮して、点間の距離の積を最大にしようとしています。この基準を最適化すると、因子の射影に関して、空間充填の良い性質をもつようになります。Joseph et al. (2015) を参照してください。

第7章

決定的スクリーニング計画

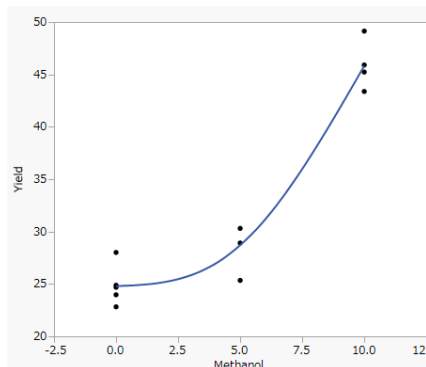
スクリーニングしたい因子が連続尺度や2水準の名義尺度である場合には、決定的スクリーニング計画が利用できます。決定的スクリーニング計画は、2因子間交互作用が存在していると考えられる状況や、連続尺度の因子がもつ効果が曲線的であると考えられる状況において、特に有用です。

決定的スクリーニング計画は規模が小さいのが特徴です。因子が6個以上ある場合、実験回数は因子数のほぼ倍で済みます。それでも、多くの場合、複数の因子のうちどれが応答に影響するかを特定できます。また、決定的スクリーニング計画は、強い非線形効果をもつ因子を検出し、特定します。

決定的スクリーニング計画が標準のスクリーニング計画よりも優れているのは、次のような点です。

- 連続尺度の因子を3水準に設定して実験し、非線形効果をもつ因子を特定します。標準のスクリーニング計画では、連続尺度の因子は2水準です。標準のスクリーニング計画でも中心点を追加できますが、それらの追加された中心点は、いずれかの因子に曲線性があることしか確認できません。中心点を追加した標準のスクリーニング計画では、2乗効果をもつ因子がどれであることを特定することはできません。
- 決定的スクリーニング計画では、すべての2次までの効果間において完全交絡がありません。また、連続尺度の主効果は、互いに直交しており、かつ、2因子間交互作用や2乗効果とも直交しています。また、2因子間交互作用同士は完全交絡していません。一方、実験回数が同程度である標準的なスクリーニング計画の多くでは、完全交絡があります。
- 標準的なスクリーニング計画だけでは曖昧さが残るために追加実験が必要な場合があります。決定的スクリーニング計画では追加実験を省くことができ、費用が節約できます。

図7.1 曲線性を示す応答と因子のプロット



決定的スクリーニング計画の概要

応答に大きく影響すると考えられる因子を特定するには、スクリーニング計画を使用します。スクリーニング計画を使えば、小規模な実験で多数の因子を調べることができます。

標準的なスクリーニング計画の多くは、主効果の推定に重点を置きます。決定的スクリーニング計画には、標準的なスクリーニング計画と比べて利点があります。効果の交絡を回避し、応答に非線形の効果を及ぼす因子を特定します。決定的スクリーニング計画の利点と構成については、[Jones and Nachtsheim \(2011\)](#) を参照してください。

連続尺度の因子だけを含む計画について、決定的スクリーニング計画と標準的なスクリーニング計画の違いを以下に示します。

メモ: なお、標準的なスクリーニング計画でも、中心点を追加すれば、2乗効果を推定できます。

- 主効果が2因子間交互作用と直交している
 - 決定的スクリーニング計画：常に
 - 標準的なスクリーニング計画：レゾリューションIV以上の場合のみ
- 2因子間交互作用が互いに完全交絡していない
 - 決定的スクリーニング計画：常に
 - 標準的なスクリーニング計画：レゾリューションV以上の場合のみ
- 主効果と2乗効果だけを含むモデルで、すべての2乗効果が推定可能である
 - 決定的スクリーニング計画：常に
 - 標準的なスクリーニング計画：可能ではない

これらの性質については、節の後半で詳しく説明します。

標準的なスクリーニング計画

一部実施要因計画や Plackett-Burman 計画などの標準的なスクリーニング計画は、比較的少ないリソースで数多くの因子を調べようとします。ただし、標準的なスクリーニング計画には望ましくない特徴もあります。

- 主効果と2因子間交互作用が（完全に、または、部分的に）交絡する場合があります。たとえば、Plackett-Burman 計画では、主効果は、一部の2因子間交互作用とのあいだに相関があります。1つまたは複数の2因子間交互作用の効果が大きかったら、曖昧さを解決するために追加の実験が必要になります。
- 2因子間交互作用が互いに（完全に）交絡する場合もあります。そのため、もし、いくつかの2因子間交互作用の効果が大きかったら、曖昧さを解決するために追加の実験が必要になります。
- 連続尺度の因子は、通常、2水準（低、高）のみに設定されます。しかし、エンジニアや科学者は3水準（低、中、高）の設定を好む傾向があります。一般の物理現象は非線形な関係が一般的であり、非線形性を検出するのに2水準では不十分なためです。従来のスクリーニング計画に中心点を追加して非線形性を検出することができますが、そのような計画は重要な因子を特定することができません。

決定的スクリーニング計画

決定的スクリーニング計画では、次のことができます。

- モデルの曖昧さを回避し、重要な因子をすばやく効率的に特定します。
- 2次までの項が交絡するのを回避しながら、非線形効果をもつ因子を特定します。そのため、従来のスクリーニング計画に中心点を追加したときのように非線形性が検出できるだけでなく、2乗の効果をもつ因子を**特定**することができます。

決定的スクリーニング計画には、次の利点があります。

- 決定的スクリーニング計画は、少ない実験数ですみます。因子が6個以上ある場合、実験回数は因子数のほぼ倍で済みます。実験回数の詳細については、「[カンファレンス行列と実験回数](#)」(253ページ)を参照してください。
- 主効果は2因子間交互作用に対して直交しています。そのため、2因子間交互作用がたとえ存在していたとしても、そして、それらをモデルに含めても含めなくても、1次の主効果における推定値はそれらの影響を受けません。一方、レゾリューションIIIのスクリーニング計画では、一部の主効果は交互作用と完全に交絡します。また、Plackett-Burman計画は、重要な2因子間交互作用がある場合、主効果の推定値にバイアスがかかります。
- 一部の2因子間交互作用どうしは部分的に交絡していますが（つまり、一部の2因子間交互作用の間には相関は存在しますが）、完全に交絡する2因子間交互作用はありません。一方、レゾリューションIVのスクリーニング計画では、一部の2因子間交互作用は完全に交絡します。
- 主効果と2乗効果だけを含むモデルにおいて、すべての2乗効果が推定可能です。そのため、非線形性をもつ因子を特定できます。一方、中心点を追加した従来のスクリーニング計画では、主効果と2乗効果だけを含むモデルにおいて、すべての2乗効果を推定することは**できません**。
- すべての2乗の効果は、すべての1次の主効果と直交します。また、いずれの2乗の効果も、2因子間交互作用とは完全には交絡しません。ただし、相関が見られる場合はあります。
- 6～30個の因子がある場合、そこから抜き出した任意の3個以下の因子で構成された完全2次モデルのパラメータを精度よく推定できます。
- 18個以上の因子がある場合、そこから抜き出した任意の4個の因子で構成された完全2次モデルをあてはめることができます。25個以上の因子がある場合、そこから抜き出した任意の5個の因子で構成された完全2次モデルをあてはめることができます。

「決定的スクリーニング計画」プラットフォーム

「決定的スクリーニング計画」プラットフォームでは、連続尺度や2水準名義尺度の因子から構成された決定的スクリーニング計画を作成できます。また、ブロック因子を含む計画も作成できます。決定的スクリーニング計画の枠組みでは、応答に影響してる効果（有効な効果; active effect）が多数ある場合、それらの効果に対する検出力を上げるために、（中心点以外の）実験を追加することもできます。

効果間の相関の絶対値を見るには、「スクリーニング計画」ウィンドウの「計画の評価」アウトラインにある「相関のカラーマップ」を使用します。相関のカラーマップを比較することで、決定的スクリーニング計画の交絡構造と他の計画の交絡構造を比較することができます。詳細については、「計画の評価」章の「[相関のカラーマップ](#)」(429ページ)を参照してください。

詳細については、「[決定的スクリーニング計画の構造](#)」(252 ページ) を参照してください。ブロック因子を含む決定的スクリーニング計画については、「[決定的スクリーニング計画のブロック](#)」(243 ページ) を参照してください。決定的スクリーニング計画を使って取得したデータの分析方法については、「[実験データの分析](#)」(254 ページ) を参照してください。

「決定的スクリーニングのあてはめ」プラットフォーム

決定的スクリーニング計画 (Definitive Screening Design; DSD) で実験を行った後は、「決定的スクリーニングのあてはめ」プラットフォームで実験結果を分析してください。決定的スクリーニング計画で取得したデータに標準的なモデル選択法を適用すると、応答に影響している効果 (有効な効果) を見落としてしまう恐れがあります。「決定的スクリーニングのあてはめ」プラットフォームでは、「[決定的スクリーニング計画の効果的モデル選択](#)」(Effective Model Selection for DSDs) によって、有効な主効果と2次効果を特定します。この分析手法は、決定的スクリーニング計画に特有の構造を活かして分析を行います。[第8章「決定的スクリーニングのあてはめ」プラットフォーム](#)」を参照してください。

JMP で決定的スクリーニング計画を作成すると、計画のデータテーブルに「決定的スクリーニングのあてはめ」というスクリプトが生成されます。このスクリプトは、前述の「決定的スクリーニング計画の効果的モデル選択」に基づき、自動的に分析を実行します。

決定的スクリーニング計画の例

この節では、次の例を挙げています。

- 「[決定的スクリーニング計画](#)」(226 ページ)
- 「[一部実施要因計画との比較](#)」(229 ページ)
- 「[ブロック因子を含む決定的スクリーニング計画](#)」(231 ページ)
- 「[決定的スクリーニング計画と Plackett-Burman 計画の比較](#)」(235 ページ)

決定的スクリーニング計画

6 個の因子の中から、抽出工程の収率に影響を与える因子を特定する必要があります。

計画の作成

因子とその設定は、「Extraction Factors.jmp」サンプルデータにまとめられています。決定的スクリーニング計画を作成して、調べてみましょう。

1. [実験計画(DOE)] > [決定的スクリーニング] > [決定的スクリーニング計画] を選択します。
2. 「応答名」の欄の「Y」をダブルクリックし、「収率」と入力します。
3. 赤い三角ボタンをクリックし、メニューから[因子のロード]を選択します。
4. 「Design Experiment」フォルダにある「Extraction Factors.jmp」サンプルデータテーブルを開きます。
「因子」アウトラインに、因子名と範囲が入力されます。

図7.2 抽出計画の応答と因子

応答

応答の追加

削除

応答数...

応答名	目標	下側限界	上側限界	重要度
収率	最大化	.	.	.
オプションの項目				

因子

連続変数

カテゴリカル

削除

N個の因子を追加

1

名前	役割	値	
メタノール	連続変数	0	10
エタノール	連続変数	0	10
プロパノール	連続変数	0	10
ブタノール	連続変数	0	10
pH	連続変数	6	9
時間	連続変数	1	2

因子の指定

それぞれのボタンをクリックして連続量因子またはカテゴリカル因子を追加。変更するには、因子名または因子水準をダブルクリック。

続行

5. [続行] をクリックします。

「計画のオプション」アウトラインが開きます。ここで、ブロック構造を指定できます。この例では、ブロック因子が不要なので、デフォルトの「ブロック因子なし」をそのまま使います。

実験を追加するオプションを選択して、2次効果の検出力を大幅に向上させることもできます。「追加の実験回数」には、最低でも4回を指定することを強くお勧めします（デフォルトで4回に設定されています）。

6. [計画の作成] をクリックします。

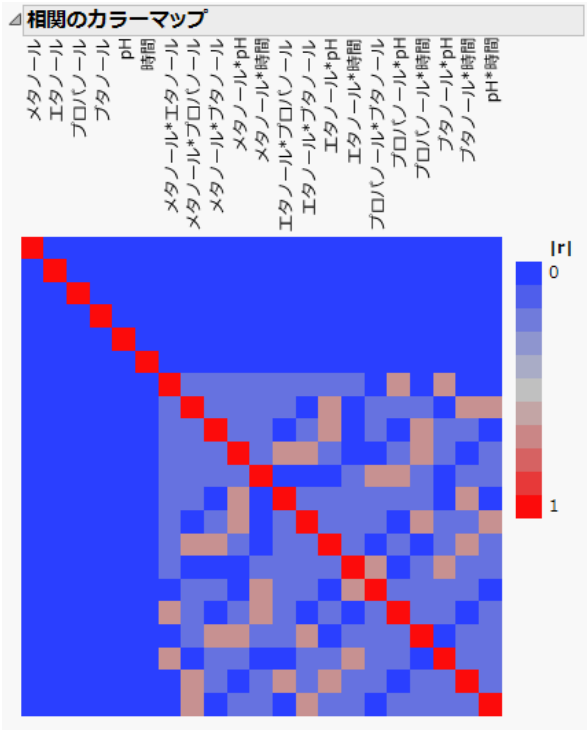
「決定的スクリーニング計画」ウィンドウが更新されて、「計画」アウトラインと「計画の評価」アウトラインが表示されます。

図7.3 「計画」 アウトライン

計画							
実験	メタノール	エタノール	プロパノール	ブタノール	pH	時間	
1	5	10	10	10	9	2	
2	5	0	0	0	6	1	
3	10	5	10	10	6	2	
4	0	5	0	0	9	1	
5	10	0	5	10	9	1	
6	0	10	5	0	6	2	
7	10	0	0	5	9	2	
8	0	10	10	5	6	1	
9	10	10	0	0	7.5	2	
10	0	0	10	10	7.5	1	
11	10	0	10	0	6	1.5	
12	0	10	0	10	9	1.5	
13	10	10	0	10	6	1	
14	0	0	10	0	9	2	
15	10	10	10	0	9	1	
16	0	0	0	10	6	2	
17	5	5	5	5	7.5	1.5	

7. 「計画の評価」 > 「**相関のカラーマップ**」 アウトラインを開きます。
- 「相関のカラーマップ」は、すべての主効果と2因子間交互作用の相関の絶対値を色の濃さで表したものです。

図7.4 抽出計画の相関のカラーマップ



次の点を確認してください。

- 濃い青のセルは、主効果間の相関、および、主効果と2因子間交互作用との相関がゼロであることを表しています。
- 薄い青とグレーのセルは、2因子間交互作用の間の相関が小さいことを表しています。
- 赤のセルは、相関の絶対値が1であることを表しています。これらはすべて対角線上（効果のそれ自身との相関）にあります。

「出力オプション」パネルで、「実験の順序」に「ランダム化」が選択されています。

8. [テーブルの作成] をクリックすると、図7.5のような計画テーブルが表示されます。

メモ: 作成された計画テーブル中の実験の順序は、図7.5と異なる可能性があります。

図7.5 抽出工程の決定的スクリーニング計画

▼ 決定的スクリーニング計画		▼	メタノール	エタノール	プロパノール	ブタノール	pH	時間	収率	
計画	決定的スクリーニング計画	▼								
▶ 決定的スクリーニングのあてはめ			1	5	0	0	0	6	1	•
▶ 計画の評価			2	0	0	10	0	9	2	•
▶ DOEダイアログ			3	5	10	10	10	9	2	•
			4	0	5	0	0	9	1	•
			5	10	0	10	0	6	1.5	•
▼ 列(7/0)			6	10	10	10	0	9	1	•
▲ メタノール *			7	10	5	10	10	6	2	•
▲ エタノール *			8	0	10	0	10	9	1.5	•
▲ プロパノール *			9	0	10	5	0	6	2	•
▲ ブタノール *			10	5	5	5	5	7.5	1.5	•
▲ pH *			11	10	10	0	10	6	1	•
▲ 時間 *			12	10	10	0	0	7.5	2	•
▲ 収率 *			13	10	0	5	10	9	1	•
▼ 行			14	0	10	10	5	6	1	•
すべての行	17		15	10	0	0	5	9	2	•
選択されている行	0		16	0	0	0	10	6	2	•
除外されている行	0		17	0	0	10	10	7.5	1	•

一部実施要因計画との比較

決定的スクリーニング計画（「決定的スクリーニング計画」（226ページ））ではなく、従来のスクリーニング計画を選択した場合を検討してみましょう。この例では、2つの計画を交絡の観点から比較します。

1. [実験計画(DOE)] > [古典的な計画] > [スクリーニング計画] を選択します。
2. 「応答名」の欄の「Y」をダブルクリックして、「収率」とタイプします。
3. 「決定的スクリーニング計画」の横の赤い三角ボタンから [因子のロード] を選択します。
4. 「Design Experiment」フォルダにある「Extraction Factors.jmp」サンプルデータテーブルを開きます。
「因子」アウトラインに、因子名と範囲が入力されます。
5. [続行] をクリックします。
6. [一部実施要因計画の一覧から選択] を選択します。

7. [続行] をクリックします。
- 「計画のリスト」に、計画候補が表示されます。

図 7.6 6つの連続変数に対するスクリーニング計画の一覧

計画のリスト			
リスト内の行をクリックして計画を選択してください。			
実験ブロック	数	サイズ	計画の種類
			レゾリューション - 推定できるもの
	8		一部実施要因計画 3 - 主効果のみ
	8	4	一部実施要因計画 3 - 主効果のみ
	12		Plackett-Burman計画 3 - 主効果のみ
	16		一部実施要因計画 4 - 一部の2因子交互作用
	16	8	一部実施要因計画 4 - 一部の2因子交互作用
	16	4	一部実施要因計画 4 - 一部の2因子交互作用
	16	2	一部実施要因計画 4 - 一部の2因子交互作用
	32		一部実施要因計画 5+ - すべての2因子交互作用
	32	16	一部実施要因計画 5+ - すべての2因子交互作用
	32	8	一部実施要因計画 4 - 一部の2因子交互作用
	32	4	一部実施要因計画 4 - 一部の2因子交互作用
	32	2	一部実施要因計画 4 - 一部の2因子交互作用
	64		完全実施要因計画 > 6 - 最大
	64	32	完全実施要因計画 5+ - すべての2因子交互作用
	64	16	完全実施要因計画 5+ - すべての2因子交互作用
	64	8	完全実施要因計画 5+ - すべての2因子交互作用
	64	4	完全実施要因計画 4 - 一部の2因子交互作用
	64	2	完全実施要因計画 4 - 一部の2因子交互作用

8. 図 7.6 のように、実験回数 16、ブロック因子なしの一部実施要因計画を選択します。
9. [続行] をクリックします。
10. 「計画の表示と変更」 > 「効果の交絡関係」 アウトラインを開きます。

図 7.7 一部実施要因計画の「効果の交絡関係」

効果の交絡関係	
効果	交絡関係
メタノール*エタノール	= pH*時間
メタノール*プロパノール	= ブタノール*時間
メタノール*ブタノール	= プロパノール*時間
メタノール*pH	= エタノール*時間
メタノール*時間	= エタノール*pH = プロパノール*ブタノール
エタノール*プロパノール	= ブタノール*pH
エタノール*ブタノール	= プロパノール*pH

実験数 16 の一部実施要因計画の「効果の交絡関係」アウトラインは、すべての 2 因子間交互作用が、少なくとも 1 つの別の 2 因子間交互作用と交絡していることを示しています。この一部実施要因計画では、「メタノール***pH**」が、「エタノール***時間**」と完全交絡しています。このため、ある 2 因子間交互作用の影響を確認するには、実験を追加する必要があります。なお、「エタノール***時間**」の交互作用は、因子を別の順序で指定すると、今回の例とは別の 2 因子間交互作用と交絡するようになります。

「決定的スクリーニング計画」(226 ページ) では、実験数 17 の決定的スクリーニング計画を作成しました。この決定的スクリーニング計画の「相関のカラースマップ」(図 7.4) を見ると、2 因子間交互作用が他の 2 因子間交互作用と完全には交絡していません。一方、一部実施要因計画では、2 因子間交互作用の完全交絡が 7 つあります。いくつかの 2 因子間交互作用の効果が存在すると考えられる場面では、決定的スクリーニング計画を使用したほうがよいでしょう。

「計画の比較」プラットフォーム ([実験計画 (DOE)] > [計画の診断] > [計画の比較]) を使って、2 つの計画をもっと詳しく比較することもできます。第 16 章「計画の比較」を参照してください。

ブロック因子を含む決定的スクリーニング計画

ここでは、原材料に制約があり、先ほどの抽出実験を、2 つのロットの材料を用いて行う必要があるとします。ロットのばらつきを考慮するため、ブロック因子を含めた決定的スクリーニング計画を作成します。

計画の作成

抽出因子とその設定は、「Extraction Factors.jmp」サンプルデータにまとめられています。ブロック因子を含む決定的スクリーニング計画は、次のように作成します。

1. 「実験計画(DOE)」 > 「決定的スクリーニング」 > 「決定的スクリーニング計画」を選択します。
2. 「応答名」の欄の「Y」をダブルクリックして、「収率」とタイプします。
3. 赤い三角ボタンをクリックし、メニューから「因子のロード」を選択します。
4. 「Design Experiment」フォルダにある「Extraction Factors.jmp」サンプルデータテーブルを開きます。
「因子」アウトラインに、因子名と範囲が入力されます。
5. 「続行」をクリックします。
「計画のオプション」アウトラインが開きます。ここで、ブロック構造を指定できます。
6. 「ブロック因子を追加 (2 乗項を推定するための中心点も追加)」を選択します。
「ブロック因子の数」は「2」のままにします。

ここで新しく作成している計画では、後で「Extraction2 Data.jmp」サンプルデータテーブルを使用する予定ですが、このサンプルデータテーブルは実験を追加せずに作成したものです。通常は、実験を 4 回追加することを強く推奨しますが、この例では実験を追加しません。

7. 「追加の実験回数」で「0」を選択します。
8. 「計画の作成」をクリックします。

「決定的スクリーニング計画」ウィンドウが更新されて、「計画」アウトラインと「計画の評価」アウトラインが表示されます。

「因子」アウトラインと「計画」アウトラインに「ブロック」が追加されていることを確認してください。

9. 「因子」アウトラインで「ブロック」をダブルクリックし、「ロット」とタイプします。

「出力オプション」パネルで、「実験の順序」に「ブロック内でランダム化」が選択されていることを確認してください。

10. [テーブルの作成] をクリックします。

メモ: 作成された計画テーブル中の実験の順序は、図7.8と異なる可能性があります。

図7.8 ブロック因子を含めた決定的スクリーニング計画

決定的スクリーニング計画	ロット	メタノール	エタノール	プロパノール	ブタノール	pH	時間	収率
1	1	0	0	0	10	7.5	2	•
2	1	5	0	0	0	6	1	•
3	1	0	10	5	10	6	1	•
4	1	10	10	10	0	7.5	1	•
5	1	5	10	10	10	9	2	•
6	1	10	0	5	0	9	2	•
7	1	5	5	5	5	7.5	1.5	•
8	2	0	0	10	5	9	1	•
9	2	10	5	0	10	9	1	•
10	2	10	0	10	10	6	1.5	•
11	2	10	10	0	5	6	2	•
12	2	0	10	0	0	9	1.5	•
13	2	5	5	5	5	7.5	1.5	•
14	2	0	5	10	0	6	2	•

実験1がロット1の中心点、実験14がロット2の中心点になっています。

実験データの分析

これで、実験を実施し、計画テーブル (図7.8) の「収率」列にデータを記録することができます。「Extraction2 Data.jmp」サンプルデータに、この実験の結果が含まれています。「Extraction2 Data.jmp」サンプルデータテーブルの実験の順序は、図7.8とは異なります。

JMPの「ステップワイズ」プラットフォームの「すべてのモデル」オプションを使えば、すべての2次効果を探索することができます。また、変数増加法によるステップワイズ回帰を使用するという方法もあります。ただし、これらの標準的な手法では、応答に影響している効果 (有効な効果) を見落とすことがあります。そのため、「決定的スクリーニングのあてはめ」プラットフォームを使用することにします。

1. [ヘルプ] > [サンプルデータライブラリ] を選択し、「Design Experiment」フォルダの「Extraction2 Data.jmp」を開きます。
2. 計画テーブルの「テーブル」パネルで、「決定的スクリーニングのあてはめ」スクリプトの横の緑の三角ボタンをクリックします。

図7.9 「決定的スクリーニングのあてはめ」レポート

▼ 決定的スクリーニングのあてはめ 収率

▲ ステージ1 - 主効果の推定値

項	推定値	標準誤差	t値	p値(Prob> t)
メタノール	9.831	0.4106	23.941	0.0002*
エタノール	2.865	0.4106	6.9769	0.0060*
時間	4.476	0.4106	10.9	0.0017*
統計量	値			
RMSE	1.2986			
自由度	3			

▲ ステージ2 - 偶数次効果の推定値

項	推定値	標準誤差	t値	p値(Prob> t)
切片	29.749	0.6758	44.017	0.0005*
ロット[1]	12.335	0.736	16.759	0.0035*
エタノール*時間	6.9911	0.8436	8.2869	0.0143*
メタノール*メタノール	-0.686	1.6491	-0.416	0.7179
エタノール*エタノール	4.6532	0.9939	4.6817	0.0427*
時間*時間	4.0582	0.9939	4.083	0.0551
統計量	値			
RMSE	1.0409			
自由度	2			

▲ 組み合わせたモデルのパラメータ推定値

項	推定値	標準誤差	t値	p値(Prob> t)
切片	29.749	0.7805	38.113	<.0001*
ロット[1]	12.335	0.85	14.511	<.0001*
メタノール	9.831	0.3802	25.861	<.0001*
エタノール	2.865	0.3802	7.5365	0.0007*
時間	4.476	0.3802	11.774	<.0001*
エタノール*時間	6.9911	0.9743	7.1755	0.0008*
メタノール*メタノール	-0.686	1.9045	-0.36	0.7335
エタノール*エタノール	4.6532	1.1479	4.0538	0.0098*
時間*時間	4.0582	1.1479	3.5354	0.0166*
統計量	値			
RMSE	1.2021			
自由度	5			

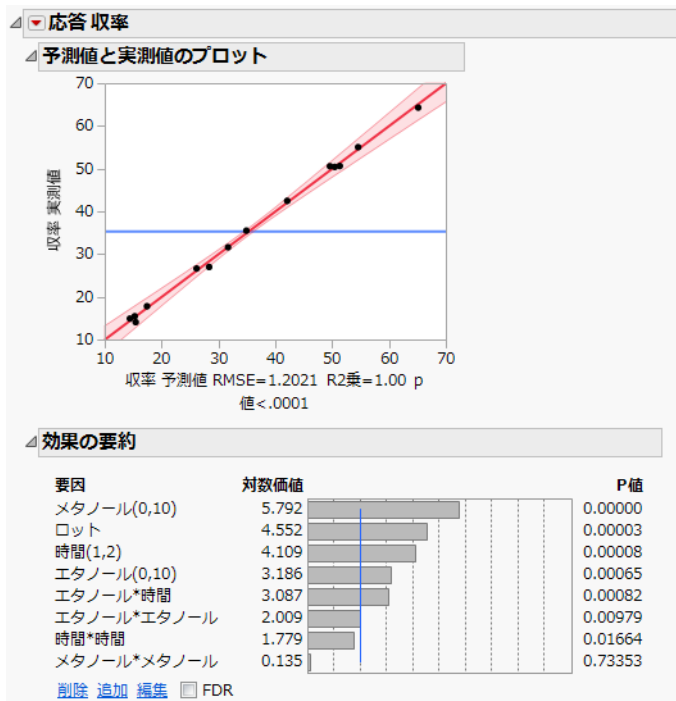
モデルの作成

モデルの実行

「組み合わせたモデルのパラメータ推定値」レポートに、応答に影響している可能性が高い効果が表示されます。

- 「組み合わせたモデルのパラメータ推定値」レポートの下にある[モデルの実行] ボタンをクリックします。
すると、応答に影響している可能性が高い効果に対して、最小2乗法によるあてはめが行われます。

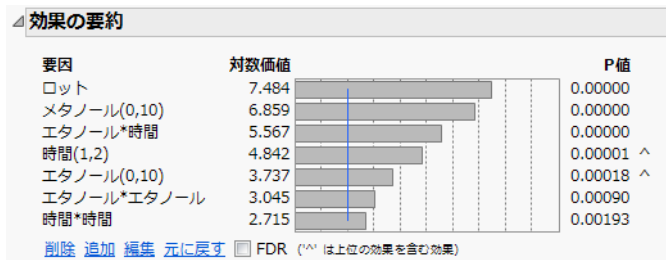
図7.10 「最小2乗法によるあてはめ」レポート



「予測値と実測値のプロット」には、あてはまりの悪さを示す証拠が見当たりません。「効果の要約」レポートからは、「メタノール*メタノール」が有意でないこともわかります。この効果はモデルから取り除くことにします。

4. 「効果の要約」レポートから「メタノール*メタノール」を選択し、[削除] をクリックします。

図7.11 最終的な重要効果の組み合わせ



その他の効果はすべて有意です。結論として、これらが応答に影響している効果（有効な効果）であろうとすることができます。

決定的スクリーニング計画と Plackett-Burman 計画の比較

Plackett-Burman 計画も、因子のスクリーニングに使われる計画で、一部実施要因計画の代わりに使われる場合があります。Plackett-Burman 計画では、主効果と交互作用との間に複雑な部分交絡が存在しています。

この例では、「計画の評価」プラットフォームを使って、決定的スクリーニング計画と Plackett-Burman 計画を比較する方法を紹介します。「計画の比較」プラットフォームのさまざまな使用例については、「計画の比較」章の「[同じ実験数の計画](#)」(436 ページ) を参照してください。

決定的スクリーニング計画

1. [実験計画(DOE)] > [決定的スクリーニング] > [決定的スクリーニング計画] を選択します。
2. 「N 個の因子を追加」に「4」と入力し、[連続変数] をクリックします。
3. 「N 個の因子を追加」に「2」と入力し、[カテゴリカル] をクリックします。
「スクリーニング計画」ウィンドウは、図 7.12 のようになります。

図 7.12 4 つの連続尺度の因子と 2 つのカテゴリカル因子を含む決定的スクリーニング計画

決定的スクリーニング計画

応答

応答の追加 ▼ 削除 応答数...

応答名	目標	下側限界	上側限界	重要度
Y オプションの項目	最大化	.	.	.

因子

連続変数 カテゴリカル 削除 N 個の因子を追加 1

名前	役割	値	
X1	連続変数	-1	1
X2	連続変数	-1	1
X3	連続変数	-1	1
X4	連続変数	-1	1
X5	カテゴリカル	L1	L2
X6	カテゴリカル	L1	L2

因子の指定

それぞれのボタンをクリックして連続量因子またはカテゴリカル因子を追加。変更するには、因子名または因子水準をダブルクリック。

続行

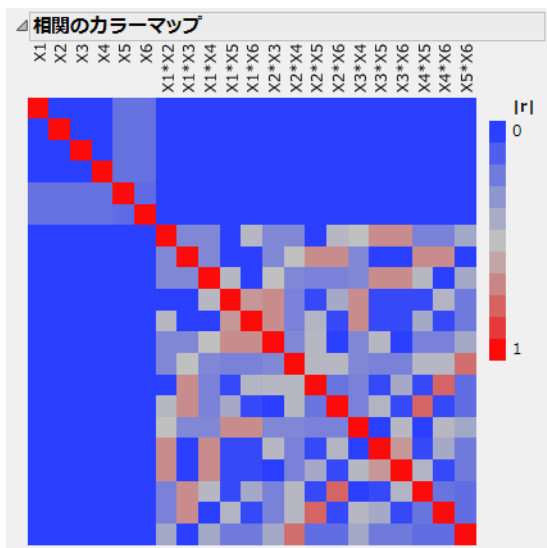
4. [続行] をクリックします。
この例は、ブロック因子を必要としません。「計画のオプション」アウトラインで、[ブロック因子なし] オプションを選択します。
実験のサイズをほぼ同じにしたうえで比較したいので、追加実験は行いません。
5. 「追加の実験回数」で「0」を選択します。

6. 「計画の作成」をクリックします。

生成された計画の実験数は14です。

7. 「計画の評価」>「相関のカラーマップ」アウトラインを開きます。

図7.13 決定的スクリーニング計画のカラーマップ



カテゴリカルな主効果の間には、僅かな相関があります。また、それらと連続尺度の主効果との間にも、僅かな相関があります。しかし、これくらい僅かな相関であれば、推定精度はそれほど悪化しません。

8. 以下でPlackett-Burman計画のカラーマップと比較できるように、「決定的スクリーニング計画」ウィンドウを開いたままにしてください。

Plackett-Burman計画

次に、同じ因子構造を使用してPlackett-Burman計画を作成します。

1. 「実験計画(DOE)」>「古典的な計画」>「スクリーニング計画」を選択します。
2. 「N個の因子を追加」に「4」と入力し、「連続変数」をクリックします。
3. 「N個の因子を追加」に「2」と入力し、「カテゴリカル」>「2水準」をクリックします。
4. 「続行」をクリックします。
5. 「一部実施要因計画の一覧から選択」を選択し、「続行」をクリックします。

「計画のリスト」に、計画候補が表示されます(図7.14)。

図7.14 Plackett-Burman計画

スクリーニング計画

応答

応答の追加 ▼ 削除 応答数...

応答名	目標	下側限界	上側限界	重要度
Y	最大化	.	.	.

オプションの項目

因子

連続変数 離散数値 ▼ カテゴリカル ▼ 削除 N個の因子を追加 1

名前	役割	値	
X1	連続変数	-1	1
X2	連続変数	-1	1
X3	連続変数	-1	1
X4	連続変数	-1	1
X5	カテゴリカル	L1	L2
X6	カテゴリカル	L1	L2

計画のリスト

リスト内の行をクリックして計画を選択してください。

実験ブロック 数	サイズ	計画の種類	レゾリューション - 推定できるもの
8		一部実施要因計画	3 - 主効果のみ
8	4	一部実施要因計画	3 - 主効果のみ
12		Plackett-Burman計画	3 - 主効果のみ
16		一部実施要因計画	4 - 一部の2因子交互作用
16	8	一部実施要因計画	4 - 一部の2因子交互作用
16	4	一部実施要因計画	4 - 一部の2因子交互作用
16	2	一部実施要因計画	4 - 一部の2因子交互作用
32		一部実施要因計画	5+ - すべての2因子交互作用
32	16	一部実施要因計画	5+ - すべての2因子交互作用
32	8	一部実施要因計画	4 - 一部の2因子交互作用
32	4	一部実施要因計画	4 - 一部の2因子交互作用
32	2	一部実施要因計画	4 - 一部の2因子交互作用
64		完全実施要因計画	> 6 - 最大
64	32	完全実施要因計画	5+ - すべての2因子交互作用

- 実験回数12のPlackett-Burman計画を選択します。図7.14を参照してください。
- [続行] をクリックします。
- 「計画の評価」>「関連のカラーマップ」アウトラインを開きます。

実験回数12のPlackett-Burman計画のカラーマップと、実験回数14の決定的スクリーニング計画のカラーマップを比較します。

図7.15 Plackett-Burman計画の相関（左）と決定的スクリーニング計画の相関（右）

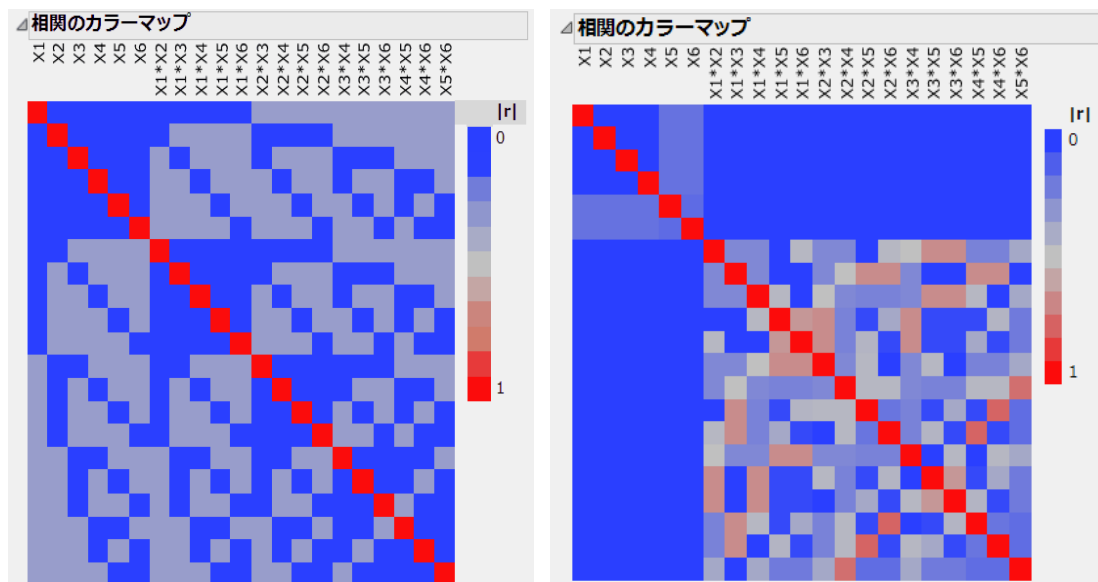


図7.15は、両方のカラーマップを表示していますが、Plackett-Burman計画のカラーマップは、主効果と2因子間交互作用を含む部分だけを示しています。(Plackett-Burman計画のカラーマップに3因子間交互作用を含めないようにするには、計画を作成してから、「計画の評価」を使用してカラーマップを作成してください。)

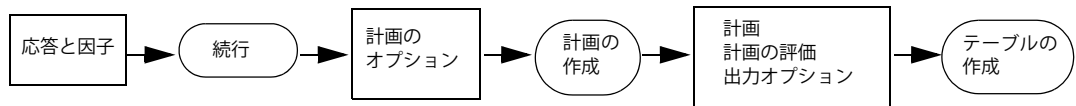
左側のPlackett-Burman計画のカラーマップでは、ほとんどの2因子間交互作用と主効果に相関があることがわかります。つまり、2因子間交互作用により、1次主効果の推定値にバイアスが生じます。影響をもつ主効果を特定できなかったり、影響をもたない主効果を「影響がある」と間違ってしまう可能性もあります。

このカラーマップを右側の決定的スクリーニング計画のものと比較してみましょう。2回の実験を追加しただけで、決定的スクリーニング計画では、1次の主効果のあいだに僅かながら相関がありますが、1次主効果と2因子間交互作用とは直交しています。

「決定的スクリーニング計画」ウィンドウ

「決定的スクリーニング計画」ウィンドウは、計画の手順を踏むごとに内容が更新されていきます。詳細は、「実験計画を始めよう」章の「[実験計画の手順: 問題の把握、モデルの指定、計画の作成](#)」(53ページ)を参照してください。操作手順は、図7.16のような流れです。手順の間にあるボタンをクリックすると、ウィンドウが更新されていきます。

図7.16 決定的スクリーニング計画の流れ



応答

「応答」アウトラインでは、1つまたは複数の応答を指定します。

ヒント: 応答の設定を保存したい場合には、「応答」アウトラインへの入力完了後に、赤い三角ボタンのメニューから**「応答の保存」**を選択してください。これにより、応答の名前、目標、限界、重要度の値がデータテーブルに保存され、「実験計画 (DOE)」のプラットフォームにおいて後で再利用できるようになります。

図7.17 「応答」アウトライン

応答名	目標	下側限界	上側限界	重要度
Y オプションの項目	最大化	.	.	.

応答の追加 応答を1つ追加し、目標の種類を「最大化」(望大特性)、「目標値に合わせる」(望目特性)、「最小化」(望小特性)、または「なし」に設定します。「目標値に合わせる」を選択した場合は、目標の限界値を入力します。「最大化」または「最小化」を選択した場合、限界の入力は必須ではありませんが、満足度関数を使用する場合は、入力しておく役に立つことがあります。

削除 選択されている応答を削除します。

応答数 応答数を入力すると、その個数だけ応答変数が追加されます。デフォルトのY以外の応答を入力した場合、追加された応答の「目標」は、最後に入力した応答と同じものになります。そうでない場合、デフォルトの「目標」は「目標値に合わせる」です。目標を変更するには、テーブル内で目標の種類をクリックします。

「応答」アウトラインには、次のような列があります。

応答名 応答の名前。追加した応答には、デフォルトで「Y」、「Y2」...という名前がつきます。名前を変更するには、ダブルクリックして任意の名前を入力します。

目標、下側限界、上側限界 目標として、応答を最大化したいのか、最小化したいのか、目標値に合わせたいのか、あるいは特に目標がないのかを指定できます。指定された内容に従って、生成された計画のデータテーブルにおける各応答列に、「応答変数の限界」列プロパティが割り当てられます。この情報を使い、各

応答の満足度関数が定義されます。「プロファイル」と「等高線プロファイル」は、これらの満足度関数を使って最適な因子設定を見つけます。詳細については、『プロファイル機能』の「プロファイル」章および付録「列プロパティ」の「**応答変数の限界**」(637ページ)を参照してください。

- 「最大化」は、大きな値ほど良いこと（望大特性）を意味します。なんらかの下側限界や上側限界がある場合は、それらも指定してください。
- 「最小化」は、小さな値ほど良いこと（望小特性）を意味します。なんらかの下側限界や上側限界がある場合は、それらも指定してください。
- 「目標値に合わせる」の場合、指定された目標値が最良であること（望目特性）を意味します。デフォルトの目標値は、下側限界と上側限界の中間値に設定されます。
- 「なし」は、最適化の目標がないことを意味します。この場合、満足度関数は作成されません。

メモ: 「目標値に合わせる」を選んだときで、目標値が下側限界と上側限界の中間値ではない場合は、計画のデータテーブルを作成した後に変更してください。それには、データテーブルの応答列において[列] > [列情報]を選択し、列情報ウィンドウを開き、希望の目標値を入力します。

重要度 応答が複数ある場合は、指定した重要度の値を使って全体の満足度関数が計算されます。重要度は、応答の重みとして扱われます。応答が1つしかない場合、重要度はデフォルトで1に設定されるため、重要度を指定する必要はありません。

「応答」アウトラインの編集

「応答」アウトラインでは、次のような作業ができます。

- 応答をダブルクリックして応答名を変更する。
- 目標をクリックして変更する。
- 限界または重要度の値をクリックして変更する。
- 複数の応答に対して、重要度の値を入力する。

「応答変数の限界」列プロパティ

応答の入力時に指定した「目標」、「下側限界」、「上側限界」、「重要度」は、最適な因子設定を見つける際に使用されます。これらの情報は、生成された計画のデータテーブルにおいて、各応答列の「**応答変数の限界**」列プロパティに保存されます。JMPは、この情報を使って満足度関数を定義します。満足度関数は、予測プロファイルで最適な因子設定を見つけるために使用されます。「**応答変数の限界**」列プロパティの詳細とその使用例については、付録「列プロパティ」の「**応答変数の限界**」(637ページ)を参照してください。

下側限界と上側限界を指定しない場合、観測された応答データの範囲に基づいて自動的に満足度関数が定義されます。下側限界と上側限界が指定された場合には、それらの限界によって満足度関数が定義されます。満足度関数の作成については、『プロファイル機能』の「プロファイル」章を参照してください。

因子

「因子」アウトラインで因子を追加します。

図7.18 「因子」アウトライン

「因子」アウトラインには、次のようなボタンがあります。

連続変数 「N個の因子を追加」で指定した数だけ、連続量の因子が追加されます。

カテゴリカル 「N個の因子を追加」で指定した数だけ、カテゴリカルな因子が追加されます。

削除 選択されている因子が削除されます。

N個の因子を追加 指定の種類の因子が追加されます。因子の数を入力し、[連続変数] または [カテゴリカル] をクリックします。「N個の因子を追加」を繰り返すことで、異なる種類の因子を複数追加することができます。

ヒント: 因子の設定を保存したい場合には、「因子」パネルへの入力が完了した後に、赤い三角ボタンのメニューから「因子の保存」を選択してください。これにより、因子の名前と値がデータテーブルに保存され、後で再利用できるようになります。[「決定的スクリーニング計画のオプション」](#) (247 ページ) を参照してください。

「因子」アウトラインには、次のような列があります。

名前 因子の名前。追加した因子には、デフォルトで「X1」、「X2」... という名前がつきます。名前を変更するには、ダブルクリックして任意の名前を入力します。

役割 因子の役割を指定します。役割は、「因子の役割」列プロパティとしてデータテーブルに保存されます。このプロパティがあることで、因子の種類は適切にモデル化されます。

値 実験における因子の設定。値を変更するには、デフォルトの値をクリックし、任意の値を入力します。

「因子」アウトラインの編集

「因子」アウトラインでは、次のような作業ができます。

- 因子名を編集するには、因子名をダブルクリックします。
- 値を編集するには、「値」列の値をクリックします。

因子の種類

連続変数 数値データを値として取る因子。連続変数とは、指定した下側限界から上側限界までの任意の数値に設定できる因子のことです。

カテゴリカル 2水準で、数値または文字の値を取ります。カテゴリカル因子の値は、入力したときの左から右の順序で並べられます。この順序は、作成されたデータテーブルの各列における「値の順序」列プロパティに保存されます。

因子の列プロパティ

データテーブルにおける因子の各列には、因子に関するさまざまな列プロパティが保存されます。

因子の役割 データテーブルにおけるすべての因子の列に、「因子の役割」列プロパティが割り当てられます。この「因子の役割」列プロパティの値は、実験を計画するときに指定した役割によって決まります。また、「計画のオプション」でランダムブロックを追加した場合、その「因子の役割」列プロパティには「ブロック」が割り当てられます。「因子の役割」列プロパティは、データをモデル化するときに、どのように因子を用いるかを示しています。また、「因子の役割」列プロパティの値は、「拡張計画」プラットフォームでも使われます。

因子の変更 データテーブルにおけるすべての因子の列には、「容易」に設定された「因子の変更」列プロパティも割り当てられます。決定的スクリーニング計画では、1回の実験ごとに因子水準の変更が可能であると仮定します。「因子の変更」列プロパティの値は、「拡張計画」プラットフォームと「計画の評価」プラットフォームでも使われます。

コード変換 因子の役割が連続変数である場合は、「コード変換」列プロパティが保存されます。このプロパティは、最小値が-1、最大値が+1になるように因子の値を変換します。「最小2乗法によるあてはめ」レポートの推定値と検定は、変換後の値に基づいて計算されます。

値の順序 因子の役割がカテゴリカルまたはブロックの場合は、「値の順序」列プロパティが保存されます。この列プロパティによって、因子水準の表示順序が決まります。

ブロックあたり実験回数 ブロックあたりの実験回数を示します。「計画のオプション」アウトラインでいずれかのブロックを選択し、「計画の作成」をクリックすると、「ブロック」というデフォルト名の因子が「因子」リストに追加されます。その因子に対して、「ブロックあたり実験回数」列プロパティが保存されます。

計画のオプション

「計画のオプション」アウトラインでは、ブロックの構造、ブロックの数、追加の実験回数を指定することができます。ブロック因子は主効果と直交しています。なお、ブロックサイズは必ずしも等しくはなりません。

このアウトラインには、次のオプションがあります。

ブロック因子なし 計画にブロック因子を含めません。これがデフォルトの設定です。

ブロック因子を追加 (2乗項を推定するための中心点も追加) 「ブロック因子の数」テキストボックスで指定した数のブロックを追加します。主効果と直交しているブロック因子を含み、かつ、すべての主効果と2乗効果から成るモデルが推定可能である計画を作成します。詳細については、「[ブロック因子を追加 \(2乗項を推定するための中心点も追加\)](#)」(244ページ)を参照してください。

ブロック因子を追加 (中心点は追加しない) 「ブロック因子の数」テキストボックスで指定した数のブロックを追加します。計画の構造から必要とされる最低限の中心点しか追加しません。主効果と直交しているブロック因子を含み、かつ、すべての主効果と2乗効果から成るモデルが推定できない場合がある計画を作成します。詳細については、「[ブロック因子を追加 \(中心点は追加しない\)](#)」(244ページ)を参照してください。

メモ: [「ブロック因子を追加 \(中心点は追加しない\)」](#) は、すべてではなく、いくつかの2乗効果しか重要ではないと想定できる場合にのみ使用してください。

ブロックの数 追加するブロックの数を示します。追加できるブロックの数は、2つ以上、因子数以下です。

追加の実験回数 中心点以外の実験を追加します。このオプションにより実験を追加すると、**効果的モデル選択** (effective model selection) を行うことができます。[「追加の実験」](#) (254ページ) および「[決定的スクリーニングのあてはめ](#)」プラットフォーム」章の「[決定的スクリーニング計画の効果的モデル選択](#)」(258ページ)を参照してください。

ヒント: 応答に影響している効果 (有効な効果) が多数ある場合は、この方法で実験を追加することにより、それらの効果に対する検出力が向上します。追加の実験回数としては4回が推奨されており、この方法で実験を追加すると、2次効果の検出力が大幅に向上します。

計画の作成 「計画」アウトラインに生成された計画、「計画の評価」アウトラインに評価の情報を表示します。「出力オプション」パネルも開き、計画のデータテーブルを作成できるようになります。

決定的スクリーニング計画のブロック

ここでは、ブロックに関する次の2つのオプションについて説明します。

- [「ブロック因子を追加 \(2乗項を推定するための中心点も追加\)」](#) (244ページ)
- [「ブロック因子を追加 \(中心点は追加しない\)」](#) (244ページ)

中心点とは、連続変数の因子がすべて中間値に設定された実験を指します。因子がすべてカテゴリカルである場合でも、2つのブロックオプションは選択できます。このときは、中心点は追加されず、2つのブロックオプションのいずれも、主効果と直交しているブロック因子を含む計画を作成します。

ブロック因子を追加(2乗項を推定するための中心点も追加)

メモ: 2乗項を推定するブロック計画の作成方法と性質については、Jones and Nachtsheim (2016) を参照してください。この論文では、ブロック因子を変量効果として扱うことについても言及しています。

〔ブロック因子を追加(2乗項を推定するための中心点も追加)〕 オプションで作成される計画は、次のような性質を持ちます。

- ブロック因子が主効果と直交している。
- すべての主効果と2乗効果から成るモデルが推定可能である。

計画に連続変数の因子だけが含まれている場合、以上の性質を持つ k 因子のブロック計画は、次のように作成します。

- k 因子の決定的スクリーニング計画から、中心点を削除します。
- カンファレンス行列において符号がちょうど逆になっているペアを、同じブロックに割り当てます。
- 各ブロックに中心点を1つずつ追加します。

なお、一部の因子がカテゴリカルである場合で、〔ブロック因子を追加(2乗項を推定するための中心点も追加)〕 オプションを選択したときには、(すべてのブロックにではなくて) いくつかのブロックだけに中心点をペアで追加します。この方法で作成された計画でも、その構造により、ブロック因子と主効果が直交しており、かつ、すべての主効果と2乗効果が推定可能となっています。

ブロック内に符号が逆になっているペアが含まれることが唯一の条件なので、ブロック数は、 k が偶数の場合は $2 \sim k$ 、 k が奇数の場合は $2 \sim k+1$ となります。「カンファレンス行列と実験回数」(253 ページ) を参照してください。JMP はなるべくサイズの等しいブロックを作成しようとします。

ブロック因子を追加(中心点は追加しない)

〔ブロック因子を追加(中心点は追加しない)〕 オプションは、因子がすべて連続尺度なら中心点が1つの計画を作成し、カテゴリカル因子があるなら中心点が2つの計画を作成します。作成される計画は、次のような性質を持ちます。

- ブロック因子が主効果と直交している。
- いくつかのブロック効果が、2乗効果の線形結合と完全交絡する場合があります。つまり、すべての主効果と2乗効果から成るモデルは、**推定不可能**になる場合があります。

そのため、一部の2乗効果を見捨てるか想定できる場合のみ、このオプションを使用してください。

追加の中心点がない k 因子のブロック計画は、次のように作成されます。

- カンファレンス行列において符号がちょうど逆になっているペアを、同じブロックに割り当てます。
- すべての因子が連続尺度の場合、1つの中心点をいずれか1つのブロックに割り当てます。

- ブロックなしの決定的スクリーニング計画では、カテゴリカル因子がある場合、カンファレンス行列から生成された、符号が逆になっているペアに、2つの中心点を追加します。「[カンファレンス行列と実験回数](#)」(253ページ)を参照してください。この計画をもとに、中心点をさらに追加することなしにブロック因子を含む計画を作成する場合、これら既存の2つの中心点が1つのブロックに含まれます。

ブロック内に符号が逆になっているペアが含まれることが唯一の条件なので、ブロック数は、因子数 k が偶数の場合は $2 \sim k$ 、 k が奇数の場合は $2 \sim k+1$ となります。「[カンファレンス行列と実験回数](#)」(253ページ)を参照してください。JMPはなるべくサイズの等しいブロックを作成しようとします。

計画

「計画」アウトラインには、決定的スクリーニング計画の実験が表示されます。実験は標準の順序で並べられます。計画のデータテーブルにおける行の順序を変更するには、計画のデータテーブルを作成する前に、「出力オプション」パネルの「実験の順序」オプションを選択します。

メモ: 4つ以下の因子で決定的スクリーニング計画を作成する場合は、5因子計画がベースになります。「[因子数が4つ以下の場合の決定的スクリーニング計画](#)」(254ページ)を参照してください。

計画の評価

「計画の評価」アウトラインでは、作成された計画の属性を評価する方法が多数提供されます。「計画の評価」アウトラインを開くと、次のようなオプションが表示されます。

検出力分析 指定された大きさをもつ効果を検出できるかどうかを調べます。

予測分散プロファイル 計画の領域内における予測分散を示します。

計画領域率プロット モデルの予測分散が特定の値よりも小さくなっている領域が、全体に対してどれぐらいの割合であるかを示します。

予測分散曲面 任意の2つの連続変数に対し、予測分散を曲面で表したプロットを表示します。

推定効率 パラメータごとに、信頼区間幅を、理想的な(直交)計画で与えられる信頼区間幅と比較したときの増加率を示します。パラメータの相対標準誤差も表示されます。

交絡行列 モデルパラメータが、潜在的に有効でありながらモデルに含まれていない効果によってどれだけのバイアスを受けているかを示す係数。

関連のカラーマップ 効果間の関連の絶対値を、色でプロットしたグラフです。

計画の診断統計量 計画の作成に使われた最適化基準が表示されます。また、計画の効率についての指標も表示されます。

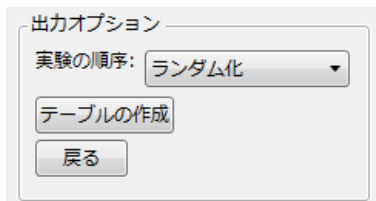
「計画の評価」パネルの詳細については、「計画の評価」章の「[計画の評価](#)」(415ページ)を参照してください。

出力オプション

「出力オプション」パネルでは、次のことができます。

- 計画のデータテーブル内における実験の順序を指定する
- 計画のデータテーブルを作成する
- 「決定的スクリーニング計画」ウィンドウの1つ前の状態に戻る

図7.19 「出力オプション」パネル



「出力オプション」パネルには次のオプションがあります。

実験の順序

「実験の順序」オプションでは、出力するデータテーブル内における実験の順番を指定します。選択肢は次のとおりです。

変更なし データテーブルの行が、「計画」パネル内と同じ順序で並べられます。

左から右へ並べ替え データテーブルの行が、左から右への列の値によって並べ替えられます。

ランダム化 データテーブルの行が、ランダムな順序で並べ替えられます。

右から左へ並べ替え データテーブルの行が、右から左への列の値によって並べ替えられます。

ブロック内でランダム化 データテーブルの行が、設定したブロックの中でランダムに並べ替えられます。

テーブルの作成

決定的スクリーニング計画のデータテーブルを作成するには、[**テーブルの作成**] をクリックします。

「決定的スクリーニング計画」テーブルのテーブルパネル（左上）には、次のようなスクリプトがあります。スクリプトを実行するには、スクリプト名の横にある緑の三角ボタンをクリックしてください。

決定的スクリーニングのあてはめ [実験計画(DOE)] > [決定的スクリーニング] > [決定的スクリーニングのあてはめ] プラットフォームを実行します。[第8章「決定的スクリーニングのあてはめ」プラットフォーム](#)を参照してください。

計画の評価 [実験計画(DOE)] > [計画の診断] > [計画の評価] プラットフォームを実行します。[第15章「計画の評価」](#)を参照してください。

DOE ダイアログ 現在のデータテーブルを作成するのに使った「決定的スクリーニング計画」ウィンドウを再現します。

図7.20 「決定的スクリーニング計画」テーブルに表示されたスクリプト

▼ 決定的スクリーニング計画		▼	ブロック	X1	X2	X3	X4	X5	X6	Y	
計画	決定的スクリーニング計画	▼									
▶ 決定的スクリーニングのあてはめ			1 1	-1	-1	1	-1	L2	L2		•
▶ 計画の評価			2 1	1	1	-1	1	L1	L1		•
▶ DOEダイアログ			3 1	0	-1	-1	-1	L1	L1		•
▼ 列(8/0)			4 1	-1	1	0	-1	L1	L2		•
■ ブロック *			5 1	0	0	0	0	L2	L2		•
▲ X1 *			6 1	1	-1	0	1	L2	L1		•
▲ X2 *			7 1	-1	-1	1	1	L1	L1		•
▲ X3 *			8 1	0	0	0	0	L1	L1		•
▲ X4 *			9 1	0	1	1	1	L2	L2		•
■ X5 *			10 1	1	1	-1	-1	L2	L2		•
■ X6 *			11 2	1	-1	1	-1	L1	L2		•
▲ Y *			12 2	-1	-1	-1	1	L1	L2		•
▼ 行			13 2	1	1	1	-1	L2	L1		•
すべての行	18		14 2	-1	0	-1	-1	L2	L1		•
選択されている行	0		15 2	1	0	1	1	L1	L2		•
除外されている行	0		16 2	-1	1	-1	1	L2	L1		•
表示しない行	0		17 2	-1	1	1	0	L1	L1		•
ラベルのついた行	0		18 2	1	-1	-1	0	L2	L2		•

戻る

「戻る」ボタンを使用すると、「計画の作成」ボタンを押す前の状態に戻ります。以前のアウトラインに変更を加え、計画を作成し直すことができます。

決定的スクリーニング計画のオプション

「決定的スクリーニング計画」プラットフォームの赤い三角ボタンのメニューには、次のようなオプションがあります。

応答の保存 「応答」パネルの情報を、新しいデータテーブルに保存します。この情報は、ほとんどの「実験計画(DOE)」ウィンドウにすばやく読み込むことができます。応答の情報を後で再利用したい場合に便利です。

応答のロード 「応答の保存」で保存された応答をロードします。

因子の保存 「因子」パネルの情報を、新しいデータテーブルに保存します。各因子の列には、その因子の水準が表示されます。その他の情報は、列プロパティとして保存されます。この情報は、ほとんどの「実験計画(DOE)」ウィンドウにすばやく読み込むことができます。

メモ: 空のテーブルにデータを直接入力して因子のテーブルを作成することもできますが、その場合も、すべての列に適切な役割を割り当てる必要があります。役割を割り当てるには、データグリッド内で列名を右クリックし、**[列プロパティ]** > **[因子の役割]** を選択します。「因子の役割」セクションで、適切な役割を選択します。

因子のロード **[因子の保存]** で保存された因子をロードします。

制約の保存 (一部のプラットフォームのみで使用可能) 「因子の制約を定義」または「線形制約」アウトラインで定義した因子の制約を、データテーブルの列として保存します。この情報は、ほとんどの「実験計画(DOE)」ウィンドウにすばやく読み込むことができます。

制約テーブルの冒頭の数行には、各因子に対する係数が含まれます。最後の行は、不等式の右辺値を含みます。各制約の列には、「以下」と「以上」のどちらの制約であるかを示す「**制約状態**」という列プロパティが含まれます。付録「列プロパティ」の「**制約状態**」(671 ページ) を参照してください。

制約のロード (一部のプラットフォームでは使用不可) **[制約の保存]** オプションを使って保存した制約がロードされます。

乱数シード値の設定 このオプションに設定される値が、乱数を用いる処理のシード値として使われます。次のような処理で乱数が使われます。

- **[応答のシミュレーション]** オプションによる応答の乱数シミュレーション
- データテーブル作成時における実験順序のランダム化
- 最適計画を探索するときの初期計画の選択

計画や乱数シミュレーションの応答を再現するには、それを生成するのに用いた乱数シード値を入力します。最適計画の場合は、少なくとも「計画の作成」をクリックする前にシード値を設定してください。乱数シミュレーションの応答や実験順序を制御するには、少なくとも「テーブルの作成」をクリックする前にシード値を設定してください。

メモ: 計画に使われた乱数シード値は、計画データテーブルに保存された「DOE ダイアログ」スクリプトに含まれています。

応答のシミュレート 計画のデータテーブルにおいて、乱数シミュレーションによって生成されたデータ値を、応答変数の列に代入します。また、乱数シミュレーションの計算式を含む列も追加します。このオプションは、**[テーブルの作成]** をクリックする前に選択してください。

[テーブルの作成] をクリックすると、次の処理が実行されます。

- 乱数シミュレーションで生成されたデータ値が応答変数の列に代入されます。
- 「モデル」ウィンドウが表示されます。このウィンドウで、モデルの効果の係数を設定するとともに、**[正規]**、**[二項]**、**[Poisson]** のいずれかの分布を指定できます。

- 「シミュレーション」という名前のスクリプトが、計画のデータテーブルに保存されます。このスクリプトを実行すると、「モデル」ウィンドウが再び開き、シミュレーション値を再計算したり、応答変数の分布を変更したりできます。

「モデル」ウィンドウでは、乱数シミュレーションで用いる応答変数の確率分布を選択してください。このウィンドウで「適用」ボタンをクリックすると、「<Y>のシミュレーション」という名前の列が更新されます。ここで、「<Y>」は応答列の名前です。

詳細については、「[応答のシミュレート](#)」(249ページ)を参照してください。

メモ:  [応答のシミュレート] オプションを使うと、JMP Proのシミュレーションの機能を使ってシミュレーション分析を実行できます。シミュレーションとそれに関連する実験計画の例については、『基本的な統計分析』の「シミュレーション」章を参照してください。

詳細オプション > 検出力計算のデルタの設定 検出力の計算で用いる、応答平均の差を指定します。「計画の評価」章の「[「計画の評価」のオプション](#)」(432ページ)を参照してください。

スクリプトをスクリプトウィンドウに保存 現在の「決定的スクリーニング計画」で定義している計画を作成するスクリプトを、スクリプトウィンドウに保存します。

応答のシミュレート

[応答のシミュレート] オプションを選択すると、[テーブルの作成] をクリックして計画のデータテーブルを作成したときに、各応答変数について次の処理が行われます。

- 計画のデータテーブルにおける応答変数の列に、乱数が代入されます。
- 応答変数に対して乱数を生成する計算式が、計画のデータテーブルに新しい列として追加されます。この計算式は、計画のウィンドウで指定したモデルに基づいています。

「モデル」ウィンドウが開き、モデルのパラメータ値と、応答の確率分布を指定できます。このウィンドウで「適用」をクリックすると、シミュレーションモデルの計算式の列が更新されます。

シミュレーションの設定ウィンドウ

図7.21は、2つの連続尺度の因子（X1 および X2）と、2水準のカテゴリカル因子（X3）を含む計画の「モデル」ウィンドウです。

図7.21 「応答のシミュレート」の設定ウィンドウ

因子

X1
X2
X3
オプション

交互作用 ▼ RSM

べき乗 ▼

応答をシミュレート

効果	Y
切片	1
X1	1
X2	1
X3 1	1

係数のリセット

項目の削除

分布

☒ 正規 誤差 σ : 1

☐ 二項

☐ Poisson

適用

このウィンドウには、以下の3つのアウトラインがあります。

- 因子
- 応答をシミュレート
- 分布

「応答をシミュレート」アウトラインでは、主効果モデルの項の係数が、すべてデフォルトで1となっています。「分布」アウトラインでは、デフォルトで「正規」が選択され、誤差の標準偏差が1となっています。「実験計画(DOE)」ウィンドウの「計画の評価」の下にある「検出力分析」アウトラインの「係数の予想値」を設定した場合は、その値が「応答のシミュレート」アウトラインのデフォルト値になります。同様に、「RMSEの予想値」に指定した値が、誤差の標準偏差のデフォルト値になります。

因子

「因子」アウトラインで、シミュレーションで用いるモデルの効果を追加します。

交互作用 リストから因子を選択します。次に、[交互作用] メニューから次数を選択します。すると、「応答をシミュレート」アウトラインの「効果」リストに、交互作用が追加されます。

RSM 「応答をシミュレート」アウトラインの「効果」リストに、設定できるすべての応答曲面の項がすべて追加されます。

べき乗 リストから因子を選択します。次に、[べき乗] メニューから次数を選択します。すると、「応答をシミュレート」アウトラインの「効果」リストに、べき乗が追加されます。

応答のシミュレート

乱数データを生成するモデルを、次の手順で指定できます。

1. 応答値を生成するモデルの線形部分における係数を、「効果」の各項に入力します。これらの値に基づいて、線形関数 $L(\mathbf{x}, \boldsymbol{\beta}) = \mathbf{x}'\boldsymbol{\beta}$ が定まります。図7.21の「応答をシミュレート」アウトラインを参照してください。
 - $\mathbf{x}$ は、「効果」にリストされている項（効果）から成るベクトルです。
 - $\boldsymbol{\beta}$ は、「Y」に指定されたモデル係数から成るベクトルです。
2. 「分布」で、応答の分布を選択します。
3. [適用] をクリックします。計画のデータテーブルにおいて、「<Y>のシミュレーション」という列の計算式が更新され、指定したモデルに基づいて乱数が生成されます。ここで、「<Y>」は応答変数の列名です。

係数のリセット すべての係数を0に設定します。

項目の削除 「効果」リストから、項を削除します。削除したい効果を選択して、[項目の削除] をクリックしてください。ただし、主効果を削除することはできません。

分布

「応答をシミュレート」ウィンドウで、次のいずれかの分布を選択します。

正規 正規分布に従う乱数を生成します。「誤差 σ 」に、誤差の標準偏差を入力してください。「因子」アウトラインで「変更」を[困難]に指定した因子がある場合は、一次単位における誤差の標準偏差を「一次単位 σ 」に入力してください。同様に、[困難]と[非常に困難]を指定した因子がある場合は、一次単位の誤差および二次単位の誤差の両方に関して、その標準偏差を入力してください。[適用] をクリックすると、「<Y>のシミュレーション」という列の計算式が更新され、乱数が生成されます。この計算式は、指定されているモデルに基づいて乱数を生成するものです。

二項 二項分布に従う乱数を生成します。「N」に試行回数を入力してください。試行回数がN、成功確率が $1/(1 + \exp(-L(\mathbf{x}, \boldsymbol{\beta})))$ の二項分布に従う乱数が生成されます。[適用] をクリックすると、「<Y>のシミュレーション」という列の計算式が更新され、乱数が生成されます。また、「試行回数」という列が作成され、そこには「N」に指定した値が代入されます。

Poisson 平均パラメータが $\exp(L(\mathbf{x}, \boldsymbol{\beta}))$ である Poisson 分布の乱数を生成します。[適用] をクリックすると、「<Y>のシミュレーション」という列の計算式が更新され、乱数が生成されます。

メモ： [テーブルの作成] をクリックしたときに、常に応答をシミュレートするようにデフォルト設定を変更できます。そのためには、[ファイル] > [環境設定] > [プラットフォーム] > [実験計画(DOE)] を選択します。そして、[応答のシミュレート] を選択します。

技術的詳細

この節では、次の事柄に関する技術的な詳細を解説します。

- 「[決定的スクリーニング計画の構造](#)」(252 ページ)
- 「[実験データの分析](#)」(254 ページ)

決定的スクリーニング計画の構造

図7.22は、連続尺度の8つの因子に対する決定的スクリーニング計画です。なお、偽因子(fake factor)を用いて、4回の実験を追加しています。次の点を確認してください。

- 決定的スクリーニング計画では 2 行が一組となっており、一方の行が別の行の折り重ね(foldover)になっています。つまり、偶数行が、その1つ前の行における符号を逆にしたものになっています。決定的スクリーニング計画のこのような構造によって、2因子間交互作用と主効果とはすべて直交ようになります。
- 3つの実験において、各因子には中間値が使われます。このため、すべての因子に関して、2乗効果が推定可能になります。
- 17～20行目の実験は、偽因子(fake factors)を用いて、元の決定的スクリーニング計画に追加したものです。
- また、最後の行に中心点を追加すると、切片、すべての主効果、および、すべての2乗効果を含んだモデルが推定可能となります。

このような構造が、連続尺度の因子に対する決定的スクリーニング計画の標準的な構造です。

図7.22 8つの連続変数の決定的スクリーニング計画

計画								
実験	X1	X2	X3	X4	X5	X6	X7	X8
1	0	1	1	1	1	1	1	1
2	0	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1
3	1	0	-1	-1	-1	-1	1	1
4	-1	0	1	1	1	1	-1	-1
5	1	-1	0	-1	1	1	-1	-1
6	-1	1	0	1	-1	-1	1	1
7	1	-1	-1	0	1	1	1	1
8	-1	1	1	0	-1	-1	-1	-1
9	1	-1	1	1	0	-1	-1	1
10	-1	1	-1	-1	0	1	1	-1
11	1	-1	1	1	-1	0	1	-1
12	-1	1	-1	-1	1	0	-1	1
13	1	1	-1	1	-1	1	0	-1
14	-1	-1	1	-1	1	-1	0	1
15	1	1	-1	1	1	-1	-1	0
16	-1	-1	1	-1	-1	1	1	0
17	1	1	1	-1	-1	1	-1	1
18	-1	-1	-1	1	1	-1	1	-1
19	1	1	1	-1	1	-1	1	-1
20	-1	-1	-1	1	-1	1	-1	1
21	0	0	0	0	0	0	0	0

カンファレンス行列と実験回数

JMPの決定的スクリーニング計画は、カンファレンス行列 (Xiao et al., 2012) を使用して作成されます。カンファレンス行列は、 $m \times m$ の行列 $\mathbf{C}$ です (m は偶数)。行列 $\mathbf{C}$ は、対角要素が0、非対角要素が1または-1で、 $\mathbf{C}'\mathbf{C} = (m-1)\mathbf{I}_{m \times m}$ を満たしている行列です。

メモ: 特定の偶数 m については、カンファレンス行列が存在するかどうかかわかっていません。

ここでは、因子の数 k が5以上であるとします。 $k \leq 4$ の場合については、「[因子数が4つ以下の場合の決定的スクリーニング計画](#)」(254ページ) を参照してください。

k 個の因子がすべて連続尺度である場合について考えます。以下の説明では、カンファレンス行列が存在するものとして話を進めます。

- k が偶数の場合、 $k \times k$ のカンファレンス行列に基づいて計画を作成します。元のカンファレンス行列に、その符号を逆にした行列 $-\mathbf{C}$ を追加します。さらに、計画に中心点を追加することにより、切片、主効果、2乗の効果を含んだモデルが推定可能となります。 k が偶数の場合、このように計画を作成すると、決定的スクリーニング計画の最小の実験回数は $2k+1$ となります。
- k が奇数の場合、 $(k+1) \times (k+1)$ のカンファレンス行列を使用し、最後の列を削除します。そして、中心点を追加します。 k が奇数の場合、このように計画を作成すると、スクリーニング計画の最小の実験回数は $2k+3$ となります。

因子の一部が2水準のカテゴリカルな因子である場合も、同様の方法で計画を作成します。以下の説明でも、カンファレンス行列が存在するものとして話を進めます。2水準のカテゴリカルな因子を含む決定的スクリーニング計画については、Jones and Nachtsheim (2013) を参照してください。

- 中心点での実験を、1つではなく2つ追加します。この中心点での2つの実験は、すべての連続尺度の因子を中間値に設定したものです。
- k 個の因子があり、 k が偶数の場合、全体の実験回数は $2k + 2$ となります。
- k が奇数の場合、全体の実験回数は $2k + 4$ となります。

カンファレンス行列が存在しない m の場合は、次に大きい偶数のカンファレンス行列に基づいて決定的スクリーニング計画が作成されます。その結果、全体の実験回数は、連続尺度の場合で $2k + 3$ を超えることも、カテゴリカルの場合で $2k + 4$ を超えることもあります。

追加の実験

決定的スクリーニング計画に実験を追加するには、**偽因子** (fake factor) と呼ばれる架空の因子を用います。偽因子を k_1 個だけ追加すると、 2^{k_1} 回の実験が追加されます。

実験で実際に調べる因子の個数を、 k としましょう。実験を追加するには、まず、 $k + k_1$ 個の因子について、「**カンファレンス行列と実験回数**」(253 ページ) で説明した方法で計画を作成します。そして、最後の k_1 列を削除します。たとえば、 $k_1 = 2$ の場合は、4 つの実験が追加されます。また、 $k_1 = 3$ の場合は、8 つの実験が追加されます。実験を4回追加するだけでも、モデル選択において非常に効果的です。

上記の方法で実験を追加したときの統計分析については、「**決定的スクリーニングのあてはめ**」プラットフォーム 章の「**決定的スクリーニング計画の効果的モデル選択**」(258 ページ) を参照してください。

因子数が4つ以下の場合の決定的スクリーニング計画

4 因子以下の決定的スクリーニング計画は、5 因子の決定的スクリーニング計画に基づいて作成されます。4 以下のカンファレンス行列から計画を作成すると、計画が好ましくない性質をもつからです。特に、2 次効果の区別が難しくなります。

4 因子以下の場合は、まず、5 因子の決定的スクリーニング計画が作成され、その後、不要な列が削除されます。そのため、4 因子以下のブロックなしの計画では、全体の実験回数が、すべての因子が連続尺度なら 13、一部の因子がカテゴリカルなら 14 となります。

実験データの分析

一般には、いくつかの2因子間交互作用の効果があることを想定して、モデルをあてはめることが多いでしょう。また、2乗項をモデルに含めたい場合、完全な2次モデルをあてはめたい場合、特定の2次項だけを含むモデルをあてはめたい場合などもあるかもしれません。

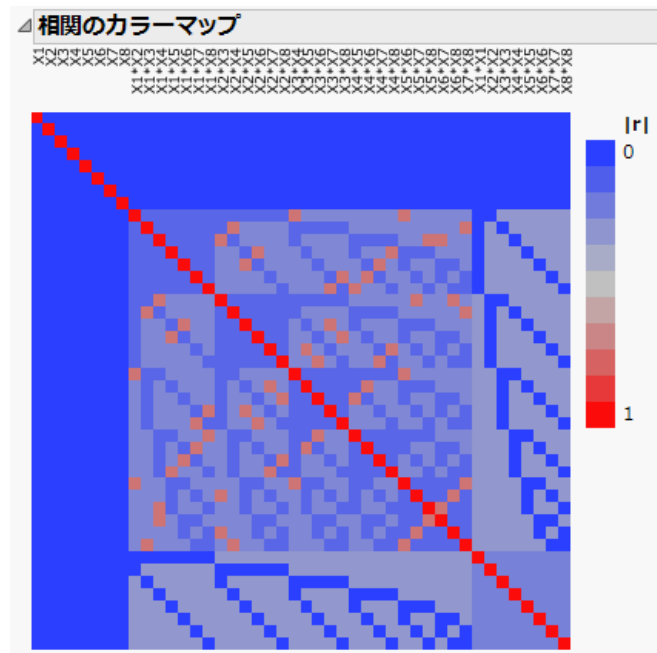
2 因子間交互作用

そのような場合、決定的スクリーニング計画の次の2つの性質に注意する必要があります。

- 2 因子間交互作用効果と2乗効果との間には、(多くの場合) 相関がある。
- 2 因子間交互作用効果と2乗効果を**すべて**含んだモデルは、推定できない。

図7.22の8つの連続尺度の因子に対する計画の相関のカラーマップを図7.23に示します。このカラーマップは、完全な2次式に対するものです。8つの2乗効果は一番右端に位置しています。このカラーマップを作成するには、[実験計画(DOE)] > [計画の診断] > [計画の評価] で、「交絡項」のリストに該当する項を入力します。詳細は、「計画の評価」章の「[交絡項](#)」(415ページ)の節を参照してください。

図7.23 完全な2次式モデルの相関のカラーマップ



効果間の相関の絶対値を見るには、カラーマップのセルの上にカーソルを置きます。主効果と、2 因子間交互作用や2乗効果との間には、相関がありません。赤いセルが対角線上だけにあることから、他の効果と完全に交絡している効果がないこともわかります。ただし、2 因子間交互作用同士の間には、0.75 という大きなものもあります。2 因子間交互作用と2乗効果の間の相関の絶対値は、0か0.3118のどちらかです。

主効果と2乗効果だけが重要な場合においては、主効果と2乗効果だけを含む飽和モデルが推定可能です。この飽和モデルは、3 次以上の効果がまったくない場合、推定値が不偏となっています。

2 因子間交互作用を含むモデルをあてはめるときは、それらや 2 乗項の間には相関があることから、慎重になる必要があります。使用できる分析手法には以下のものがありますが、最初のものがより望ましいと言えます。

- 決定的スクリーニング計画を分析する方法としては、効果的モデル選択 (effective model selection) が良いでしょう。特に重要な効果が多数ある場合に効率的です。「決定的スクリーニングのあてはめ」プラットフォーム」章の「[決定的スクリーニング計画の効果的モデル選択](#)」(258 ページ)を参照してください。
- 変数増加法、または、可能な全組み合わせによる変数選択は、以下の条件が成立する場合、適切な結果を得られます。
 - 応答に影響している効果 (有効な効果) の数が実験回数の半分以下である。
 - 有効な 2 因子間交互作用の数が 2 つ以下であるか、または有効な 2 乗効果の数が 1 つ以下である。

「[変数増加法、または、可能な全組み合わせによる変数選択](#)」(256 ページ)を参照してください。

変数増加法、または、可能な全組み合わせによる変数選択

これらの変数選択法を行うには、まず、起動ダイアログにおいて、完全な応答曲面モデルの効果を指定します。その後、次のいずれかを行います。

- ステップワイズ回帰で変数増加法を行う。このとき、「停止ルール」を「最小 AICc」とする。また、「ルール」を「組み合わせ」にしてモデルの親子関係を維持する。
- ステップワイズ回帰で「すべてのモデル」オプションを行う。このとき、親子関係の制限を課し、モデル選択規準としては AICc を使用する。

実験回数がパラメータ数より小さいため、完全な応答曲面モデルをあてはめることはできません。そのため、この分析は、重要な効果の数が実験数より小さいという「効果の希薄性」を前提としています。この方法では、以下の制約があります。

- 応答に影響している効果の個数が実験回数の半分以上を超える場合は、ステップワイズ法とすべてのモデルの変数選択法のいずれでも、適切なモデルを見つけることは困難です。
- 中程度の 2 乗効果に対する検出力が低いです。検出力が 0.9 を超えるには、2 乗効果の大きさが誤差の標準偏差の 3 倍を上回っていなければいけません。
- なお、効果が相関しているので、いくつかのモデルが同程度の適合度になる場合があります。そのような交絡を解決するには、追加の実験が必要です。

第8章

「決定的スクリーニングのあてはめ」プラットフォーム 決定的スクリーニング実験データの分析

決定的スクリーニング計画（Definitive Screening Design; 以下、"DSD"とも略す）のデータを分析するには、「決定的スクリーニングのあてはめ」プラットフォームを使用します。このプラットフォームでは、「決定的スクリーニング計画の効果的モデル選択」（Effective Model Selection for DSDs）と呼ばれる分析方法が使われています。この分析方法は、DSDの特性を利用しています。

DSDで得られたデータに標準的なモデル選択法を適用すると、応答に影響している効果を見落とす恐れがあります。DSDの効果的モデル選択では、応答に影響している主効果や2次効果を特定するために、DSDの特性を利用しています。なお、この分析方法では、効果間の強い親子関係（strong effect heredity）を前提としています。

図8.1 「決定的スクリーニングのあてはめ」の結果



「決定的スクリーニングのあてはめ」プラットフォームの概要

「決定的スクリーニングのあてはめ」プラットフォームでは、決定的スクリーニング計画(Definitive Screening Design; 以下、DSDとも略す)がもつ特性を利用して、DSDのデータを分析します。この分析方法を、「決定的スクリーニング計画の効果的モデル選択」(Effective Model Selection for DSDs)と呼んでいます。JMPでDSDを作成すると、計画のデータテーブルに「決定的スクリーニングのあてはめ」というスクリプトが生成されます。このスクリプトは、効果的モデル選択によって、自動的に統計分析を行います。

決定的スクリーニング計画における変数選択

決定的スクリーニング計画は3水準計画であり、主効果および2次効果を特定するのに役立つ実験計画です。応答に影響している効果(有効な効果)の個数が実験回数の半分以下であり、かつ、効果の大きさが誤差標準偏差の2倍を超えているような状況であれば、決定的スクリーニング計画は、その最小の実験回数だけで、それらの有効な効果を正確かつ高い確率で特定できます。

さらに、決定的スクリーニング計画は、その最小の計画に、適切に構成された実験を4つ以上追加すると、効果を特定できる確率が大幅に向上します。これらの追加された実験を、**追加実験**(extra runs)と呼びます。この追加実験は、**偽因子**(fake factor)と呼ばれる架空の因子によって追加されます。追加実験については、「決定的スクリーニング計画」章の「[決定的スクリーニング計画の構造](#)」(252ページ)を参照してください。

偽因子を用いて実験を追加すると、2次効果に対する検出力が大幅に増加します。そのため、Jones and Nachtsheim (2016) は、最低4回の追加実験を含めることを強く推奨しています。

決定的スクリーニング計画の効果的モデル選択

決定的スクリーニング計画のデータに標準的なモデル選択手法を適用すると、重要な効果を見落とす恐れがあります。Errore et al. (2016) を参照してください。また、標準的なモデル選択手法は、決定的スクリーニング計画がもつ特有の性質を利用していません。「決定的スクリーニングのあてはめ」プラットフォームは、決定的スクリーニング計画の特性を利用した「決定的スクリーニング計画の効果的モデル選択」(Effective Model Selection for DSDs)という分析方法を採用しています。

Jones and Nachtsheim (2016) は、乱数シミュレーションによって、効果的モデル選択と標準的なモデル選択を比較しており、次のような結果が報告されています。決定的スクリーニング計画に含まれる因子と偽因子が、全部で c であるとしします。応答に影響している主効果(有効な主効果)が4個以上ある場合は、ほとんどの状況で、 $c/2$ 個までの有効な2次効果を確実に特定できます。また、有効な主効果が3個以下の場合は、効果間の強い親子関係(strong effect heredity)を前提とすると、すべての有効な2次効果を確実に特定できます。ここで、「**確実に特定する**」とは、誤差の標準偏差よりも3倍以上の大きさをもつ効果において、その検出力が0.80を超えている、という意味です。

「決定的スクリーニングのあてはめ」プラットフォームは、**効果間の強い親子関係 (strong effect heredity)** を前提としています。「効果間の強い親子関係」とは、主効果 A と B の両方がモデルに含まれる場合にのみ、 $A \times B$ の交互作用を含めるかどうかを考慮する、という原則です。強い親子関係を仮定した場合、ある効果がモデルに含まれる場合には、その効果のすべての低次の効果もモデルに含まれている必要があります。効果的モデル選択では、効果間の強い親子関係を前提として、どの2次効果が影響しているかを特定します。確実に特定できる重要な2次効果の個数は、前述のとおりです。

決定的スクリーニング計画では、すべての2次効果は主効果とは直交しています。効果的モデル選択では、決定的スクリーニング計画におけるこの直交性を利用します。応答が分布する空間は、主効果に対応する空間と、それに直交する補空間に分けることができます。Miller and Sitter (2005) は、主効果に対応する線形空間を**奇空間 (odd space)**と呼んでいます。なぜなら、この空間には、主効果、3因子効果、5因子効果など、奇数の効果に関する情報がすべて含まれるからです。また、奇空間に対する直交補空間を**偶空間 (even space)**と呼んでいます。この空間には、切片、2因子効果、4因子効果など、偶数の効果に関する情報がすべて含まれます。

「決定的スクリーニングのあてはめ」プラットフォームは、このような考えに基づいています。主効果に対応する空間は奇空間です。奇空間に対する直交補空間、つまり偶空間には、2次効果と（存在する場合には）ブロック変数が含まれます。この計算の詳細については、「[効果的モデル選択の計算](#)」(267ページ)およびJones and Nachtsheim (2016)を参照してください。

「決定的スクリーニングのあてはめ」プラットフォームの例

「Extraction 3 Data.jmp」データテーブルは、6因子を含む2ブロックの決定的スクリーニング計画です。[**ブロック因子を追加 (2乗項を推定するための中心点も追加)**] オプションを選択し、「追加の実験回数」として4回を指定しました。その結果、計画の実験回数は18回となっています。

モデルのあてはめ

1. [ヘルプ] > [サンプルデータライブラリ] を選択し、「Design Experiment」フォルダの「Extraction 3 Data.jmp」を開きます。
2. [実験計画(DOE)] > [決定的スクリーニング] > [決定的スクリーニングのあてはめ] を選択します。
3. 「歩留まり」を選択し、[Y] をクリックします。
4. 「ロット」から「時間」までを選択し、[X] をクリックします。
5. [OK] をクリックします。

2ステージに分けた分析が実行されます。ここで行われている計算の詳細については、「[技術的詳細](#)」(267ページ)を参照してください。

結果の考察

ステージ1: 主効果の推定値

ステージ1では、応答に影響している可能性の高い主効果が特定されます。

図8.2 主効果に対するステージ1のレポート

ステージ1 - 主効果の推定値				
項	推定値	標準誤差	t値	p値(Prob> t)
メタノール	9.7133	0.3674	26.438	<.0001*
エタノール	2.3166	0.3674	6.3055	0.0015*
時間	4.0798	0.3674	11.104	0.0001*
統計量	値			
RMSE	1.3747			
自由度	5			

メモ: 偽因子は、計画や分析において因子として表示されません。

2つの偽因子で追加された4回の実験の情報を用いて、自由度2の誤差平方和が求められます。偽因子は、計画を作成するときに暗黙的に使われるだけであり、その構造上、応答には影響していません。そのため、偽因子を利用して求められた誤差分散推定値は不偏推定値となります。各主効果について、主効果の応答 Y_{ME} に対する検定を、この誤差分散推定値から求めます。この例では、「メタノール」・「エタノール」・「時間」の3つの因子の p 値が閾値より小さく、有意と判断されました。 p 値に対する閾値の詳細については、「[ステージ1の手法](#)」(268ページ)を参照してください。

「プロパノール」・「ブタノール」・「pH」という、有意ではない3つの因子の変動は、偽因子の平方和に足されます。その結果、RMSEの自由度は、図8.2に示すように、5になっています。

ステージ2: 偶数次効果の推定値

ステージ2では、特定の基準が満たされるまで、2次効果が追加されていき、応答に影響している可能性が高い2次効果を見つけます。

図8.3 ステージ2の偶数次効果のレポート

ステージ2 - 偶数次効果の推定値				
項	推定値	標準誤差	t値	p値(Prob> t)
切片	34.568	1.3459	25.683	0.0015*
ロット[1]	17.197	0.7757	22.171	0.0020*
メタノール*エタノール	-0.367	0.7127	-0.515	0.6581
メタノール*時間	0.5266	0.7127	0.7389	0.5369
エタノール*時間	9.8258	0.8534	11.514	0.0075*
メタノール*メタノール	7.637	1.4914	5.1208	0.0361*
エタノール*エタノール	-1.449	1.477	-0.981	0.4299
時間*時間	-3.297	1.477	-2.232	0.1552
統計量	値			
RMSE	2.0626			
自由度	2			

ステージ1では有意な主効果が3つ見つかったので、次は、それらの3因子から構成される2次効果を、特定の基準が満たされるまで追加していきます。今回の例では、ステージ2のレポートにはすべての2次効果が追加されています。これは、ステージ2で2次効果を追加していく全過程において、ステージ2のRMSEがステージ1のRMSEより常に大きいままだったからです。ステージ2で使われる基準についての詳細は、「[ステージ2の手法](#)」(268ページ)を参照してください。

ステージ2で求められたRMSEは自由度が2になっていますが、このRMSEは最終的なモデル(6つの2次効果すべて)から得た誤差標準偏差の推定値です。

組み合わせたモデルの結果

モデルに含められた効果は、「組み合わせたモデルのパラメータ推定値」レポートに表示されます。

図8.4 「組み合わせたモデルのパラメータ推定値」レポート

組み合わせたモデルのパラメータ推定値				
項	推定値	標準誤差	t値	p値(Prob> t)
切片	34.568	1.0452	33.074	<.0001*
ロット[1]	17.197	0.6023	28.552	<.0001*
メタノール	9.7133	0.4281	22.691	<.0001*
エタノール	2.3166	0.4281	5.4118	0.0010*
時間	4.0798	0.4281	9.5307	<.0001*
メタノール*エタノール	-0.367	0.5534	-0.663	0.5287
メタノール*時間	0.5266	0.5534	0.9516	0.3730
エタノール*時間	9.8258	0.6627	14.828	<.0001*
メタノール*メタノール	7.637	1.1581	6.5945	0.0003*
エタノール*エタノール	-1.449	1.1469	-1.264	0.2468
時間*時間	-3.297	1.1469	-2.875	0.0238*
統計量	値			
RMSE	1.6017			
自由度	7			

このレポートの下部のRMSEと自由度は、通常の標準最小2乗法によって得られる結果です。このレポートに表示されている効果を、最終的なモデルにおける効果の候補として使用するとよいでしょう。

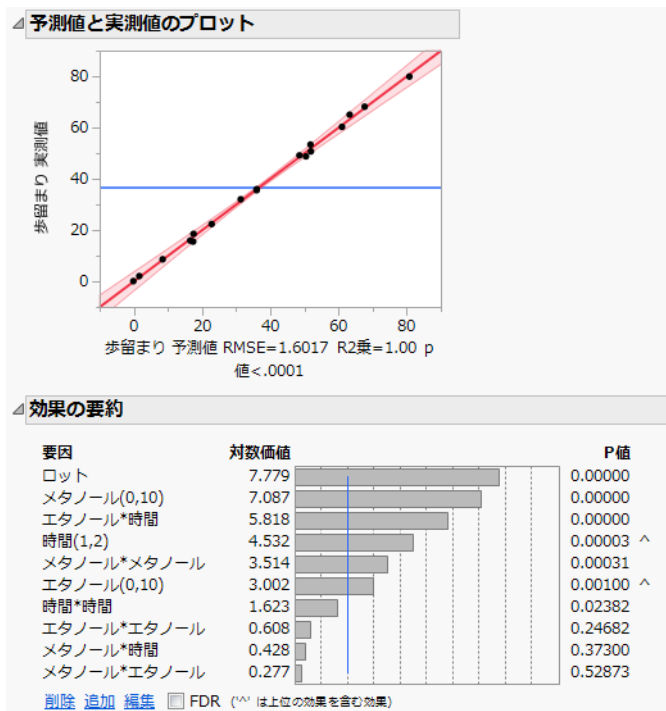
効果のさらなる削除

[モデルの作成] ボタンをクリックすると、「モデルのあてはめ」の起動ウィンドウが開き、その起動ウィンドウで選択された効果が指定されます。一方、[モデルの実行] ボタンをクリックすると、最小2乗法によってすぐにモデルがあてはめられます。

1. [モデルの実行] をクリックします。

「予測値と実測値のプロット」には、あてはまりの悪さを示す証拠が見当たりません。「効果の要約」レポートを見ると、モデルからさらに効果を削除できる可能性が示唆されています。

図8.5 「予測値と実測値のプロット」と「効果の要約」レポート



2. 「効果の要約」レポートから「メタノール*エタノール」を選択し、[削除] をクリックします。

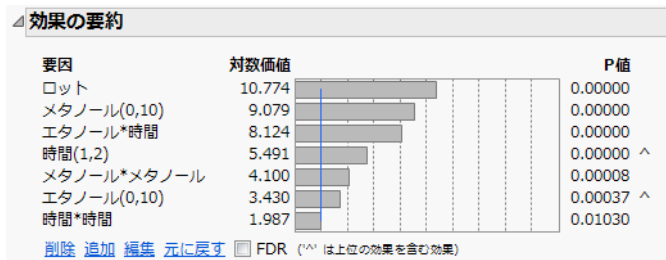
「メタノール*時間」の p 値は、0.33750 です。次はこれを削除します。

3. 「効果の要約」レポートから「メタノール*時間」を選択し、[削除] をクリックします。

「エタノール*エタノール」の p 値は、0.15885 です。次はこれを削除します。

4. 「効果の要約」レポートから「エタノール*エタノール」を選択し、[削除] をクリックします。

図8.6 最終モデルに含まれる効果の「効果の要約」レポート



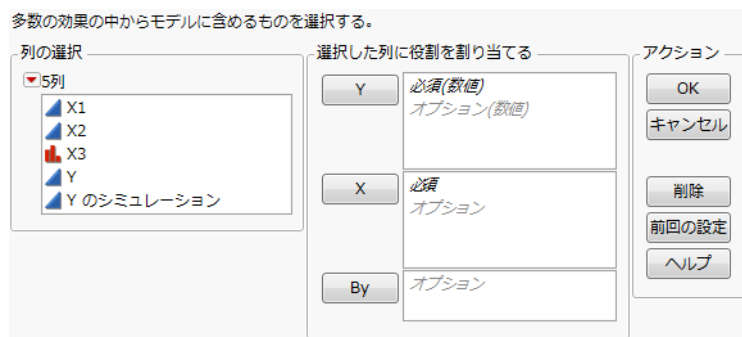
その他の効果は有意です。結論として、「これらの効果が応答に影響している効果であろう」と言うことができます。

「決定的スクリーニングのあてはめ」プラットフォームの起動

「決定的スクリーニングのあてはめ」プラットフォームを起動するには、[実験計画(DOE)] > [決定的スクリーニング] > [決定的スクリーニングのあてはめ] を選択します。図 8.7 の起動ウィンドウは、「Extraction3 Data.jmp」を使用しています。

メモ: JMP で計画を作成した場合は、計画テーブルに「決定的スクリーニングのあてはめ」というスクリプトが含まれています。このスクリプトを実行すると、分析をすぐに実行できます。

図 8.7 「決定的スクリーニングのあてはめ」の起動ウィンドウ



- Y** 1つまたは複数の数値の応答変数。
- X** 連続尺度の因子か、2水準のカテゴリカル因子。このプラットフォームは、決定的スクリーニング計画の特性である折り重ね (foldover) を利用して分析を行います。そのため、これらの因子で、折り重ねになっている必要があります。
- By** この列の水準に従ってデータがグループ化され、それぞれ個別に分析されます。指定した列の水準ごとに、対応する行が分析されます。分析結果は、個別のレポートにまとめられます。複数の By 変数を指定した場合は、By 変数の水準のすべての組み合わせごとに分析が行われます。

「決定的スクリーニングのあてはめ」レポート

「決定的スクリーニングのあてはめ」レポートには、以下のアウトラインが含まれます。

- 「[ステージ 1 - 主効果の推定値](#)」(264 ページ)
- 「[ステージ 2 - 偶数次効果の推定値](#)」(265 ページ)
- 「[組み合わせたモデルのパラメータ推定値](#)」(265 ページ)
- 「[主効果プロット](#)」(266 ページ)
- 「[予測プロファイル](#)」(266 ページ)

ステージ1 - 主効果の推定値

「主効果の推定値」レポートには、応答に影響していると判定された主効果（有効であると判定された主効果）が表示されます。この判定の根拠は、 p 値が閾値より小さいかどうかです。

- 偽因子が使われていたり、中心点が反復されている場合には、モデルに依存しないで誤差分散を推定できます。そのような場合には、この誤差分散推定値に基づいて、主効果が検定されます。
- 偽因子が使われておらず、かつ、中心点も反復されていない場合は、有効ではない主効果から計算された誤差分散推定値に基づき、主効果の部分集合を順番に検定します。この方法を実行するためには、有効ではない効果が少なくとも1つ必要になります。

どちらの場合でも、有効ではない主効果の変動は、主効果の検定に用いた誤差分散に追加されます。

図8.8 ステージ1のレポート

ステージ1 - 主効果の推定値				
項	推定値	標準誤差	t値	p値(Prob> t)
メタノール	9.7133	0.3674	26.438	<.0001*
エタノール	2.3166	0.3674	6.3055	0.0015*
時間	4.0798	0.3674	11.104	0.0001*
統計量		値		
RMSE	1.3747			
自由度	5			

項 応答に影響していると判定された主効果（有効であると判定された主効果）。検定において p 値が閾値を下回った効果です。検定については、「[ステージ1の手法](#)」（268ページ）を参照してください。

推定値 主効果に対する係数（パラメータ推定値）。

標準誤差 推定値の標準誤差。ステージ1のRMSEを使用して計算されます。

t値 推定値を標準誤差で割った値。

p値(Prob>|t|) 誤差の自由度（DF）とt値を使って計算される p 値。

RMSE ステージ1の分析で得られた、平均平方誤差の平方根。

- 偽因子が使われていたり、中心点が反復されたりしている場合には、それらの偽因子や中心点から計算される変動に、有効ではない主効果の変動を足したものから、このRMSEは計算されます。
- 偽因子が使われておらず、かつ、中心点も反復されていない場合には、有効ではない主効果の変動から、このRMSEは計算されます。

自由度 RMSEを計算するのに使われた誤差の自由度。

- 偽因子が使われていたり、中心点が反復されたりしている場合には、偽因子の個数、中心点の反復数、有効ではない主効果の個数を足し合わせたものが、この自由度です。
- 偽因子が使われておらず、かつ、中心点も反復されていない場合には、有効ではない主効果の個数が、この自由度です。

ステージ2 - 偶数次効果の推定値

「偶数次効果の推定値」レポートには、応答に影響していると判定された2次効果（有効であると判定された2次効果）が表示されます。有効な2次効果を選択するにあたって、特定の基準を満たすまで、変数の選択処理が繰り返されます。この方法については、「[ステージ2の手法](#)」（268ページ）を参照してください。なお、ブロック効果が計画に含まれている場合は、そのブロック効果は有意であるかどうかに関わらず表示されます。

図8.9 ステージ2のレポート

ステージ2 - 偶数次効果の推定値				
項	推定値	標準誤差	t値	p値(Prob> t)
切片	34.568	1.3459	25.683	0.0015*
ロット[1]	17.197	0.7757	22.171	0.0020*
メタノール*エタノール	-0.367	0.7127	-0.515	0.6581
メタノール*時間	0.5266	0.7127	0.7389	0.5369
エタノール*時間	9.8258	0.8534	11.514	0.0075*
メタノール*メタノール	7.637	1.4914	5.1208	0.0361*
エタノール*エタノール	-1.449	1.477	-0.981	0.4299
時間*時間	-3.297	1.477	-2.232	0.1552
統計量	値			
RMSE	2.0626			
自由度	2			

項 ブロック因子と、応答に影響していると判定された2次効果（有効であると判定された2次効果）。

推定値 2次効果に対する係数（パラメータ推定値）。これらの推定値は、 Y_{2nd} から計算されます。「[応答の分解](#)」（267ページ）を参照してください。

標準誤差 推定値の標準誤差。ステージ2のRMSEを使用して計算されます。

t値 推定値を標準誤差で割った値。

p値(Prob>|t|) 誤差の自由度（DF）とt値を使って計算されるp値。

RMSE ステージ2の分析で得られた、平均平方誤差の平方根。このRMSEは、有効な2次効果を説明変数としたモデルに基づき、 Y_{2nd} から推定されます。「[応答の分解](#)」（267ページ）を参照してください。

自由度 RMSEを計算するのに使われた誤差の自由度。

組み合わせたモデルのパラメータ推定値

「組み合わせたモデルのパラメータ推定値」レポートには、最終的なモデルに含まれる項と、通常の最小2乗法に基づくパラメータ推定値、その標準誤差、t値、p値、RMSE、モデルの自由度が表示されます。

レポートの下には、組み合わせたモデルを作成または実行するボタンが表示されます。

図8.10 「組み合わせたモデルのパラメータ推定値」レポート

組み合わせたモデルのパラメータ推定値				
項	推定値	標準誤差	t値	p値(Prob> t)
切片	34.568	1.0452	33.074	<.0001*
ロット[1]	17.197	0.6023	28.552	<.0001*
メタノール	9.7133	0.4281	22.691	<.0001*
エタノール	2.3166	0.4281	5.4118	0.0010*
時間	4.0798	0.4281	9.5307	<.0001*
メタノール*エタノール	-0.367	0.5534	-0.663	0.5287
メタノール*時間	0.5266	0.5534	0.9516	0.3730
エタノール*時間	9.8258	0.6627	14.828	<.0001*
メタノール*メタノール	7.637	1.1581	6.5945	0.0003*
エタノール*エタノール	-1.449	1.1469	-1.264	0.2468
時間*時間	-3.297	1.1469	-2.875	0.0238*
統計量 値				
RMSE	1.6017			
自由度	7			

モデルの作成 「モデルのあてはめ」ウィンドウが表示されます。このウィンドウには、「組み合わせたモデルのパラメータ推定値」レポートのモデルの項と、「決定的スクリーニングのあてはめ」で指定した応答値が含まれており、これらを使ってモデルを作成することができます。手法は「標準最小2乗」が選択されています。

モデルの実行 「組み合わせたモデルのパラメータ推定値」レポートのモデルの項と、「決定的スクリーニングのあてはめ」で指定した応答値を使って、標準最小2乗法によるあてはめを実行します。

主効果プロット

「決定的スクリーニングのあてはめ」の起動ウィンドウで [X] に指定された各因子ごとに、応答のプロットを表示します。ブロック因子は表示されません。

予測プロファイル

ステージ1の分析において重要であると判定された主効果の予測プロファイルを表示します。組み合わせたモデルの項の予測プロファイルを表示するには、[モデルの実行] ボタンをクリックしてください。予測プロファイルの詳細については、『プロファイル機能』の「プロファイル」章を参照してください。

「決定的スクリーニングのあてはめ」プラットフォームのオプション

以下のオプションについて詳しくは、『JMPの使用法』の「JMPのレポート」章を参照してください。

ローカルデータフィルタ 現在のレポートにおいてデータをフィルタリングするローカルデータフィルタを表示するか、非表示にします。

やり直し 分析を繰り返すオプションや、やり直すオプションを含みます。また、[自動再計算] オプションを選択すると、このオプションに対応しているプラットフォームにおいて、データテーブルに加えた変更が、該当するレポートに即座に反映されるようになります。

スクリプトの保存 レポートを再現するためのスクリプトを保存するオプションが、保存先ごとに用意されています。

By グループのスクリプトを保存 By 変数の全水準に対するレポートを再現するためのスクリプトを保存するオプションが、保存先ごとに用意されています。起動ウィンドウで By 変数を指定した場合のみ使用可能です。

技術的詳細

効果的モデル選択の計算

この節では、「決定的スクリーニングのあてはめ」プラットフォームで使用されている効果的モデル選択 (effective model selection) の概要を説明します。詳細については、Jones and Nachtsheim (2016) を参照してください。

応答の分解

効果的モデル選択では、応答 Y を Y_{ME} と Y_{2nd} に分けます。ここで、 $Y = Y_{ME} + Y_{2nd}$ という関係があります。

- Y_{ME} は、主効果および偽因子に基づき Y の回帰を行って得た予測値です。

Y_{ME} は、主効果と偽因子に対して Y を回帰することにより得た予測値です。なお、決定的スクリーニング計画は折り重ね構造になっているので、 Y_{ME} にブロック因子を含める必要はありません。ブロック因子は Y_{2nd} に含められます。

- Y_{2nd} は、 $Y_{2nd} = Y - Y_{ME}$ で計算します。

メモ: 決定的スクリーニング計画では、 Y_{ME} と Y_{2nd} の列は互いに直交しています。

分析は2ステージに分けて進められます。

- ステージ1: 応答 Y を使って、主効果を特定する。このステージでは、応答に影響している主効果（有効な主効果）を特定します。
- ステージ2: 応答 Y_{2nd} を使って、2次効果を特定する。このステージでは、ステージ1 で有効であると特定された主効果を含む2次効果をすべて検討して、その中から有効と思われる2次効果を特定します。

メモ: ブロック因子がある場合は、有意であるかどうかに関わらず、ステージ2の効果のリストに加えられます。

ステージ1の手法

ステージ1の処理は、計画を作成するのに偽因子が使われたかどうか、または、中心点が反復されているかどうかによって異なります。

ケース1: 偽因子が使われたり、中心点が反復されたりしている場合

1. 偽因子や反復されている中心点を用いて、モデルに依存しない誤差分散の推定値が算出されます。3 次以上の奇数次数の効果は存在しないという前提において、この誤差分散推定値は偏りのない不偏推定値です。
2. この誤差分散推定値に基づき、 Y_{ME} を用い、主効果を検定します。主効果の p 値閾値より小さくなる場合、その主効果は応答に影響している（有効である）と見なされます。閾値は次のとおりです。
 - 誤差の自由度が1の場合、閾値は0.20です。
 - 誤差の自由度が2の場合、閾値は0.10です。
 - 誤差の自由度が3以上の場合、閾値は0.05です。
3. この閾値を下回る p 値を持つ主効果がない場合は、有効な主効果がなく、有効な2次効果もないと結論付けられます。そして、この時点で、処理を終了します。
4. 重要な主効果が見つかった場合は、重要でない主効果の変動を、(1)で生成した誤差分散にプールします。

ケース2: 偽因子が使われておらず、かつ、中心点も反復されていない場合

このケースでは、モデルに依存しない誤差分散の推定値は存在しません。有効でない主効果をもとに計算された誤差分散の推定値に対して、主効果を順番に検定していきます。主効果が m 個あるとしましょう。

1. Y_{ME} を応答として使用し、効果の推定値の絶対値を大きい順に並べます。
2. $1 \leq i < m$ とし、 i 番目に大きい効果の絶対値を検証するには、その効果に加え、それより大きい絶対値を持つ効果すべてを考慮に入れたモデルにおいて調整した残差平方和を使用します。
3. 最小の p 値を持つ効果が有効であると見なされます。
4. 有効な主効果が見つかったら、有効でない主効果の変動を、誤差分散の推定値の計算に用います。この時も、 Y_{ME} を応答として使用します。

メモ: この「決定的スクリーニングのあてはめ」のケース2の処理が成立するには、有効な主効果と有効でない主効果が少なくとも1つずつ必要になります。有効な主効果がなかったり、すべての主効果が有効である場合は、上述の説明とは異なった方法で主効果の組み合わせが特定されます。

ステージ2の手法

ステージ2では、ステージ1で有効だと判断された主効果を含む2次効果のみが検討されます。ステージ2では、特定の基準が満たされるまで2次効果を追加していきます。この処理では、ステージ2のRMSEがステージ1のRMSEを上回っていれば、モデルに2次効果を加えていく処理を続けます。ステージ2のRMSEがステージ1のRMSE以下になった時点で、モデルに2次効果を追加していく処理を終了します。

閾値には、ステージ1と同じ値を使用します。

- 誤差の自由度が1の場合、閾値は0.20です。
 - 誤差の自由度が2の場合、閾値は0.10です。
 - 誤差の自由度が3以上の場合、閾値は0.05です。
1. まず、ステージ1の誤差推定値をもとに、 Y_{2nd} の変動を検定し、2次効果に起因する変動があるかどうかを調べます。
 - この検証の p 値が閾値より大きい場合には、応答に影響している2次効果（有効な2次効果）はないものとして、この時点で処理を終了します。
 2. この検証の p 値が閾値以下である場合は、サイズ k ($k = 1, 2, 3, \dots$) の組み合わせを、 $k = 1$ から順に検定していきます。
 3. 各 k について、サイズ k の組み合わせにおいて、RMSEが最小となる組み合わせを取り出します。そして、その誤差平方和を、ステージ1の誤差分散推定値と比べます。
 4. この処理を、ステージ1のRMSEより小さくなる k が見つかるまで続けます。
 5. この最終的な k の値より1つ前の組み合わせに含まれるものが、有効な2次効果であると見なされます。

第9章

スクリーニング計画

工業分野でも最も普及している実験計画の一つとして、スクリーニング計画が挙げられます。スクリーニング計画は、通常、一連の実験における初期段階で使用され、多数の因子の中から応答に対する影響が大きい因子を探し出します。そして探し出された因子をもとに、応答曲面計画などのより感度の高い計画でさらに検討を進めていきます。一般に、スクリーニング計画には、他の計画と比較して実験回数が少ないという利点があり、工程を効率的に改善できます。

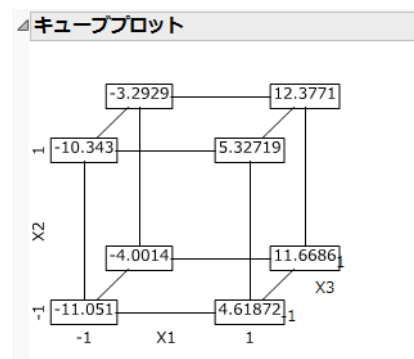
実験の状況に合う標準的なスクリーニング計画が存在する場合は、それらの計画から選択できます。場合によっては、ブロック計画を選択することもできます。因子には、2水準の連続変数、3水準のカテゴリカル変数、または不連続の数値のみを取る連続変数（**離散数値**の因子）を使用できます。

一方、標準的なスクリーニング計画を使用できない場合もあります。そのような場合、スクリーニング計画プラットフォームでは、**主効果スクリーニング計画**が作成されます。主効果スクリーニング計画は、直交計画か殆ど直交計画のどちらかです。交互作用が無視できるほど小さい状況において、主効果を効率よく推定することを目的としています。

JMPでは、スクリーニング計画に代わる、次の2つの有力な計画も用意しています。

- 決定的スクリーニング計画は、2 因子間交互作用が存在していると考えられる状況や、連続尺度の因子がもつ効果が曲線的であると考えられる状況において、特に有用です。[第7章「決定的スクリーニング計画」](#)を参照してください。
- カスタム計画は、非常に柔軟性が高く、他の方法で作成した計画に比べ、コストを低く抑えられるのが特徴です。[第4章「カスタム計画」](#)を参照してください。

図9.1 一部実施要因計画の結果



スクリーニング計画の概要

スクリーニング計画は、応答に影響する因子を特定することを目的とした、規模の小さな計画です。高度なモデルを作成することではなく、因子を特定することが目的なので、連続尺度の因子は、通常、2水準のみに設定されます。ただし、離散数値やカテゴリカルな因子が含まれるような状況では、従来のスクリーニング計画が適さない場合があります。「スクリーニング計画」プラットフォームでは、2水準の連続変数、カテゴリカル変数、離散数値という3種類の因子をすべて扱うことが可能です。

「スクリーニング計画」プラットフォームでは、以下の2種類のスクリーニング計画を作成できます。

- 従来の標準的な計画：指定した因子の条件に該当する標準的なスクリーニング計画がある場合は、一部実施要因計画、Plackett-Burman 計画、Cotter 計画、および混合水準計画から選択できます。
- 主効果だけのスクリーニング計画：標準的な計画を使用できるかどうかに関わらず、主効果だけのスクリーニング計画を作成できます。これらの計画は、直交計画または殆直交計画のいずれかで、交互作用が無視できるほど小さい状況において、主効果を効率よく推定することを目的としています。「[主効果スクリーニング計画](#)」(294 ページ) を参照してください。

基本原則

主効果に対するスクリーニング計画は、「効果の階層性」という経験的原則に基づいています。この原則は、「高次の効果よりも、低次の効果の方が影響や重要度が大きい」というものです。スクリーニング計画は、この原則に基づき、重要な主効果を特定することを主眼とします。高次の交互作用を調べたい場合は、「3 因子間交互作用は、2 因子間交互作用に比べて影響が無視できるほど小さい」という仮定に基づき、2 因子間交互作用も調べます。「実験計画を始めよう」章の「[効果の階層性](#)」(58 ページ) および Wu and Hamada (2009) を参照してください。

効果の希薄性 (effect sparsity) という原則が成り立っていなければ、スクリーニング計画は有効な計画ではなくなります。この原則は、「応答変数の変動のほとんどは、少数の因子だけで説明できる」というものです。「実験計画を始めよう」章の「[効果の希薄性](#)」(58 ページ) を参照してください。

効果の希薄性の重要性を理解するために、7 個の 2 水準因子がある例を考えてみましょう。この場合、完全実施要因計画とスクリーニング計画は、それぞれ次のようになります。

- 完全実施要因計画には因子水準のすべての組み合わせが含まれます。実験回数は各因子の水準数の積に等しくなります。この例では、 $2^7 = 128$ 回となります。
- それとは対照的に、スクリーニング計画では、完全実施要因計画の一部だけを実施することで実験数を減らします。7 因子の場合、主効果だけのスクリーニング計画の実験回数は、たった 8 回です。

スクリーニング計画の結果の分析

スクリーニング計画は、多くの場合、多数の因子や交互作用を評価することを目的として使用されます。スクリーニング計画の実験結果は、誤差に自由度があり、誤差の推定値を求めることができる場合には、通常の回帰手法 ([分析] > [モデルのあてはめ]) によって分析できます。

一方、誤差の自由度がない場合もあります。そのような場合に対して、効果の希薄性を前提として、2水準計画の実験結果を分析するプラットフォームが提供されています（[分析] > [発展的なモデル] > [発展的な実験計画モデル] > [2水準スクリーニングのあてはめ]）。このプラットフォームでは、複数の応答と因子を扱えます。そして、有意である効果を自動的に探し出し、グラフや統計量で示します。詳細については、「[「2水準スクリーニングのあてはめ」プラットフォーム](#)」章（313ページ）を参照してください。この章の例については、「[一部実施要因計画の生成ルールの変更](#)」（301ページ）および「[Plackett-Burman計画](#)」（307ページ）を参照してください。

スクリーニング計画の例

この節では、次の例を挙げています。

- 「[一部実施要因計画と主効果スクリーニング計画の比較](#)」（273ページ）
- 「[主効果スクリーニング計画（標準的な計画が存在しない場合）](#)」（280ページ）

一部実施要因計画と主効果スクリーニング計画の比較

この例では、ある技術者が、電子ビームを利用した溶接機を使って2つのパーツを溶接するプロセスについて検討しているとします。この技術者は、溶接用の固定具に2つのパーツを取り付け、それらのパーツを軽く接触させています。溶接機に電圧をかけると、電子ビームが発生し、2つのパーツが加熱されて溶着します。溶接面の理想的な深さは、0.17インチ（4.3mm）です。技術者は、これを実現するのに最適な溶接機の設定を決定したいと考えています。

この研究を行うために、以下の7つの因子について調べます。

- 溶接機を操作する技師（「**オペレータ**」）。通常、2人の技師が機械を操作します。
- ビームの下でパーツを回転させる速度（「**速度**」。単位はrpm）
- ビームの強度に影響を及ぼす電流（「**電流**」。単位はamps）
- 溶接方法（「**モード**」）
- パーツの厚さ（「**厚さ**」。単位はmm）
- 継手がレ形開先かK形開先か（「**形状**」）
- 溶接する材質の種類（「**材質**」）

これらの因子のうち、「**速度**」、「**電流**」、「**厚さ**」の3つは連続変数です。「**オペレータ**」、「**モード**」、「**形状**」、「**材質**」の4つはカテゴリカルな因子です。カテゴリカルな因子にはそれぞれ2つの水準があります。

1回のプロセスが終了するたびに、技師がパーツを2つに切断して溶接面を調べ、深さを測定します。溶接面の「深さ」とは、溶接によって発生した溶け込みの深さをインチで測定したものです。これがこの実験での応答です。

実験の目的は、次のとおりです。

- どの因子が溶接の深さに影響を及ぼすのかを判断する。
- それらの効果を定量化する。
- 溶接の深さが 0.17 ± 0.05 インチになると予測される因子設定を見つける。

予算では最大12回の実験を実行することが可能です。これらの状況に合わせて、2つの計画を作成し、比較してみましょう。1つ目は従来の一部実施要因計画で、この計画には8回の実験が含まれます。2つ目は主効果スクリーニング計画で、この計画には12回の実験が含まれます。

標準的なスクリーニング計画の作成

ここでは、この実験の条件に基づき、標準的なスクリーニング計画を作成します。

応答の指定

1. [実験計画(DOE)] > [古典的な計画] > [スクリーニング計画] を選択します。
2. 「応答」パネルで、「応答名」の欄の「Y」をダブルクリックし、「深さ」と入力します。
「目標」はデフォルトで「最大化」になっています。この例での目標は、深さが目標の0.17インチ(0.12 ~ 0.22インチの範囲内)になることです。
3. デフォルトの目標値である「最大化」をクリックし、「目標値に合わせる」に変更します。
4. 「下側限界」の欄をクリックして「0.12」と入力します。
5. 「上側限界」の欄をクリックして「0.22」と入力します。
6. 「重要度」の欄は空白にします。

応答が1つだけなので、デフォルトで、その応答に重要度1が割り当てられます。

入力が終わった「応答」アウトラインは図9.2のようになります。次に、因子を指定します。

因子の指定

因子は、手動で入力するか、または自動的に入力します。

- 手動で入力する場合は、「[手動での因子の指定](#)」(275ページ)を参照してください。
- 自動的に入力する場合は、次のように「Weld Factors.jmp」データテーブルを使用します。
 1. [ヘルプ] > [サンプルデータライブラリ] を選択し、「Design Experiment」フォルダの「Weld Factors.jmp」を開きます。
 2. 「スクリーニング計画」の赤い三角ボタンのメニューから「[因子のロード](#)」を選択します。「[計画を選択する](#)」(276ページ)に進みます。

手動での因子の指定

1. 「N個の因子を追加」に「3」と入力し、[連続変数] をクリックします。
2. 「X1」をダブルクリックして、「速度」と入力します。
3. Tab キーを押して他の値や因子に移動し、次のように変更します。
 - a. 「速度」の値を「3」と「5」に変更します。
 - b. 「X2」を「電流」に変更し、その値を「150」と「165」に変更します。
 - c. 「X3」を「厚さ」に変更し、その値を「20」と「30」に変更します。
4. 「N個の因子を追加」に「4」と入力し、[カテゴリカル] > [2水準] を選択します。
5. 「X4」をダブルクリックして、「オペレータ」と入力します。
6. Tab キーを押して他の値や因子に移動し、次のように変更します。
 - a. 「オペレータ」の値を「John」と「Mary」に変更します。
 - b. 「X5」を「モード」に変更し、その値を「Conductance」と「Keyhole」に変更します。
 - c. 「X6」を「形状」に変更し、その値を「Double」と「Single」に変更します。
 - d. 「X7」を「材質」に変更し、その値を「Aluminum」と「Magnesium」に変更します。

これで、「応答」アウトラインと「因子」アウトラインは、図9.2のようになります。

図9.2 溶接の実験の「応答」アウトラインと「因子」アウトライン

スクリーニング計画

応答

応答の追加

削除

応答数...

応答名	目標	下側限界	上側限界	重要度
深さ	目標値に合わせる	0.12	0.22	.

オプションの項目

因子

連続変数

離散数値

カテゴリカル

削除

N個の因子を追加

1

名前	役割	値	
速度	連続変数	3	5
電流	連続変数	150	165
厚さ	連続変数	20	30
オペレータ	カテゴリカル	John	Mary
モード	カテゴリカル	Conductance	Keyhole
形状	カテゴリカル	Double	Single
材質	カテゴリカル	Aluminum	Magnesium

因子の指定

それぞれのボタンをクリックして連続量因子またはカテゴリカル因子を追加。変更するには、因子名または因子水準をダブルクリック。

続行

計画を選択する

1. [続行] をクリックします。

直前の手順で指定した因子と水準の組み合わせでは、標準的な一部実施要因計画を使用することが可能なので、「スクリーニング計画の種類を選択」パネルが表示されます。ここで、標準計画の一覧から選択するか、主効果スクリーニング計画を作成するかのどちらかを選択できます。

メモ: 次の手順にて乱数シード値を設定すると、以下の数値例と同じ結果が得られます。同じ結果でなくとも良い場合は、この手順は不要です。

2. (オプション)「スクリーニング計画」の赤い三角ボタンのメニューから [乱数シード値の設定] を選択し、「12345」と入力して [OK] をクリックします。
3. デフォルトの [一部実施要因計画の一覧から選択] をそのまま使い、[続行] をクリックしてください。
4. 「一部実施要因計画」のうち、最初のものを選びます。図9.3を参照してください。

図9.3 連続量の因子2つとカテゴリカルな因子1つの計画のリスト

計画のリスト		
リスト内の行をクリックして計画を選択してください。		
実験ブロック	計画の種類	レゾリューション
数	サイズ	- 推定できるもの
8	一部実施要因計画	3 - 主効果のみ
12	Plackett-Burman計画	3 - 主効果のみ
16	一部実施要因計画	4 - 一部の2因子交互作用
16 8	一部実施要因計画	4 - 一部の2因子交互作用
16 4	一部実施要因計画	4 - 一部の2因子交互作用
16 2	一部実施要因計画	4 - 一部の2因子交互作用
32	一部実施要因計画	4 - 一部の2因子交互作用
32 16	一部実施要因計画	4 - 一部の2因子交互作用
32 8	一部実施要因計画	4 - 一部の2因子交互作用
32 4	一部実施要因計画	4 - 一部の2因子交互作用
32 2	一部実施要因計画	4 - 一部の2因子交互作用
64	一部実施要因計画	5+ - すべての2因子交互作用
64 32	一部実施要因計画	5+ - すべての2因子交互作用
64 16	一部実施要因計画	5+ - すべての2因子交互作用

これは、8回の実験を含むレゾリューションIIIの一部実施要因計画です。レゾリューションについては、「[交絡の度合いを示すレゾリューション](#)」(291 ページ) を参照してください。

5. [続行] をクリックします。

「出力オプション」アウトラインで、「実験の順序」に [ランダム化] が選択されています。これは、実験の順序がランダムに表示されることを意味します。実験を実行するときは、この順序に従う必要があります。

図9.4 設定後の「スクリーニング計画」ウィンドウ

スクリーニング計画

応答

応答の追加

削除

応答数...

応答名	目標	下側限界	上側限界	重要度
深さ オプションの項目	目標値に合わせる	0.12	0.22	.

因子

連続変数

離散数値

カテゴリカル

削除

N個の因子を追加

1

名前	役割	値	
速度	連続変数	3	5
電流	連続変数	150	165
厚さ	連続変数	20	30
オペレータ	カテゴリカル	John	Mary
モード	カテゴリカル	Conductance	Keyhole
形状	カテゴリカル	Double	Single
材質	カテゴリカル	Aluminum	Magnesium

計画の表示と変更

生成ルールを変更

効果の交絡関係

コード化された計画

計画の評価

出力オプション

実験の順序:

ランダム化

次を追加してJMPテーブルを作成する

中心点の数:

0

反復の回数:

0

テーブルの作成

戻る

6. 「計画の表示と変更」の下にある「効果の交絡関係」アウトラインを開きます。

図9.5 実験数8回の一部実施要因計画の「効果の交絡関係」

効果の交絡関係	
効果	交絡関係
速度	= 電流*材質 = 厚さ*形状 = オペレータ*モード
電流	= 速度*材質 = 厚さ*モード = オペレータ*形状
厚さ	= 速度*形状 = 電流*モード = オペレータ*材質
オペレータ	= 速度*モード = 電流*形状 = 厚さ*材質
モード	= 速度*オペレータ = 電流*厚さ = 形状*材質
形状	= 速度*厚さ = 電流*オペレータ = モード*材質
材質	= 速度*電流 = 厚さ*オペレータ = モード*形状

前の手順で、レゾリューション III の計画を選択しました（図9.3を参照）。レゾリューション III の計画では、一部の主効果は2次交互作用と交絡します。「効果の交絡関係」アウトラインによると、このレゾリューション III の計画では、主効果はすべて完全に3つの2次交互作用と交絡しています。重要な2次交互作用

が存在すると予想している場合、これは良い計画とは言えません。交絡については、「[2水準の一部実施要因計画](#)」(289ページ)を参照してください。

7. [テーブルの作成] をクリックします。

図9.6 計画データテーブル

	パターン	速度	電流	厚さ	オペレータ	モード	形状	材質	深さ
1	++++++	5	165	30	Mary	Keyhole	Single	Magnesium	•
2	-+---+	3	165	20	Mary	Conductance	Single	Aluminum	•
3	+---++	5	150	30	John	Conductance	Single	Aluminum	•
4	-----	3	150	20	John	Keyhole	Single	Magnesium	•
5	-+---+	3	165	30	John	Keyhole	Double	Aluminum	•
6	++-----	5	165	20	John	Conductance	Double	Magnesium	•
7	+---++	5	150	20	Mary	Keyhole	Double	Aluminum	•
8	-----	3	150	30	Mary	Conductance	Double	Magnesium	•

次の点を確認してください。

- 先ほど入力した応答名、因子名、および水準が表示されます。
- 「パターン」の列には、各因子の高水準と低水準の割り当て状況が、実験ごとに示されます。
- この一部実施要因計画は、レゾリューションIIIの計画です。7つの因子の主効果を、8回の実験で調べることができます。

主効果スクリーニング計画の作成

標準的な計画が存在しない場合でも、主効果のスクリーニングに利用できる直交計画（または殆直交計画）を作成できます。ここでは、7つの因子に対する主効果スクリーニング計画を作成します。

1. 「スクリーニング計画」ウィンドウを開きます。いったん閉じてしまった場合は、計画のデータテーブルの「DOEダイアログ」スクリプトを実行します。
2. [戻る] をクリックします。
3. [続行] をクリックします。

メモ: 次の2つの手順に従って乱数シード値と開始点の数を設定すると、例と同じ結果が得られます。同じ結果でなくても良い場合は、これらの手順は不要です。

4. (オプション)「スクリーニング計画」の赤い三角ボタンのメニューから[乱数シード値の設定]を選択し、「12345」と入力して[OK]をクリックします。
5. (オプション)「スクリーニング計画」の赤い三角ボタンのメニューから[開始点の数]を選択し、「50」と入力して[OK]をクリックします。
6. 「スクリーニング計画の種類を選択」パネルで、[主効果スクリーニング計画の作成] オプションを選択します。

7. [続行] をクリックします。

「実験の回数」のところで、[デフォルト値] が選択され、実験回数が12回に設定されています。この設定をそのまま使用します。

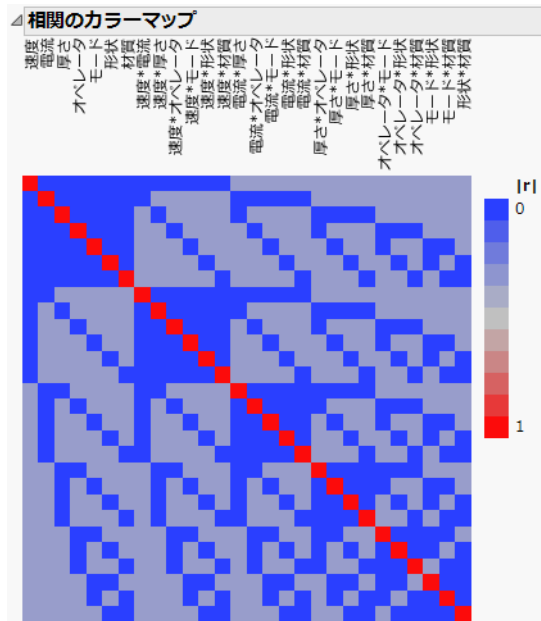
8. [計画の作成] をクリックします。

図9.7 主効果スクリーニング計画

計画							
実験	速度	電流	厚さ	オペレータ	モード	形状	材質
1	3	165	20	John	Conductance	Single	Aluminum
2	5	150	30	Mary	Conductance	Double	Aluminum
3	3	150	30	John	Keyhole	Double	Aluminum
4	5	165	20	Mary	Keyhole	Double	Magnesium
5	3	165	20	Mary	Conductance	Double	Aluminum
6	5	150	20	John	Conductance	Double	Magnesium
7	3	150	30	Mary	Conductance	Single	Magnesium
8	5	150	20	John	Keyhole	Single	Aluminum
9	3	165	30	John	Keyhole	Double	Magnesium
10	5	165	30	John	Conductance	Single	Magnesium
11	3	150	20	Mary	Keyhole	Single	Magnesium
12	5	165	30	Mary	Keyhole	Single	Aluminum

9. 「計画の評価」アウトラインを開き、次に「関連のカラーマップ」アウトラインを開きます。

図9.8 実験回数が12回の主効果スクリーニング計画の「関連のカラーマップ」



「相関のカラーマップ」には、主効果間の相関がないことが示されています。これは、カラーマップの左上の、非対角の青いセルに対応します。各主効果は、いくつかの2因子間相互作用と部分的に交絡しています。これは、グレーのセルに対応します。グレーのセルの上にカーソルを置くと、相関の絶対値が0.333であることが示されます。

このケースでは、実験回数12回の主効果スクリーニング計画はPlackett-Burman計画でした。なお、この計画は「計画のリスト」から選択することも可能でした。しかし、ほとんどの状況では、主効果スクリーニング計画における部分的な交絡のほうが、実験の状況に合わせて調整した一部実施要因計画の完全交絡よりも好ましいと言えるでしょう。

次の節では、標準的な計画が存在しない例を紹介します。このようなケースでは、主効果スクリーニング計画が作成されます。

主効果スクリーニング計画（標準的な計画が存在しない場合）

標準的な計画が存在しない場合でも、主効果のスクリーニングに利用できる直交計画（または殆直交計画）を作成できます。このスクリーニング計画は、交互作用の効果は無視できるほど小さいという条件のもとで、すべての主効果を推定できる計画です。

この例のような状況では、標準的な計画はありません。4水準と6水準のカテゴリカル因子が1個ずつ、そして、連続尺度の因子が11個である、全部で13因子の計画を作成するとします。

1. **「実験計画(DOE)」 > 「古典的な計画」 > 「スクリーニング計画」** を選択します。

「応答」パネルに「Y」というデフォルトの応答が1つ表示されます。このデフォルトの応答をそのまま使用します。

2. 「因子」パネルで**「カテゴリカル」** をクリックし、**「4水準」** を選択します。

水準L1～L4を持つ変数X1が追加されます。

3. **「カテゴリカル」** をクリックし、**「6水準」** を選択します。

水準L1～L6を持つ変数X2が追加されます。

4. **「N個の因子を追加」** の右側のボックスに「11」と入力します。

5. **「連続変数」** をクリックします。

X3～X13の計11個の因子が追加されます。これらの因子は2水準（-1と1）になっています。

6. **「続行」** をクリックします。

「計画の生成」パネルが表示されます。

この条件では、標準的な計画を使用できないので、計画を一覧から選択するオプションは表示されません。

デフォルトの実験回数である24回をそのまま使用します。

図9.9 「スクリーニング計画」ウィンドウの「計画の生成」パネル（13因子の計画）

スクリーニング計画

応答

応答の追加 ▼ 削除 応答数...

応答名	目標	下側限界	上側限界	重要度
Y	最大化	.	.	.

オプションの項目

因子

連続変数 離散数値 ▼ カテゴリカル ▼ 削除 N個の因子を追加 1

名前	役割	値
X1	カテゴリカル	L1 L2 L3 L4
X2	カテゴリカル	L1 L2 L3 L4 L5 L6
X3	連続変数	-1 1

計画の生成

実験の回数:

☐ 最小値 20

☒ デフォルト値 24

☐ ユーザ定義 24

計画の作成

戻る

7. [計画の作成] をクリックします。

「計画」アウトラインと「計画の評価」アウトラインが表示されます。

8. 「計画」アウトラインを開き、ランダムに生成した計画を確認します。

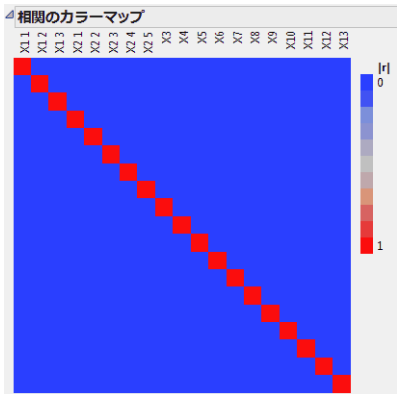
メモ: この計画を生成するアルゴリズムは、ランダムな開始点を使用しています。同じ計画を再現するには、レポートタイトルの赤い三角ボタンのメニューから [スクリプトをスクリプトウィンドウに保存] を選択し、スクリプトを乱数シード値とともに保存します。

次に、関連のカラーマップを参照して、この計画が直交計画であるかどうかを調べます。

9. 「計画の評価」>「関連のカラーマップ」アウトラインを開きます。

カラーマップ（図9.10）の対角要素には赤いセルが表示され（JMPのデフォルトの色を使用している場合）、相関が1であることが示されています。対角要素のセルは、同じ項同士の相関を表しているため、1となります。非対角要素はすべて青なので、異なる項の間の相関がゼロであることがわかります。マウスのカーソルをセルの上に置くと、該当する2つの項と相関の絶対値が表示されます。

図9.10 相関のカラーマップ



10. [テーブルの作成] をクリックして、計画のデータテーブルを作成します。

実験がランダムな順序で並べられたデータテーブルが表示されます。このランダムな順序に従って実験を行い、結果を「Y」列に入力します。データテーブルの「モデル」スクリプトを実行すると、結果を分析できます。

「スクリーニング計画」ウィンドウ

「スクリーニング計画」ウィンドウは、計画の手順を踏むごとに内容が更新されます。詳細は、[「実験計画の手順: 問題の把握、モデルの指定、計画の作成」](#) (53 ページ) を参照してください。操作手順は、次の図のような流れです。手順の間にあるボタンをクリックすると、ウィンドウが更新されていきます。

図9.11 スクリーニング計画の流れ（標準的な計画がある場合）

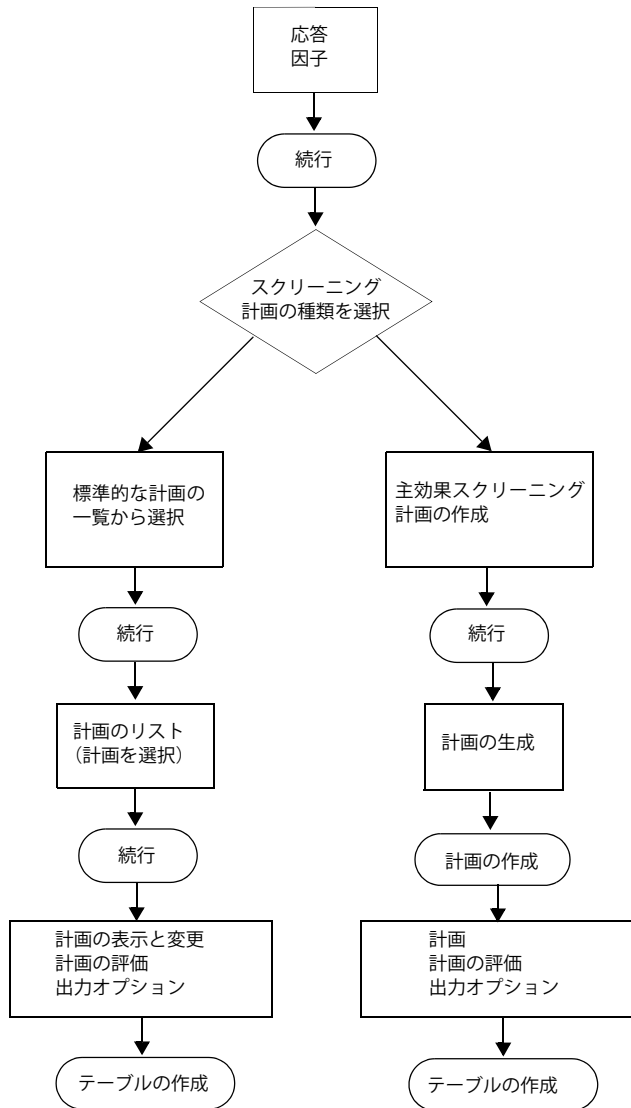


図9.12 スクリーニング計画の流れ（標準的な計画がない場合）



応答

「応答」アウトラインでは、1つまたは複数の応答を指定します。

ヒント: 応答の設定を保存したい場合には、「応答」アウトラインへの入力が完了した後に、赤い三角ボタンのメニューから「**応答の保存**」を選択してください。これにより、応答の名前、目標、限界、重要度の値がデータテーブルに保存され、「実験計画 (DOE)」のプラットフォームにおいて後で再利用できるようになります。

図9.13 「応答」アウトライン

応答の追加 応答を1つ追加し、目標の種類を「最大化」（望大特性）、「目標値に合わせる」（望目特性）、「最小化」（望小特性）、または「なし」に設定します。「目標値に合わせる」を選択した場合は、目標の限界値を入力します。「最大化」または「最小化」を選択した場合、限界の入力は必須ではありませんが、満足度関数を使用する場合は、入力しておくに役に立つことがあります。

削除 選択されている応答を削除します。

応答数 応答数を入力すると、その個数だけ応答変数が追加されます。デフォルトのY以外の応答を入力した場合、追加された応答の「目標」は、最後に入力した応答と同じものになります。そうでない場合、デフォルトの「目標」は「目標値に合わせる」です。目標を変更するには、テーブル内で目標の種類をクリックします。

「応答」アウトラインには、次のような列があります。

応答名 応答の名前。追加した応答には、デフォルトで「Y」、「Y2」... という名前がつきます。名前を変更するには、ダブルクリックして任意の名前を入力します。

目標、下側限界、上側限界 目標として、応答を最大化したいのか、最小化したいのか、目標値に合わせたいのか、あるいは特に目標がないのかを指定できます。指定された内容に従って、生成された計画のデータテーブルにおける各応答列に、「応答変数の限界」列プロパティが割り当てられます。この情報を使い、各応答の満足度関数が定義されます。「プロファイル」と「等高線プロファイル」は、これらの満足度関数を使って最適な因子設定を見つけます。詳細については、『プロファイル機能』の「プロファイル」章および付録「列プロパティ」の「**応答変数の限界**」（637ページ）を参照してください。

- － 「最大化」は、大きな値ほど良いこと（望大特性）を意味します。なんらかの下側限界や上側限界がある場合は、それらも指定してください。

- 「最小化」は、小さな値ほど良いこと（望小特性）を意味します。なんらかの下側限界や上側限界がある場合は、それらも指定してください。
- 「目標値に合わせる」の場合、指定された目標値が最良であること（望目特性）を意味します。デフォルトの目標値は、下側限界と上側限界の中間値に設定されます。
- 「なし」は、最適化の目標がないことを意味します。この場合、満足度関数は作成されません。

メモ: 「目標値に合わせる」を選んだときで、目標値が下側限界と上側限界の中間値ではない場合は、計画のデータテーブルを作成した後に変更してください。それには、データテーブルの応答列において **[列] > [列情報]** を選択し、列情報ウィンドウを開き、希望の目標値を入力します。

重要度 応答が複数ある場合は、指定した重要度の値を使って全体の満足度関数が計算されます。重要度は、応答の重みとして扱われます。応答が1つしかない場合、重要度はデフォルトで1に設定されるため、重要度を指定する必要はありません。

「応答」アウトラインの編集

「応答」アウトラインでは、次のような作業ができます。

- 応答をダブルクリックして応答名を変更する。
- 目標をクリックして変更する。
- 限界または重要度の値をクリックして変更する。
- 複数の応答に対して、重要度の値を入力する。

「応答変数の限界」列プロパティ

応答の入力時に指定した「目標」、「下側限界」、「上側限界」、「重要度」は、最適な因子設定を見つける際に使用されます。これらの情報は、生成された計画のデータテーブルにおいて、各応答列の「応答変数の限界」列プロパティに保存されます。JMPは、この情報を使って満足度関数を定義します。満足度関数は、予測プロファイルで最適な因子設定を見つけるために使用されます。「応答変数の限界」列プロパティの詳細とその使用例については、付録「列プロパティ」の「**応答変数の限界**」（637ページ）を参照してください。

下側限界と上側限界を指定しない場合、観測された応答データの範囲に基づいて自動的に満足度関数が定義されます。下側限界と上側限界が指定された場合には、それらの限界によって満足度関数が定義されます。満足度関数の作成については、『プロファイル機能』の「プロファイル」章を参照してください。

因子

「因子」アウトラインで因子を追加します。

ヒント: 「因子」アウトラインが完成したら、赤い三角ボタンのメニューから **[因子の保存]** を選択することを確認してください。これにより、因子の名前、役割、変更、値がデータテーブルに保存され、「実験計画(DOE)」のプラットフォームで後で再利用できるようになります。

図9.14 「因子」 アウトライン

名前	役割	値
X1	連続変数	-1 1

因子の指定

それぞれのボタンをクリックして連続量因子またはカテゴリカル因子を追加。変更するには、因子名または因子水準をダブルクリック。

続行

連続変数 連続変数の因子を追加します。作成されるデータテーブルにおいて、データは数値として扱われます。連続変数とは、指定された下限から上側までの間において、任意の数値に設定できる因子のことです。

離散数値 離散数値の因子を追加します。離散数値の因子は、不連続の数値のみを取ります。値の順序には意味があります。作成されるデータテーブルにおいて、データは数値として扱われます。

スクリーニング計画には、離散数値の全水準が含まれ、水準間のバランスが調整されます。離散数値の因子は、「モデルのあてはめ」では、連続尺度の説明変数として扱われます。

離散数値の因子が k 水準の場合 ($k > 2$)、デフォルトで因子の値は $1, 2, \dots, k$ の整数となります。 $k = 2$ 水準の場合、離散数値の因子の値はデフォルトで -1 および 1 に設定されます。デフォルトの値を、実験で使用する設定に置き換えてください。

カテゴリカル カテゴリカルな因子を追加します。クリックすると、水準数を選択または入力できます。作成されるデータテーブルにおいて、データは文字として扱われます。また、水準の値の順序は、入力したときの左から右の順序で並べられます。この順序は、作成されたデータテーブルの各列における「値の順序」列プロパティに保存されます。

カテゴリカルな因子のデフォルト値は、 $L1, L2, \dots, Lk$ です (k は、指定した水準数です)。このデフォルト値を、実験の内容に応じて適切な水準名に変更します。

削除 選択されている因子が削除されます。

N個の因子を追加 複数の因子を追加します。追加する因子の数を入力してから、[因子の追加] をクリックして因子の種類を選択します。「N個の因子を追加」を繰り返すことで、異なる種類の因子を複数追加することができます。

「因子」アウトライン

「因子」アウトラインには、次のような列があります。

名前 因子の名前。追加した因子には、デフォルトで「X1」、「X2」... という名前がつきます。名前を変更するには、ダブルクリックして任意の名前を入力します。

役割 因子の役割。役割は、「因子の役割」列プロパティとしてデータテーブルに保存されます。このプロパティがあることで、因子の種類は適切にモデル化されます。因子の役割によって、データテーブルに保存される他のプロパティが決まります。詳細については、「[因子の列プロパティ](#)」(287 ページ) を参照してください。

値 実験における因子の設定。

「因子」アウトラインの編集

「因子」アウトラインでは、次のような作業ができます。

- 因子名を編集するには、因子名をダブルクリックします。
- 値を編集するには、「値」列の値をクリックします。

因子の列プロパティ

「スクリーニング計画」ウィンドウで「テーブルの作成」を選択して作成した計画のデータテーブルには、各因子のさまざまな列プロパティが保存されます。これらのプロパティは、「因子の保存」オプションを選択したときに作成されるデータテーブルにも、自動的に保存されます。これらの列プロパティの詳細と例については、[付録 A「列プロパティ」](#) を参照してください。

コード変換 因子の役割が連続変数または離散数値である場合は、「コード変換」列プロパティが保存されます。このプロパティは、最小値が -1、最大値が +1 になるように因子の値を変換します。詳細については、[付録「列プロパティ」の「コード変換」](#) (647 ページ) を参照してください。

値の順序 因子の役割がカテゴリカルの場合、またはブロック変数を作成した場合は、「値の順序」列プロパティが保存されます。この列プロパティによって、因子水準の表示順序が決まります。詳細については、[付録「列プロパティ」の「値の順序」](#) (663 ページ) を参照してください。

因子の役割 データテーブルにおけるすべての因子の列に、「因子の役割」列プロパティが割り当てられます。この「因子の役割」列プロパティの値は、実験を計画するときに指定した役割によって決まります。計画にブロック因子が含まれる場合は、そのブロック因子の役割には「ブロック」が割り当てられます。「因子の役割」列プロパティは、データをモデル化するときに、どのように因子を用いるかを示しています。また、「因子の役割」列プロパティの値は、「拡張計画」プラットフォームでも使われます。詳細については、[付録「列プロパティ」の「因子の役割」](#) (645 ページ) を参照してください。

因子の変更 データテーブルにおけるすべての因子の列には、「容易」に設定された「因子の変更」列プロパティも割り当てられます。「因子の変更」列プロパティは、データをモデル化するときに、どのように因子を用いるかを示しています。また、「因子の変更」の値は、「拡張計画」プラットフォームと「計画の評価」プラットフォームでも使われます。詳細については、[付録「列プロパティ」の「因子の変更」](#) (660 ページ) を参照してください。

ブロックあたり実験回数 ブロック因子において、ブロックごとに実行可能な最大実験回数を示します。「因子」アウトラインで「ブロック」因子を指定すると、「ブロックあたり実験回数」列プロパティが保存されます。詳細については、[付録「列プロパティ」の「ブロックあたり実験回数」](#) (670 ページ) を参照してください。

スクリーニング計画の種類を選択

応答と因子を入力して【続行】をクリックすると、次のいずれかの処理が実行されます。

- 指定した因子と水準に対し、標準的な計画がある場合、「スクリーニング計画の種類を選択」パネルに2つのオプションが表示されます。「[スクリーニング計画の種類を選択](#)のオプション」(288ページ)を参照してください。
- 指定した因子と水準に対し、標準的な計画がない場合、「スクリーニング計画の種類を選択」パネルは表示されません。主効果スクリーニング計画を作成するための「計画の作成」アウトラインが開きます。「[計画の生成](#)」(295ページ)を参照してください。

「スクリーニング計画の種類を選択」のオプション

一部実施要因計画の一覧から選択 一覧から計画を選択することができます。このオプションはデフォルトです。詳細については、「[一部実施要因計画の一覧から選択](#)」(288ページ)を参照してください。

主効果スクリーニング計画の作成 「計画の作成」アウトラインが開かれますので、そこで主効果スクリーニング計画の実験回数を指定してください。主効果スクリーニング計画の詳細については、「[主効果スクリーニング計画](#)」(294ページ)を参照してください。

一部実施要因計画の一覧から選択

このオプションを選択した場合には、一覧表示された標準的なスクリーニング計画のなかからいずれかの計画を選択することもできます。ブロックごとのサイズ（実験回数）が等しく、2のべき乗になっているブロック因子を含む計画も用意されています。一覧表示されたもののなかから、作成したいスクリーニング計画を選択し、【続行】をクリックしてください。

図9.15 「一部実施要因計画」を選択

計画のリスト			
リスト内の行をクリックして計画を選択してください。			
実験の数	ブロックサイズ	計画の種類	レゾリューション - 推定できるもの
4		一部実施要因計画	3 - 主効果のみ
8		完全実施要因計画	>6 - 最大
8	4	完全実施要因計画	5+ - すべての2因子交互作用
8	2	完全実施要因計画	4 - 一部の2因子交互作用
オプションの項目			

「計画のリスト」には、次のような列があります。

実験の回数 計画に含まれる実験の回数。

ブロックサイズ 1つのブロックに含まれる実験の回数。ブロックの数は、「実験の回数」を「ブロックサイズ」で割ったものとなります。

計画の種類 計画の種類の説明。「[計画の種類](#)」(289ページ)を参照してください。

レゾリューション 計画のレゾリューションと、交絡関係の種類の概要。「[交絡の度合いを示すレゾリューション](#)」(291 ページ) を参照してください。

計画の種類

「計画のリスト」に表示される計画の種類には、次のものがあります。

- 「[2水準の完全実施要因計画](#)」(289 ページ)
- 「[2水準の一部実施要因計画](#)」(289 ページ)
- 「[Plackett-Burman 計画](#)」(290 ページ)
- 「[混合水準計画](#)」(290 ページ)
- 「[Cotter 計画](#)」(290 ページ)

2水準の完全実施要因計画

完全実施要因計画には因子水準のすべての組み合わせが含まれます。標本サイズはすべての因子の水準数の積に等しくなります。因子の個数を k としたとき、2水準の完全実施要因計画の実験回数は 2^k になります。

完全実施要因計画では、すべての効果は互いに直交しています。そのため、各因子間の相関はすべてゼロです。そのため、モデルから1つの因子を取り除いたとしても、パラメータ推定値は元のパラメータ推定値と同じままです。ただし、誤差分散の推定値と自由度が変化するため、統計的検定の p 値はわずかに変化します。

完全実施要因計画では、交互作用項の次数を因子と同数にまで増やすことができます。ただし、実際には、因子と応答の真の関係を表す関数を1次式または2次式で近似するのが一般的です。この観点からすると、完全実施要因計画は実験回数を効率良く使用しているとは言えません。

2水準の一部実施要因計画

2水準の一部実施要因計画においても、その実験回数は2のべき乗です。2水準の一部実施要因計画の実験回数は、因子の数を k としたとき、 2^{k-p} です ($p < k$)。 2^{k-p} の一部実施要因計画は、因子の数が k の完全実施要因計画に対し、実験回数の比率が 2^{-p} となります。一部実施要因計画も完全実施要因計画と同様に直交計画です。

因子が k 個の完全実施要因計画は、 k 次までの交互作用効果をすべて推定できます。しかし、実験には通常高い費用がかかるため、規模の小さな計画のほうが理想的です。一部実施要因計画では、高次の効果の一部は他の効果と完全交絡し、効果を互いに区別することができません。完全交絡している効果の線形結合は推定可能ですが、変動がどの効果によるものかを特定することはできません。

一部実施要因計画は、どの交互作用効果を他の交互作用効果と完全交絡させるかをあらかじめ決めてから設計します。通常、3つ以上の因子の交互作用は対象としません。3次以上の交互作用の効果は、無視できると見なされます。

Plackett-Burman 計画

Plackett-Burman 計画も、一部実施要因計画と同じように、因子のスクリーニングを目的とした実験計画です。この計画は、実験回数が2のべき乗ではなく4の倍数となるのが特徴です。一部実施要因計画の実験回数は16から32に飛んでしまいましたが、Plackett-Burman 計画なら実験数を20、24、28に設定することができます。

Plackett-Burman 計画では、主効果は直交し、2因子間交互作用も主効果と部分的に交絡関係を持つだけです。これとは対照的に、レゾリューションが3の一部実施要因計画では、主効果と区別できない2因子間交互作用が存在します。Plackett-Burman 計画は、多数の因子がある場合に、交互作用は無視できるという条件のもとで、大きな主効果を見つけるのに役立ちます。

混合水準計画

3水準以上のカテゴリカル因子または離散数値因子を伴う計画では、多くの場合、標準的な計画が存在しません。そのような場合、「スクリーニング計画」プラットフォームでは、**主効果スクリーニング計画**が作成されます。この計画は、主効果に対する直交計画または殆直交計画となります。

標準的な混合水準計画が存在する場合は、それらの計画が「計画のリスト」に表示されます。「計画のリスト」には、3水準の因子のみの要因計画（最大13因子）に対しては、一部実施要因計画が表示されます。2水準と3水準の因子が混在する場合は、完全実施要因計画と、表9.1のような直交配列計画が表示されます。

標準的な混合水準計画は次の表に記載されている因子の個数に対応していますが、この表に記載されている因子の個数よりも実験で用いる因子の個数が少ない場合には、列（因子）の一部分だけを使って計画を作成します。これらの計画のうちいくつかはバランスが取れていませんが、どれも直交計画です。

表9.1 混合水準計画の表

計画	因子数	
	2水準	3水準
L18 John および L18 Taguchi	1	7
L18 Chakravarty	3	6
L18 Hunter	8	4
L36 Taguchi	11	12

Cotter 計画

メモ: Cotter 計画は、デフォルトでは「計画のリスト」に含まれていません。Cotter 計画を含めるには、「スクリーニング計画」の赤い三角ボタンをクリックし、**[Cotter 計画を抑制]** の選択を解除します。Cotter 計画がデフォルトで表示されるようにするには、**[ファイル] > [環境設定] > [プラットフォーム] > [実験計画 (DOE)]** を選択し、**[Cotter 計画を抑制]** の選択を解除します。

Cotter 計画は、多数の因子があり、その一部に交互作用があるかもしれず、さらに、実験回数が非常に少なく制限されているような場合に便利です。Cotter 計画は、効果の希薄性 (effect sparsity) の原則に基づいています。この計画では、複数の効果の和に効果が見られるなら、そこに有効な効果が含まれているだろうと仮定します。この計画の欠点は、符号が異なる効果を足し合わせた場合、その合計が0またはほぼ0になることがあり、影響力のある効果を見落としてしまう可能性があるという点です。そのような偽陰性を示す危険性があるため、多くの統計学者はこの実験の使用を薦めていません。

因子が k 個ある場合、Cotter 計画の実験数は $2k + 2$ 回となります。この計画の構造は、「一度に1つの因子を変更する」手法に似ています。

Cotter 計画の作成方法は次のとおりです。

- すべての因子を高水準に設定した実験を定義する。
- 次に、順番に1つの因子だけを低水準に設定する実験を、 k 回行う。
- 次の実験では、すべての因子を低水準に設定する。
- 次に、順番に1つの因子だけを高水準に設定する実験を、 k 回行う。
- 実験の順序をランダムにする。

Cotter 計画を作成すると、計画データテーブルには説明変数として使われる一連の列も追加されます。これらの列名は、「<因子名> 奇数」および「<因子名> 偶数」となります。これらの列には、その因子を含む奇数次数の交互作用の合計と、偶数次数の交互作用の合計がそれぞれ挿入されます。

たとえば3つの因子 A、B、C があるとしましょう。この場合、説明変数の列の値は表 9.2 のように計算されます。

表 9.2 Cotter 計画テーブル

奇数または偶数の次数ごとに合計した効果 (説明変数の列)	
A 奇数 = $A + ABC$	A 偶数 = $AB + AC$
B 奇数 = $B + ABC$	B 偶数 = $AB + BC$
C 奇数 = $C + ABC$	C 偶数 = $BC + AC$

これらの奇数の列や偶数の列は、ある種の直交変換になっています。このため、これらの奇数の列や偶数の列に対するパラメータ推定値を検定することは、元の効果の線形結合を検定することと同じです。

交絡の度合いを示すレゾリューション

計画のレゾリューションは、計画における交絡の度合いを示します。スクリーニング計画は、実験回数と計画のレゾリューションの間にトレードオフの関係があります。

実験は、レゾリューションに応じて以下のグループに分類できます。

- レゾリューション 3 は、主効果が 2 因子間交互作用と完全交絡していることを意味します。主効果を意味あるものとするには、それらの交互作用を無視できると仮定できる状況が必要です。

- レゾリューション4は、主効果が他の主効果や2因子間交互作用と交絡していないことを意味します。しかし、いくつかの2因子間交互作用は、他の2因子間交互作用と完全交絡しています。
- レゾリューション5は、主効果どうし、2因子間交互作用どうし、主効果と2因子間交互作用のどれにも交絡関係がないことを表します。しかし、いくつかの2因子間交互作用は他の3因子間交互作用と完全交絡しています。
- レゾリューション5+は、レゾリューションが5より大きく、完全実施要因計画ではない計画です。
- レゾリューション6は、次数に関わらず、効果の交絡関係が一切ありません。これは、完全実施要因計画です。

最小逸脱の基準を満たした計画では、与えられたレゾリューションにおいて存在する完全交絡の個数が最小になっています。「最小逸脱の基準」とは、同じレゾリューションである複数の計画から、その最も低次元の完全交絡関係を表す関係式の個数が最小である計画を選択するという基準です。ここで、関係式に含まれるものをワード(word; 語)と呼びます。ワードについては、「[生成ルールを変更](#)」(292ページ)を参照してください。最小逸脱の基準を満たした計画に関する議論については、Fries and Hunter (1984)を参照してください。

計画の表示と変更

「計画のリスト」で、計画に含まれる因子が、ブロック因子を除いては、すべて連続変数または2水準のカテゴリカル因子であるような一部実施要因計画を選択すると、「計画の表示と変更」アウトラインが開きます。このアウトラインで、レポートを使って計画を変更します。計画の生成ルールを変更するには、「[一部実施要因計画の生成ルールの変更](#)」(301ページ)を参照してください。

メモ: Plackett-Burman 計画と Cotter 計画では、交互作用は主効果の関係式からは導出されないため、「生成ルールを変更」アウトラインと「効果の交絡関係」アウトラインは表示されません。

生成ルールを変更 計画の関係式を定義します。この関係式によって、完全実施要因計画のどの一部が使用されるかが決まります。「[生成ルールを変更](#)」(292ページ)を参照してください。

効果の交絡関係 一部実施要因計画の交絡パターンを表示します。パネルの下部にある赤い三角ボタンをクリックすると、表示する次数を指定できます。指定した次数に従って、交互作用とその交絡関係がデータテーブルに表示されます。

コード化された計画 各実験において因子がどの水準を取っているかをパターンで表します。

メモ: Cotter 計画では、これらのルールで計画が生成されるわけではないので、「生成ルールを変更」アウトラインと「効果の交絡関係」アウトラインは表示されません。

生成ルールを変更

生成ルールとは、特定の一部実施要因計画を生成する関係式のルールです。実験の状況によっては、標準的な一部実施要因計画ではなく、コード化や交絡関係を含む一部実施要因計画を定義する必要があります。このためには、「計画の表示と変更」アウトラインで、生成ルールを変更します。関係式や生成ルールの詳細については、Montgomery (2009)を参照してください。

計画の関係式は、生成ルールに含まれるワード（word; 語）によって決まります。ワードは因子の積として表記されます。これは、計画行列中の列の要素ごとの積として解釈できます。いずれの関係式も、因子の積がいずれも1となるワードから導出できます。なお、因子の積がいずれも1となるワードを、**恒等**（identity）と呼びます。

図9.16は、 2^{5-3} の計画（5つの因子と8回の実験）のデフォルトの生成ルールです。

図9.16 標準的な 2^{5-3} 計画の生成ルール

計画の表示と変更

生成ルールを変更

因子	温度	濃度
送り速度	☒	☐
触媒	☒	☒
攪拌速度	☒	☒
+/-	☒	☒

適用

効果の交絡関係

効果	交絡関係
送り速度	= 温度 * 濃度
触媒	= 攪拌速度 * 濃度
攪拌速度	= 触媒 * 濃度
温度	= 送り速度 * 濃度
濃度	= 送り速度 * 温度 = 触媒 * 攪拌速度
送り速度 * 触媒	= 攪拌速度 * 温度
送り速度 * 攪拌速度	= 触媒 * 温度

コード化された計画

「生成ルールを変更」パネルにおいて、各列の一番上に表示されている因子と、その下のチェックボックスがオンになっている因子が、1つのワードを形成します。たとえば、1列目は、**温度 = 送り速度 * 触媒 * 攪拌速度**が、この関係式のワードであることを示しています。

- [+/-] のチェックボックスがオンになっている場合は、この生成ルールの関係式で使われる符号は正であり、関係するワードを掛け合わせると+1になります（つまり、関係するワードは恒等となっています）。
- [+/-] のチェックボックスがオフになっている場合は、この生成ルール関係式で使われる符号は負であり、関係するワードを掛け合わせると-1になります。

[「2⁵⁻³????????」](#)（294ページ）を参照してください。

完全実施要因計画は複数の一部実施要因計画で構成されていると見ることができますが、完全実施要因計画のなかの**主部分**（principal fraction）は、恒等のワードで構成される計画になっています。JMPでは、これをデフォルトの一部実施要因計画としています。生成ルールの [+/-] ボックスは、すべてデフォルトでオンになっています。これにより、関係式のワードは、恒等になっています。

生成ルールは、計画のコード化や交絡関係を規定します。場合によっては、標準的ではない一部実施要因計画を使用したい場合があります。このような場合、計画のコード化や交絡関係が変化します。

- 生成ルールを変更するには、因子のチェックボックスを適宜選択します。
- 選択してから **[適用]** をクリックすると、「効果の交絡関係」と「コード化された計画」が更新されます。

「生成ルールを変更し、一部実施要因計画を変更する」(304 ページ) の例を参照してください。

2⁵⁻³計画の関係式の取得

図 9.16 には、2 列のチェックボックスが表示されています。

- 1 列目は、**温度 = 送り速度 * 触媒 * 攪拌速度**というワードです。
- 2 列目は、**濃度 = 触媒 * 攪拌速度**というワードです。

値が +1 となる列を、I で表すとしましょう。各因子の水準は -1 か +1 のいずれかなので、1 列目のワードは、**温度 * 送り速度 * 触媒 * 攪拌速度 = I** と置き換えることができます。2 列目のワードは、**濃度 * 触媒 * 攪拌速度 = I** と置き換えることができます。これらをまとめると、2⁵⁻³ 計画の関係式は次のように表せます。

$$I = \text{温度} * \text{送り速度} * \text{触媒} * \text{攪拌速度} = \text{濃度} * \text{触媒} * \text{攪拌速度}$$

2⁵⁻³計画の効果の交絡関係の取得

「効果の交絡関係」アウトラインに表示される交絡関係は、関係式と、因子の水準が +1 または -1 であるという事実によって決まります。前節で、生成ルールの 1 つ目は **温度 = 送り速度 * 触媒 * 攪拌速度**、2 つ目は **濃度 = 触媒 * 攪拌速度**であることを確認しました。

「効果の交絡関係」アウトラインに表示されている 1 つ目の交絡関係を求めるには、まず、この 2 つの生成ルールを次のようにまとめます。

$$\text{温度} = \text{送り速度} * \text{触媒} * \text{攪拌速度} = \text{送り速度} * \text{濃度}$$

2 つ目の等式は、2 つ目の生成ルールを使って **触媒 * 攪拌速度 = 濃度** で置換することによって得られます。

次に、1 つ目の式と 3 つ目の式にそれぞれ **濃度** を掛け合わせると、次の式が得られます。

$$\text{温度} * \text{濃度} = \text{送り速度} * \text{濃度} * \text{濃度}$$

計画行列の **濃度** の列の値は -1 または +1 ですから、**濃度 * 濃度** の列の値は +1 となります。これにより、「効果の交絡関係」アウトラインに表示されている 1 つ目の交絡関係が得られます。

$$\text{温度} * \text{濃度} = \text{送り速度} * I = \text{送り速度}$$

他の交絡関係も、同じようにして求めることができます。

主効果スクリーニング計画

カテゴリカルや離散数値の因子がある場合や、実験回数が標準的ではない場合には、主効果が直交しているスクリーニング計画を作成できないことがあります。しかし、そのような場合でも、主効果スクリーニング計画は作成できます。Lekivetz et al. (2015) を参照してください。

JMP で作成される主効果スクリーニング計画は、釣り合い (バランス) が良くなるように、カイ 2 乗効率を基準として作成されます。「**カイ 2 乗効率**」(295 ページ) を参照してください。殆直交計画は、モデルが主効果だけの場合に好ましい統計的性質を持ちます。

ここで使われているアルゴリズムは、作成された計画がなるべく強度2の直交配列になるように試みます。強度2の直交配列は、交互作用を無視できるという仮定の下で、すべての主効果を推定でき、かつ、主効果は直交しています。強度2の直交配列は、主効果だけのスクリーニング計画に最適です。強度2の直交配列には、レゾリューション III の一部実施要因計画や、Plackett-Burman 計画などがあります。

アルゴリズムは、因子の水準のすべてのペアを検討します。そして、それらのペアが可能な限り同じ回数だけ出現するように、均等に配置しようとしています。ある列数までは均等な配列が生成されたなら、その配列に対して新しい列をランダムに追加します。新しい列を追加したときのペアが均等かどうかを、特定の指標により判断します。アルゴリズムは、その特定の指標が最小となるように、新しい列における水準を入れ替えます。

カイ2乗効率

実験回数が n で、 p 個の因子を持つ計画があったとします。なお、各因子は、計画行列の各列に対応しています。

- 因子 k と l における水準をそれぞれ $a = 0, 1, \dots, s_k - 1$ 、 $b = 0, 1, \dots, s_l - 1$ とします。
- 列 k と列 l のペアにおいて、水準の組み合わせ (a, b) が出現する回数を $n_{kl}(a, b)$ とします。

列 k と列 l のペアにおける直交性からのズレが、次式によって計算されます。

$$\chi_{kl}^2 = \sum_{a=0}^{s_k-1} \sum_{b=0}^{s_l-1} \frac{[n_{kl}(a, b) - n/(s_k s_l)]^2}{n/(s_k s_l)}$$

計画全体における直交性からのズレの平均が、次式によって計算されます。

$$\chi^2 = \sum_{1 \leq k < l \leq p} \chi_{kl}^2 / [p(p-1)/2]$$

また、 χ^2 の最大値 (χ_{max}^2) が計算されます。計画のカイ2乗効率は、次のように定義されます。

$$\text{カイ2乗効率} = 100(1 - \chi^2 / \chi_{max}^2)$$

カイ2乗効率は、水準のペアが極端に釣り合いの取れていない計画と比較して、 χ^2 が0にどれほど近いかを示します。

計画の生成

主効果スクリーニング計画を作成するときは、「計画の生成」アウトラインで実験の回数を指定できます。計画を生成するには、**【計画の作成】** をクリックします。

最小値 計画の生成において失敗しないために最低限必要な実験回数。「最小値」を選択した場合、生成される計画は飽和モデルです。誤差の自由度はありません。

メモ:「最小値」の実験回数を選択した場合、検定の誤差項はなく、パラメータ推定値を検定できません。実験を追加するための費用が確保できない場合に、これを選択すると良いでしょう。

デフォルト 推奨される実験数。この値は、最小回数に少なくとも4回の実験を追加することでバランスの取れた計画（釣合い型計画）を作成する、ヒューリスティックなアルゴリズムによって求められます。

ユーザ定義 任意の実験回数が指定できます。「**実験の回数**」ボックスに値を入力します。このオプションでは、実験者自身が追加実験にかかるコストと得られる情報量を考え、任意の実験回数を指定することができます。

計画

「計画」アウトラインには、主効果スクリーニング計画の実験が表示されます。計画テーブルの実験順序を変更するには、テーブルを作成する前に、「出力オプション」パネルの「**実験の順序**」オプションを選択します。

計画の評価

「計画の評価」アウトラインでは、作成された計画の属性を評価する方法が多数提供されます。「計画の評価」アウトラインを開くと、次のようなオプションが表示されます。

検出力分析 指定された大きさをもつ効果を検出できるかどうかを調べます。

予測分散プロファイル 計画の領域内における予測分散を示します。

計画領域率プロット モデルの予測分散が特定の値よりも小さくなっている領域が、全体に対してどれぐらいの割合であるかを示します。

予測分散曲面 任意の2つの連続変数に対し、予測分散を曲面で表したプロットを表示します。

推定効率 パラメータごとに、信頼区間幅を、理想的な（直交）計画で与えられる信頼区間幅と比較したときの増加率を示します。パラメータの相対標準誤差も表示されます。

交絡行列 モデルパラメータが、潜在的に有効でありながらモデルに含まれていない効果によってどれだけのバイアスを受けているかを示す係数。

相関のカラーマップ 効果間の相関の絶対値を、色でプロットしたグラフです。

計画の診断統計量 計画の作成に使われた最適化基準が表示されます。また、計画の効率についての指標も表示されます。

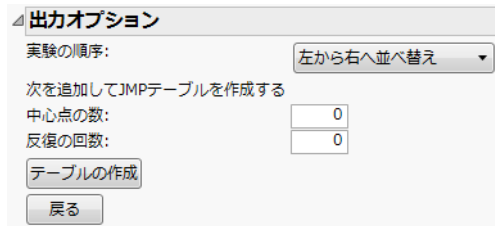
「計画の評価」パネルの詳細については、「計画の評価」章の「[計画の評価](#)」(415ページ)を参照してください。

メモ:「計画の評価」アウトラインは、Cotter計画では表示されません。

出力オプション

「出力オプション」パネルで、出力データテーブルの詳細を指定できます。指定したら、[テーブルの作成]をクリックして計画のデータテーブルを作成します。図9.17は、「計画のリスト」から標準的な計画を選択したときに表示される「出力オプション」パネルです。主効果のみに対するスクリーニング計画では、「実験の順序」だけが表示されます。

図9.17 出力オプションの選択



実験の順序

「実験の順序」オプションでは、出力するデータテーブル内における実験の順番を指定します。選択肢は次のとおりです。

変更なし データテーブルの行が、「コード化された計画」または「計画」アウトラインと同じ順序で並べられます。

左から右へ並べ替え データテーブルの行が、左から右への列の値によって並べ替えられます。

ランダム化 データテーブルの行が、ランダムな順序で並べ替えられます。

右から左へ並べ替え データテーブルの行が、右から左への列の値によって並べ替えられます。

ブロック内でランダム化 データテーブルの行が、設定したブロックの中でランダムに並べ替えられます。（[主効果スクリーニング計画の作成]を選択した場合は、使用できません。）

中心点と反復

中心点の数 計画に中心点として追加する実験の数を指定します。中心点とは、連続変数の因子をすべて因子範囲の中心に据えて行う実験を指します。このオプションは、[主効果スクリーニング計画の作成]を選択した場合は使用できません。

連続尺度とカテゴリカル両方の因子がある場合も、中心点を追加できます。その場合、「出力オプション」パネルで中心点を指定すると、次のようにして中心点が追加されます。

1. カテゴリカル因子における水準の組み合わせが、「因子」アウトラインで指定された値の順序に基づいて、順番に作成されます。
2. そして、そのように順序付けられた各組み合わせに1つずつ、指定された中心点の個数になるまで、連続変数の中心点が作成されます。

反復の回数 「計画のリスト」から選んだ計画の場合、中心点も含めた計画全体を反復する回数を指定します。
1回の反復によって実験数が2倍になります。このオプションは、[主効果スクリーニング計画の作成]を選択した場合は使用できません。

メモ: 中心点または反復を指定し、[テーブルの作成]をクリックする操作を繰り返し行った場合、これらのアクションは、その時点での最新のデータテーブルに次々に適用されていきます。

テーブルの作成

[テーブルの作成]をクリックすると、実験計画をまとめたデータテーブルが作成されます。データテーブルの行には、ユーザが指定した水準の値が実験ごとに並んでいます。

図9.18 計画データテーブル



計画	一部実施要因計画	パターン	送り速度	触媒	攪拌速度	温度	濃度	Percent Reacted
スクリーニング	1	-++-+	10	2	120	140	6	•
モデル	2	+--+--	15	1	120	140	3	•
計画の評価	3	-++-+	10	2	100	180	3	•
DOEダイアログ	4	+++++	15	2	120	180	6	•
	5	---+-	10	1	120	180	3	•
	6	+--++	15	1	100	180	6	•
	7	----+	10	1	100	140	6	•
	8	+-----	15	2	100	140	3	•

データテーブルの名前は、生成された計画の種類を表しています。

このデータテーブルには、次のようなスクリプトが含まれます。

スクリーニング [分析] > [発展的なモデル] > [発展的な実験計画モデル] > [2水準スクリーニングのあてはめ] プラットフォームを実行します。このスクリプトは、全因子が2水準であるときのみ、表示されます。

モデル [分析] > [モデルのあてはめ] プラットフォームを実行します。

計画の評価 [実験計画(DOE)] > [計画の診断] > [計画の評価] プラットフォームを実行します。

DOEダイアログ 現在の計画を再現する「スクリーニング計画」ウィンドウを呼び出します。このスクリプトには、計画の生成に使われた乱数シード値も含まれます。

データを分析するには、「スクリーニング」または「モデル」スクリプトを実行してください。

「計画のリスト」から計画を選択した場合は、計画テーブルに「パターン」列が含まれます。「パターン」列には、各行の実験の要約が示されます。低い値は「-」、高い値は「+」、中心点は「0」で表されます。「パターン」はプロットのラベル変数として活用できます。

スクリーニング計画のオプション

「スクリーニング計画」の赤い三角ボタンのメニューには、次のようなオプションが含まれています。

応答の保存 各行に1つの応答を保存したデータテーブルが作成され、「**応答名**」という列に各応答の名前が表示されます。その他の4つの列には、「**下限**」、「**上限**」、「**応答目標**」、「**重要度**」が含まれます。これで保存した情報は、ほとんどの「実験計画(DOE)」ウィンドウで簡単に読み込むことができます。

応答のロード 「応答の保存」で保存された応答の情報を読み込みます。

因子の保存 各列に因子、各行に因子水準を保存したデータテーブルを作成します。因子の列には、その因子に割り当てられている列プロパティが含まれます。これで保存した情報は、ほとんどの「実験計画(DOE)」ウィンドウで簡単に読み込むことができます。

メモ: 空のテーブルにデータを直接入力して因子のテーブルを作成することもできますが、この方法は推奨しません。その場合も、すべての列に適切な役割を割り当てる必要があります。役割を割り当てるには、データグリッド内で列名を右クリックし、**[列プロパティ] > [因子の役割]** を選択します。そして、「因子の役割」セクションで、適切な役割を選択します。

因子のロード 「因子の保存」で保存された因子の情報を読み込みます。

制約の保存 このプラットフォームでは制約はサポートされていないため、使用できません。

制約のロード このプラットフォームでは制約はサポートされていないため、使用できません。

乱数シード値の設定 このオプションに設定される値が、乱数を用いる処理のシード値として使われます。次のような処理で乱数が使われます。

- 「応答のシミュレーション」オプションによる応答の乱数シミュレーション
- データテーブル作成時における実験順序のランダム化
- 最適計画を探索するときの初期計画の選択

計画や乱数シミュレーションの応答を再現するには、それを生成するのに用いた乱数シード値を入力します。

メモ: スクリーニング計画を後で再現するには、「スクリーニング計画の種類を選択」で計画の種類を選択する前に、乱数シード値を入力してください。スクリーニング計画の種類を選択し、**[続行]** をクリックした後で乱数シード値を入力した場合は、過去に同じ乱数シード値を使って作成した計画とは異なるものが作成される可能性があります。

計画の作成に使われた乱数シード値は、計画のデータテーブルに保存される「DOE ダイアログ」スクリーンショットにも含まれます。

応答のシミュレート 計画テーブルに、応答値と、シミュレーションの計算式を含む列が追加されます。このオプションは、[テーブルの作成] をクリックする前に選択してください。

[テーブルの作成] をクリックすると、次の処理が実行されます。

- 乱数シミュレーションで生成されたデータ値が応答変数の列に代入されます。
- 応答変数のデータ値を乱数シミュレーションで生成するための計算式を含む列が、新しい列として追加されます。先ほどのデータ値やこの計算式は、計画のウィンドウで指定したモデルに基づいています。
- 「モデル」ウィンドウが表示されます。このウィンドウで、モデルの効果の係数を設定するとともに、[正規]、[二項]、[Poisson] のいずれかの分布を指定できます。
- 「シミュレーション」という名前のスクリプトが、計画のデータテーブルに保存されます。このスクリプトを実行すると、「モデル」ウィンドウが再び開き、シミュレーション値を再度計算したり、応答の分布を変更したりできます。

「モデル」ウィンドウでは、乱数シミュレーションで用いる応答変数の確率分布を選択してください。このウィンドウで [適用] ボタンをクリックすると、「<Y>のシミュレーション」という名前の列が更新されます。ここで、「<Y>」は応答列の名前です。[適用] を再びクリックすると、この「<Y>のシミュレーション」の値が更新されます。

詳細については、「カスタム計画」章の「[応答のシミュレート](#)」(103 ページ) を参照してください。

メモ:  [応答のシミュレート] オプションを使うと、JMP Proのシミュレーションの機能を使ってシミュレーション分析を実行できます。シミュレーションとそれに関連する実験計画(DOE)の例については、『基本的な統計分析』の「シミュレーション」章を参照してください。

Cotter計画を抑制 「計画のリスト」から Cotter 計画を除外します。このオプションはデフォルトではオンになっています。「計画のリスト」に Cotter 計画を表示するには、この選択を解除してください。

メモ: Cotter 計画がデフォルトで表示されるよう、環境設定で設定しておくことができます。それには、[ファイル] > [環境設定] > [プラットフォーム] > [実験計画(DOE)] を選択し、[Cotter 計画を抑制] の選択を解除します。

開始点の数 (主効果スクリーニング計画にのみあてはまります。) 最終的な計画の最適化を試みるため、計画全体を最初から生成し直す最大回数を指定できます。

計画の検索時間 (主効果スクリーニング計画にのみあてはまります。) 計画の検索にかかる最長の時間を秒数で指定します。デフォルトの検索時間は 15 秒です。

アルゴリズムの反復に時間がかかる場合は、「計画を計算中」というウィンドウが開き、進行状況が表示されます。進行状況を示すバーに **カイ2乗効率**が表示されます。「[カイ2乗効率](#)」(295 ページ) を参照してください。このウィンドウで [キャンセル] をクリックすると、計算が停止し、その時点で見つかった最良の計画が提示されます。

メモ: [計画の検索時間] は、環境設定として設定することもできます。それには、[ファイル] > [環境設定] > [プラットフォーム] > [実験計画(DOE)] を選択します。そして、[計画の検索時間] チェックボックスをオンにし、最大秒数を入力します。直交配列が見つかった時点で、検索は終了します。なお、ある状況においては、指定の秒数を超える場合には自動的に検索時間が延長されます。

列あたりの開始点の数 (主効果スクリーニング計画にのみあてはまります。) 列の最適化を試行する最大回数を指定します。この回数を過ぎると、次の列の生成に移ります。デフォルトの数は50です。詳細については、「[主効果スクリーニング計画](#)」(294ページ) を参照してください。

詳細オプション > 検出力計算のデルタの設定 検出力の計算で用いる、応答平均の差を指定します。「カスタム計画」章の「[検出力計算のデルタを設定](#)」(108ページ) を参照してください。

スクリプトをスクリプトウィンドウに保存 「スクリーニング計画」ウィンドウで定義した計画のスクリプトを作成し、スクリプトウィンドウに保存します。

スクリーニング計画のその他の例

この節では、次の例を挙げています。

- 「[一部実施要因計画の生成ルールの変更](#)」(301ページ)
- 「[Plackett-Burman 計画](#)」(307ページ)

一部実施要因計画の生成ルールの変更

ここでは Meyer, et al. (1996) の例をもとに、「スクリーニング計画」プラットフォームの使い方について説明します。この例では、ある化学技術者が化学工程の反応率に因子が及ぼす効果を調べようとしています。因子は次の5つです。

- 送り速度 (反応室に1分あたりに送られる原材料の量をリットルで表したもの)
- 触媒 (パーセンテージで表示)
- 攪拌速度 (反応室内のプロペラの1分あたり回転数)
- 温度 (°C)
- 反応物質の濃度

生産上の制約により、実験回数は12回以下に抑える必要があります。そのため、実験回数が8回の一部実施要因計画と、12回のPlackett-Burman計画を検討することにしました。また、以下のように考えています。

- **温度 * 濃度**の交互作用は重要であると思われるので、この交互作用が主効果と交絡しない計画を作成したい。
- **触媒 * 温度**の交互作用は重要でない可能性が高い。
- **攪拌速度 * 濃度**の交互作用は重要でない可能性が高い。

これらの情報に基づき、計画を作成してみましょう。

標準的な一部実施要因計画の作成

標準的な一部実施要因計画を作成するには、次の手順に従います。

- 「[応答の指定](#)」(302 ページ)
- 「[因子の指定](#)」(302 ページ) または 「[手動での因子の指定](#)」(302 ページ)
- 「[計画を選択する](#)」(303 ページ)

応答の指定

1. [実験計画(DOE)] > [古典的な計画] > [スクリーニング計画] を選択します。
2. 「応答名」の欄の「Y」をダブルクリックして、「**反応率(%)**」と入力します。
「目標」はデフォルトで「最大化」になっています。「目標」は、反応率の最大化ですが、反応率の許容最小値（「**下側限界**」）を90、最大値（「**上側限界**」）を100にします。
3. 「下側限界」の欄をクリックして「90」と入力します。
4. 「上側限界」の欄をクリックして「100」と入力します。
5. 「重要度」の欄は空白にしておきます。
応答が1つだけなので、デフォルトで、その応答に重要度1が割り当てられます。
図9.19に、完成した「応答」アウトラインを示します。次に、因子を指定します。

因子の指定

因子は、手動で入力するか、または自動的に入力します。

- 自動的に入力する場合は、次のように「Reactor Factors.jmp」データテーブルを使用します。
 1. [ヘルプ] > [サンプルデータライブラリ] を選択し、「Design Experiment」フォルダの「Reactor Factors.jmp」を開きます。
 2. 「スクリーニング計画」の赤い三角ボタンをクリックし、メニューから「**因子のロード**」を選択します。「[計画を選択する](#)」(303 ページ) に進みます。
- 因子を手動で入力するには、次の手順に従います。

手動での因子の指定

1. 「**N個の因子数を追加**」ボックスに「5」と入力し、「**連続変数**」ボタンをクリックして、連続量の因子を5つ追加します。
2. デフォルトの因子名（「X1」 - 「X5」）をそれぞれ「**送り速度**」、「**触媒**」、「**攪拌速度**」、「**温度**」、「**濃度**」に変更します。

3. 最低値と最高値に、それぞれ次の値を入力します。
 - 送り速度: 10、15
 - 触媒: 1、2
 - 攪拌速度: 100、120
 - 温度: 140、180
 - 濃度: 3、6

図9.19 「応答」および「因子」アウトライン

応答

応答の追加

削除

応答数...

応答名	目標	下側限界	上側限界	重要度
Percent Reacted	最大化	90	100	1

因子

連続変数

離散数値

カテゴリカル

削除

N個の因子を追加

1

名前	役割	値
▲送り速度	連続変数	10 15
▲触媒	連続変数	1 2
▲攪拌速度	連続変数	100 120
▲温度	連続変数	140 180
▲濃度	連続変数	3 6

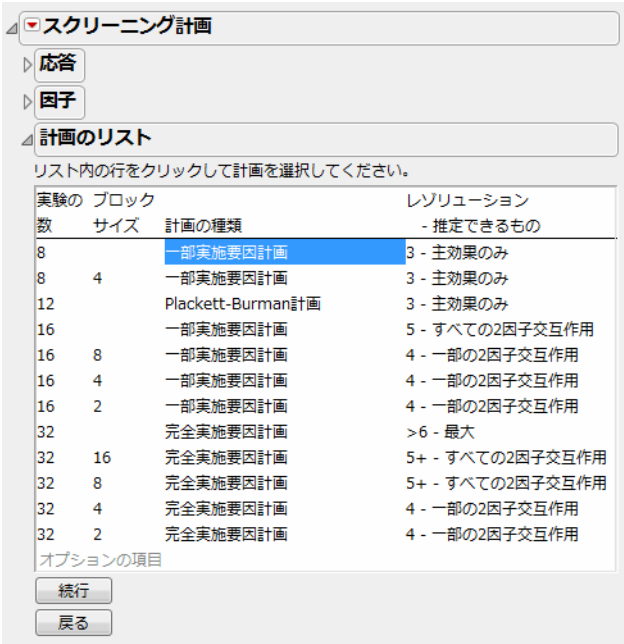
因子の指定
 それぞれのボタンをクリックして連続量因子またはカテゴリカル因子を追加。変更するには、因子名または因子水準をダブルクリック。

続行

計画を選択する

1. [続行] をクリックします。
 2. 「スクリーニング計画の種類を選択」パネルで、デフォルトの「一部実施要因計画の一覧から選択」を選択したままにして、[続行] をクリックします。
- 指定した因子と水準の計画が、「計画のリスト」に表示されます（図9.20）。

図9.20 5因子の一部実施要因計画



3. 作成しようと考えていた計画がリストの一番上に表示され、デフォルトで選択されています (図9.20)。この計画を選択したままにして、[続行] をクリックします。

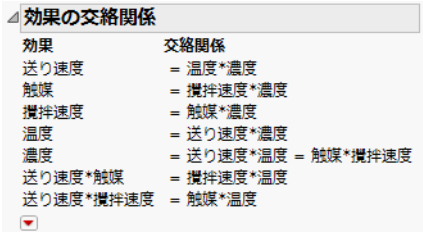
この例では、実験回数は8回以下に制限されています。また、ブロック因子はありません。そのため、ブロックがない8回の一部実施要因計画が最適です。この計画は、 2^{5-2} の一部実施要因計画です。5因子の完全実施要因計画と比べると、実験回数は四分の一です。

生成ルールを変更し、一部実施要因計画を変更する

この例では、「温度*濃度」の交互作用が、主効果と交絡しているかどうかに興味があります。「計画の表示と変更」アウトラインを使って、選択した計画の交絡関係を確認し、必要に応じて変更してみましょう。

- 1. 「効果の交絡関係」アウトラインを開きます。

図9.21 「効果の交絡関係」アウトライン



「温度*濃度」の交互作用は重要である可能性が高いですが、この交互作用は主効果の「送り速度」と完全交絡しています。生成ルールを変更して、「送り速度」が、別の重要でなさそうな効果と交絡するようにするとともに、「温度*濃度」の交互作用が主効果と交絡しないようにします。

2. 「生成ルールを変更」アウトラインを開きます。

デフォルトの生成ルールでは、標準的な（**最重要な**）4分の1の一部実施要因計画が作成されます。ここで、「触媒*温度」および「攪拌速度*濃度」の交互作用は重要でないだろうと、最初の段階で予測したことを思い出しましょう。そこで、これらの2つの交互作用が「送り速度」と交絡するように、生成ルールを変更します。生成ルールを変更すると、別の4分の1の一部実施要因計画が提示されます。

3. 次の手順に従います。

- 「温度」列の「攪拌総度」の選択を解除します。
- 「濃度」列の「触媒」の選択を解除します。
- 「濃度」列の「送り速度」を選択します。

図9.22 新しい生成ルール



4. [適用] をクリックします。

図9.23 生成ルール変更後の「効果の交絡関係」アウトライン

効果の交絡関係	
効果	交絡関係
送り速度	= 触媒*温度 = 攪拌速度*濃度
触媒	= 送り速度*温度
攪拌速度	= 送り速度*濃度
温度	= 送り速度*触媒
濃度	= 送り速度*攪拌速度
触媒*攪拌速度	= 温度*濃度
触媒*濃度	= 攪拌速度*温度

新しく定義した計画では、「送り速度」は「触媒*温度」および「攪拌速度*濃度」と交絡しています。また、「温度*濃度」の交互作用は、「触媒*攪拌速度」という2次交互作用と交絡するようになりました。

5. 「出力オプション」アウトラインで、「実験の順序」をデフォルトの「ランダム化」のままにし、「テーブルの作成」をクリックします。

図9.24 実験8回の一部実施要因計画テーブル

▼ 一部実施要因計画		▼							
計画 一部実施要因計画		▼	パターン	送り速度	触媒	攪拌速度	温度	濃度	Percent Reacted
▶ スクリーニング		1	----++	10	1	100	180	6	●
▶ モデル		2	-+----	10	2	120	140	3	●
▶ 計画の評価		3	+--++	15	1	120	140	6	●
▶ DOEダイアログ		4	--++-	10	1	120	180	3	●
		5	+++-	15	2	100	180	3	●
▼ 列(7/0)		6	+++++	15	2	120	180	6	●
■ パターン		7	-++--	10	2	100	140	6	●
■ 送り速度 *		8	+-----	15	1	100	140	3	●
■ 触媒 *									
■ 攪拌速度 *									
■ 温度 *									
■ 濃度 *									
■ Percent Reacted *									

計画テーブルに、作成した計画の内容が表示されます。このテーブルには、「スクリーニング計画」ウィンドウで定義した「反応率(%)」という応答列が含まれています。この列に、実験の結果を記録できます。「スクリーニング」、「モデル」、「DOEダイアログ」というスクリプトも含まれています。これらのスクリプトについては、「[テーブルの作成](#)」(298 ページ) を参照してください。

結果の分析

次に、実験を実施して、データを記録し、結果を分析してみましょう。

1. [ヘルプ] > [サンプルデータライブラリ] を選択し、「Design Experiment」フォルダの「Reactor 8 Runs.jmp」を開きます。

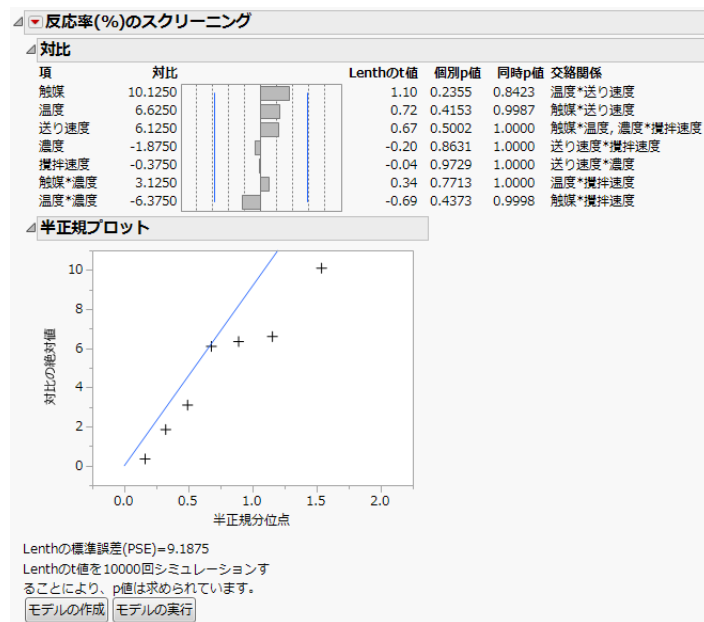
8回の実験では、7つの効果を推定することができます。これらのうち、実際に重要な効果はごく一部だろうと予想しています。7つの効果を推定したいと考えているので、誤差の自由度はありません。このため、結果の分析には「スクリーニング」プラットフォームを使用します。

2. データテーブルの「スクリーニング」スクリプトを実行します。

「スクリーニング」スクリプトを実行すると、指定された応答と因子を含む「スクリーニング」プラットフォームが起動します（[分析] > [発展的なモデル] > [発展的な実験計画モデル] > [2水準スクリーニングのあてはめ] を実行するのと同じです）。

図9.25のようなレポートが表示されます。

図9.25 スクリーニング計画のレポートの例



メモ: p 値はシミュレーションに基づく手法で取得しているため、実際に表示される値は、図に示されている値とは若干異なります。

このレポートには、Lenthの t 値に基づいて、個別 p 値と同時 p 値の両方が表示されます。個別 p 値を含め、有意な効果はありません。「半正規プロット」では、これらの効果がランダム誤差にすぎないということが示唆されています。

スクリーニングレポートの詳細については、「「2水準スクリーニングのあてはめ」プラットフォーム」章の「スクリーニングのレポート」(319ページ)を参照してください。

Plackett-Burman計画

一部実施要因計画の例では、5つの連続変数に対して実験回数が8回の計画が作成されました。次に、同じ因子を使って、実験回数を12とした計画を作成してみましょう。この例では、実験回数が12回のPlackett-Burman計画を作成します。「スクリーニング計画」ウィンドウでの入力を容易にするため、「応答をロード」と「因子をロード」のコマンドを使用します。

Plackett-Burman計画の作成

1. 「実験計画(DOE)」>「古典的な計画」>「スクリーニング計画」を選択します。
2. 「ヘルプ」>「サンプルデータライブラリ」を選択し、「Design Experiment」フォルダの「Reactor Response.jmp」を開きます。
3. 「スクリーニング計画」の赤い三角ボタンのメニューから「応答のロード」を選択します。

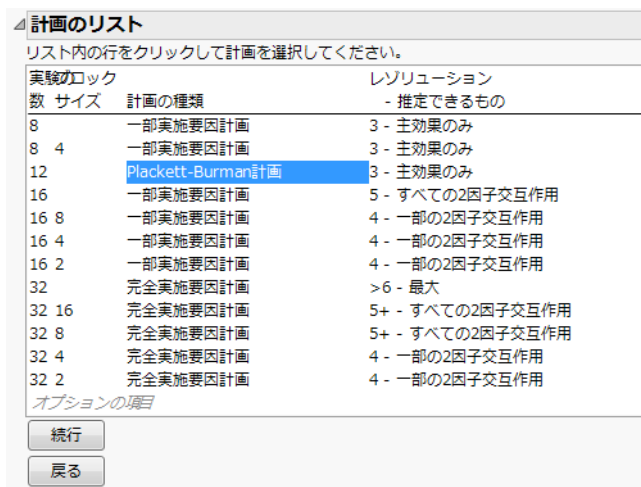
4. [ヘルプ] > [サンプルデータライブラリ] を選択し、「Design Experiment」フォルダの「Reactor Factors.jmp」を開きます。
5. 「スクリーニング計画」の赤い三角ボタンのメニューから [因子のロード] を選択します。
[応答のロード] と [因子のロード] コマンドを使用すると、「応答」アウトラインと「因子」アウトラインに、応答名、因子名、目標、応答の下側限界と上側限界、因子の値が自動的に入力されます。入力後の「応答」アウトラインと「因子」アウトラインについては、図9.19を参照してください。
6. [続行] をクリックします。

メモ: 次の手順にて乱数シード値を設定すると、この例と同じ実験順序が得られます。同じでなくても良い場合は、この手順は不要です。

7. (オプション)「スクリーニング計画」の赤い三角ボタンのメニューから [乱数シード値の設定] を選択し、「34567」と入力して [OK] をクリックします。
8. 「スクリーニング計画の種類を選択」パネルで、デフォルトの [一部実施要因計画の一覧から選択] を選択したままにして、[続行] をクリックします。
9. 図9.26に示されているように、Plackett-Burman計画を選択します。

実験回数が2のべき乗でないPlackett-Burman計画は、交絡関係が複雑になる傾向があります。特に、主効果がいくつかの2因子間交互作用と部分的に交絡する可能性があります。「計画の評価」(309ページ)を参照してください。実験回数が12回のPlackett-Burman計画は、レゾリューションIIIに分類されています。

図9.26 Plackett-Burman計画が表示された「計画のリスト」



10. [続行] をクリックします。
11. [テーブルの作成] をクリックします。

図9.27 Plackett-Burman計画の計画テーブル

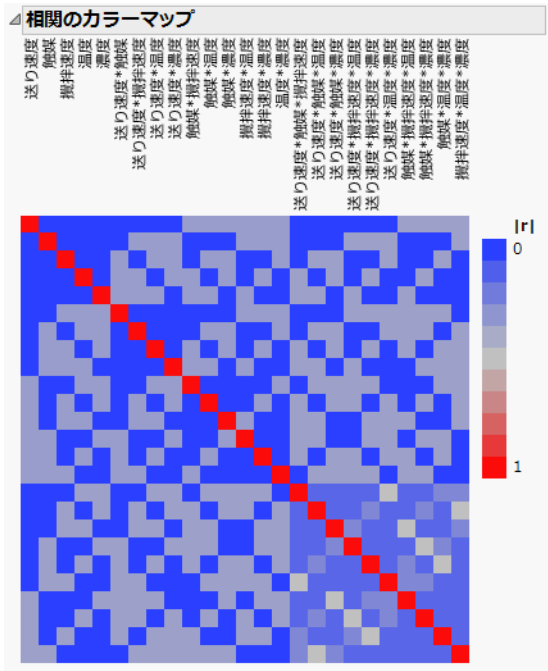
▼ Plackett-Burman計画 ▼		パターン	Feed Rate	Catalyst	Stir Rate	Temperature	Concentration	Percent Reacted
計画 Plackett-Burman計画 ▼ スクリーニング ▼ モデル ▼ 計画の評価 ▼ DOEダイアログ ▼ 列(7/0) ▼ パターン ▼ Feed Rate * ▼ Catalyst * ▼ Stir Rate * ▼ Temperature * ▼ Concentration * ▼ Percent Reacted *	1	+++++	15	2	120	180	6	•
	2	+-----	15	1	100	140	6	•
	3	+--+++	15	1	120	180	6	•
	4	-+++-	10	2	120	180	3	•
	5	++---	15	2	100	140	3	•
	6	----+	10	1	100	180	3	•
	7	-+---+	10	2	100	180	6	•
	8	++---	15	2	120	140	3	•
	9	---++	10	1	120	140	6	•
	10	--++-	10	1	120	140	3	•
	11	-+---+	10	2	100	140	6	•
	12	+---+-	15	1	100	180	3	•

「Percent Reacted」という列が、計画テーブルに作成されます。このテーブルに表示されている順序で実験を実行し、「Percent Reacted」列に結果を記録します。

計画の評価

1. 「スクリーニング計画」ウィンドウに戻ります。いったん閉じてしまった場合は、計画テーブルの「DOEダイアログ」スクリプトを実行します。
2. 「計画の評価」>「関連のカラーマップ」アウトラインを開きます。

図9.28 関連の絶対値を示すカラーマップ



対角要素のセルにおける相関は1ですので、濃い赤色で示されています。濃い青のセルは、効果の相関が0であることを示しています。薄い青およびグレーのセルでは、効果の相関が0より大きくなっています。セルの上にカーソルを置き、効果の組み合わせとその相関の絶対値を確認してみましょう。たとえば、「送り速度」は、いくつかの2因子間交互作用および3因子間交互作用と部分交絡していることがわかります。

3. 「交絡行列」アウトラインを開きます。

図9.29 交絡行列（2因子間交互作用の部分）

交絡行列													
効果	送り速度*触媒	送り速度*攪拌速度	送り速度*温度	送り速度*濃度	触媒*攪拌速度	触媒*温度	触媒*濃度	攪拌速度*温度	攪拌速度*濃度	温度*濃度	濃度*濃度	濃度*濃度	濃度*濃度
切片	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
送り速度	0	0	0	0	0.333	-0.33	-0.33	0.333	0.333	0.333	0.333	0.333	0.333
触媒	0	0.333	-0.33	-0.33	0	0	0	0.333	-0.33	-0.33	0.333	0.333	0.333
攪拌速度	0.333	0	0.333	0.333	0	0.333	-0.33	0	0	0	0.333	0.333	0.333
温度	-0.33	0.333	0	0.333	0.333	0	0.333	0	0.333	0	0.333	0.333	0
濃度	-0.33	0.333	0.333	0	-0.33	0.333	0	0.333	0	0.333	0	0.333	0

この計画は主効果について直交しているのですが、交絡行列の各要素は効果間の相関になっています。「計画の評価」章の「交絡行列」(427ページ)を参照してください。たとえば、「送り速度」は、6つの2因子間交互作用および4つの3因子間交互作用と部分的に交絡しています。それらの部分交絡している箇所は、「送り速度」の行における要素が0.333または-0.33となっている交互作用です。

結果の分析

「Plackett-Burman.jmp」というデータテーブルに、この実験の結果が記録されています。ここで、最初の段階で「温度*濃度」の交互作用が重要であると予想していたことを思い出してください。これが唯一の重要な交互作用であるという仮定に基づいて、進めていきます。

1. [ヘルプ] > [サンプルデータライブラリ] を選択し、「Design Experiment」フォルダの「Plackett-Burman.jmp」を開きます。
2. 「モデル」スクリプトの左のアイコンをクリックして、スクリプトを実行します。
3. 「列の選択」リストから「温度」を選択し、「モデル効果の構成」リストから「濃度」を選択します。
4. [交差] ボタンをクリックします。
5. [実行] をクリックします。

図9.30 全効果を含めたモデルのパラメータ推定値

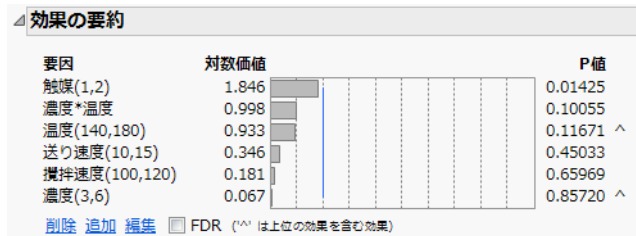
パラメータ推定値				
項	推定値	標準誤差	t値	p値(Prob> t)
切片	66.166667	2.639444	25.07	<.0001*
送り速度(10,15)	-2.333333	2.850926	-0.82	0.4503
触媒(1,2)	10.5	2.850926	3.68	0.0142*
攪拌速度(100,120)	1.3333333	2.850926	0.47	0.6597
温度(140,180)	5	2.639444	1.89	0.1167
濃度(3,6)	-0.5	2.639444	-0.19	0.8572
濃度*温度	-6.5	3.232646	-2.01	0.1006

「予測値と実測値のプロット」を見ると、モデルのあてはまりの悪さを示す証拠が見当たりません。「パラメータ推定値」レポートからは、「触媒」が0.05の有意水準において有意であり、「濃度*温度」の交互作用が0.10の有意水準においてほぼ有意であることがわかります。

モデルの縮小

応答に最も大きな影響を及ぼしている効果を特定したいとしましょう。そのような効果をはっきりと見極めるには、「効果の要約」アウトラインを使って、有意ではない効果を除外します。

図9.31 全効果を含めたモデルの「効果の要約」アウトライン



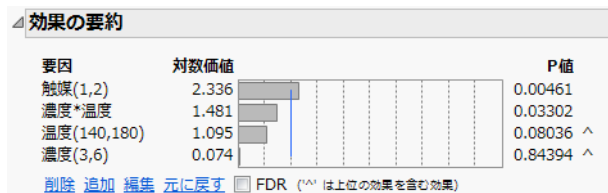
「濃度」は最も有意性が低くなっていますが、P値の右側に「^」マークがついていることからわかるように、高次の交互作用（「濃度*温度」）に含まれています。「効果の親子関係」の原則に従うと、「濃度*温度」の交互作用をモデルに残すのであれば、「濃度」を除外するべきではありません。「実験計画を始めよう」章の「効果の親子関係」（58ページ）を参照してください。次に有意性が低い効果は「攪拌速度」です。

1. 「効果の要約」アウトラインで「攪拌速度」を選択して、[削除] をクリックします。

次に削除できる有意性が低い効果は「送り速度」です。

2. 「効果の要約」アウトラインで「送り速度」を選択して、[削除] をクリックします。

図9.32 縮小モデルの「効果の要約」アウトライン



「P値」の列を見ると、「触媒」の主効果と「濃度*温度」の交互作用は、両方とも0.05の有意水準において有意であることを示しています。このモデルは、これ以上縮小するべきではありません。他の交互作用が存在しないか、または無視できるレベルであれば、「触媒」および「濃度*温度」の交互作用が、重要な効果であると結論付けることができます。

第10章

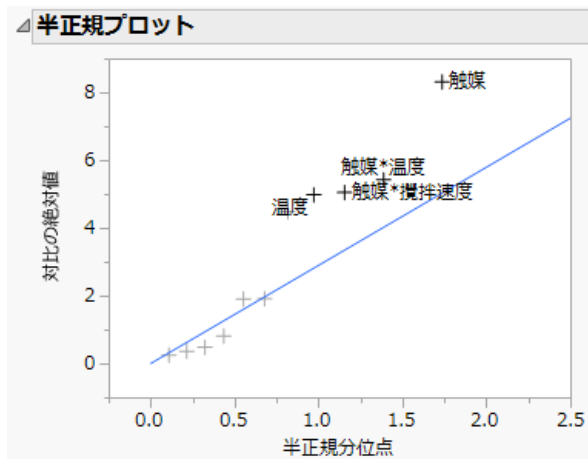
「2水準スクリーニングのあてはめ」プラットフォーム スクリーニング実験データの分析

「2水準スクリーニングのあてはめ」プラットフォームは、スクリーニング計画で作成した実験のデータを分析するためのプラットフォームです。このプラットフォームは、応答に大きな影響を及ぼしている効果を特定し、モデルを選択するのに役立ちます。

「2水準スクリーニングのあてはめ」プラットフォームは、効果の希薄性（effect sparsity）の原則に基づいています（Box and Meyer 1986）。「効果の希薄性の原則」とは、調べている効果のうち、比較的少数のものだけが応答に影響しているという前提です。もしも、ほとんどの効果が影響がなく、その真の影響がゼロであるなら、それらの推定値はランダムな誤差として分布します。

多くの場合、スクリーニング計画には誤差の自由度がありません。そのため、各効果の影響を判断するのに、従来の統計的検定が使えません。特にこのような状況において、「2水準スクリーニングのあてはめ」プラットフォームが役立ちます。

図10.1 「2水準スクリーニングのあてはめ」レポートの半正規プロット



「2水準スクリーニングのあてはめ」プラットフォームの概要

スクリーニング計画やその統計分析は、「ほとんどの効果は応答に影響していない」という「**効果の希薄性**」を前提にしています。この仮定に基づいて、推定値が小さい効果から誤差の大きさを推定し、推定値の大きい効果の応答への影響を判定します。もしも、すべての効果が応答に影響していないのであれば、どの効果も他の効果と実質的には違いはなく、それらの推定値はランダムに分布することになります。

スクリーニング実験により得られたデータは、「モデルのあてはめ」([分析] > [モデルのあてはめ]) または「2水準スクリーニングのあてはめ」([分析] > [発展的なモデル] > [発展的な実験計画モデル] > [2水準スクリーニングのあてはめ]) で分析できます。次のガイドラインに従って「2水準スクリーニングのあてはめ」プラットフォームによるスクリーニング実験データの分析を行ってください。

- 因子がすべて2水準で直交していれば、「2水準スクリーニングのあてはめ」プラットフォームで計算される統計量はすべて妥当です。
- 主効果の数を実験数よりも非常に多い過飽和実験計画の場合、「2水準スクリーニングのあてはめ」プラットフォームは、因子の選択には効力を発揮しますが、誤差の推定や効果の推定には向いていません。また、モンテカルロシミュレーションによって計算される p 値は、過飽和実験計画に適していない仮定に基づいています。
- カテゴリカルまたは離散数値の因子に3つ以上の水準がある場合は、「2水準スクリーニングのあてはめ」プラットフォームでの分析は適していません。JMPは、モデル項を連続変数として扱います。この場合、その因子全体の効果は、その連続変数の主効果とべき乗効果すべてに変換されることとなります（たとえば、3水準の主効果は、1,2,3という水準番号をもつ変数の主効果と2乗効果に変換されます）。
- データが直交でない場合、計算される推定値は、標準的な回帰とは異なる値になります。効果が直交していないデータに対して、「スクリーニング」プラットフォームは、大きな効果を選び出すことはできますが、各効果を適切に検定することはできません。これは、後の方の効果が強制的に直交化され、前の方の効果をより有意に見せている可能性があるためです。
- 「2水準スクリーニングのあてはめ」プラットフォームは配合計画には適しません。

「2水準スクリーニングのあてはめ」と「モデルのあてはめ」の例

「Reactor Half Fraction.jmp」サンプルデータテーブルを検討してみましょう。このデータは、Box, Hunter and Hunter (1978) から引用したものです。このデータに、主効果と2因子間交互作用を含んだモデルをあてはめてみましょう。この例では、モデルのパラメータは15個、実験回数は16回です。

このデータでは、「**反応率(%)**」が応答で、それ以外の連続尺度の因子が効果(**X**)になっています。モデルをあてはめるには、「**反応率(%)**」に応答(**Y**)の役割を割り当てます。「スクリーニング」プラットフォームでは、2因子間交互作用の効果が自動的に作成されます。一方、「モデルのあてはめ」では、モデルに含める交互作用を自分で明示的に指定する必要があります。

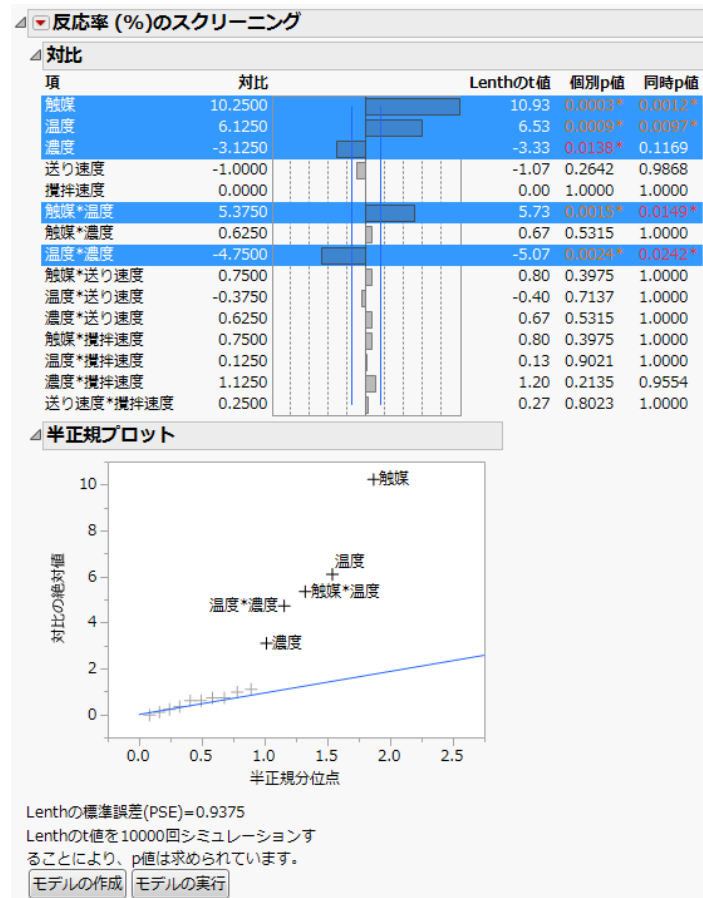
図10.2は、「モデルのあてはめ」プラットフォームを使い、主効果と2因子間交互作用を含むモデルをあてはめたときの結果です。誤差項の推定に十分な数のオブザベーションがないため、標準的な検定を行うことはできません。

図10.2 従来型の飽和計画「Reactor Half Fraction.jmp」データの分析

応答 反応率 (%)				
あてはめの要約				
R2乗	1			
自由度調整R2乗	.			
誤差の標準偏差(RMSE)	.			
Yの平均	65.25			
オブザベーション(または重みの合計)	16			
パラメータ推定値				
項	推定値	標準誤差	t値	p値(Prob> t)
切片	65.25	.	.	.
送り速度(10,15)	-1	.	.	.
触媒(1,2)	10.25	.	.	.
攪拌速度(100,120)	0	.	.	.
温度(140,180)	6.125	.	.	.
濃度(3,6)	-3.125	.	.	.
送り速度*触媒	0.75	.	.	.
送り速度*攪拌速度	0.25	.	.	.
送り速度*温度	-0.375	.	.	.
送り速度*濃度	0.625	.	.	.
触媒*攪拌速度	0.75	.	.	.
触媒*温度	5.375	.	.	.
触媒*濃度	0.625	.	.	.
攪拌速度*温度	0.125	.	.	.
攪拌速度*濃度	1.125	.	.	.
温度*濃度	-4.75	.	.	.

パラメータ推定値は計算されますが、誤差自由度がないため、パラメータ推定値の標準誤差、 t 値、 p 値は算出されません。「2水準スクリーニングのあてはめ」プラットフォームを使えば、このようなケースからも最大限の情報を引き出し、因子をスクリーニングすることができます。同じデータを「2水準スクリーニングのあてはめ」プラットフォームで分析した結果を図10.3に示します。

図10.3 「Reactor Half Fraction.jmp」の「2水準スクリーニングのあてはめ」レポート



「スクリーニング」レポートには次のような機能があります。

- 「対比」という推定値。個別 p 値が0.10を下回る効果が強調表示されています。
- Lenthの擬似標準誤差(PSE; Pseudo-Standard Error)を使って t 値が計算されています。Lenthの擬似標準誤差は半正規プロットの下に表示されます。
- 個別 p 値と同時 p 値の両方が計算されています。0.05を下回る値にはアスタリスクがついています。
- 半正規プロットを見ると、効果をすばやく調べることができます。上側の表にて強調表示されている効果は、このプロットでもラベルつきで表示されます。
- 効果を強調表示するには、「対比」アウトラインで効果をクリックします。
- [モデルの作成] ボタンをクリックすると、「モデルのあてはめ」ウィンドウが開き、選択されている効果が自動的に入力されます。[モデルの実行] ボタンをクリックすると、選択されている効果からなるモデルが実行されます。

この例では、「触媒」・「温度」・「濃度」と、2因子間交互作用のうち2つが選択されています。

「2水準スクリーニングのあてはめ」プラットフォームの起動

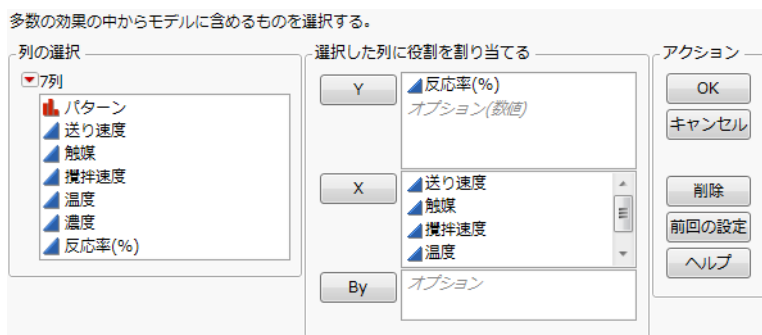
JMPのインストール時に自動作成されたサンプルデータのフォルダを開き、「Design Experiment」フォルダにある「Plackett-Burman.jmp」データテーブルを開きます。このデータテーブルには、以前の節で作成したPlackett-Burman計画の実験12回と、「反応率(%)」の実験結果が記録されています。

データテーブルの左上には、実験計画の「スクリーニング計画」で作成された、「スクリーニング」と「モデル」という2つのスクリプトが保存されています。これらのスクリプトを使ってデータを分析する方法もありますが、最初から自分で分析を実行する作業も簡単です。

1. [ヘルプ] > [サンプルデータライブラリ] を選択し、「Design Experiment」フォルダの「Plackett-Burman.jmp」を開きます。
2. [分析] > [発展的なモデル] > [発展的な実験計画モデル] > [2水準スクリーニングのあてはめ] を選択します。

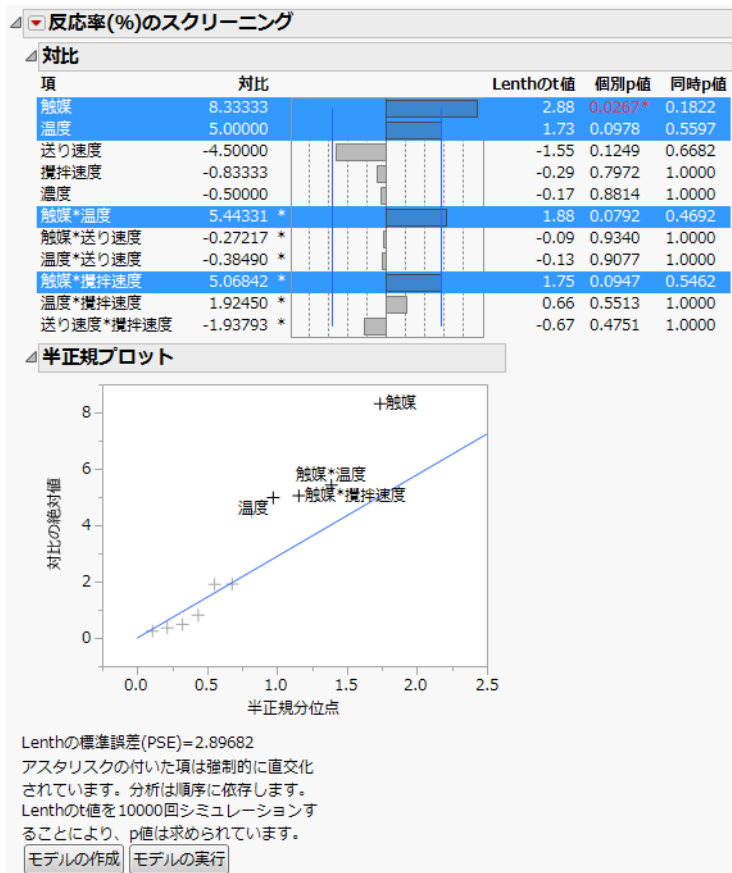
YやXの列が入力された状態で起動ウィンドウが開きます。「スクリーニング計画」プラットフォームを使って計画を作成した場合は、計画テーブルに「スクリーニング」スクリプトが保存されます。このスクリプトにより、「スクリーニング」起動ウィンドウへの自動入力が行われます。

図10.4 「2水準スクリーニングのあてはめ」プラットフォームの起動ウィンドウ



3. [OK] をクリックします。
「スクリーニング」レポート (図10.5) が表示されます。

図10.5 「スクリーニング」レポート



すべての因子に効果がない場合、それらの推定値は正規分布に従うランダムな誤差によるものとなります。効果の推定値(対比)は、図10.5の半正規プロットに表示されている直線に近くなるはずですが。線から遠い位置にある効果は、誤差でない可能性が高く、影響をもつ効果と考えられます。個別p値が0.10未満の効果は、「対比」アウトラインの中で強調表示されます。半正規プロット内では、これらの効果にラベルが付き、また、直線から遠く離れる傾向が見られます。

スクリーニングのレポート

「スクリーニング」レポートは、「対比」と「半正規プロット」の2つのアウトラインで構成されます。

対比

「対比」アウトラインには、考えられるモデル効果すべてと、各効果の対比の値、Lenthの t 値（対比の値をLenthの擬似標準誤差で割ったもの）、個別 p 値、同時 p 値、交絡関係が表示されます。効果は、階層的順序の原則に従って分析に含まれます。詳細は、「[効果の追加順序](#)」（325ページ）の節を参照してください。個別の p 値が0.10を下回る効果が強調表示されています。

項 因子の名前。

対比 因子の推定値。直交計画の場合、この数値は、回帰パラメータの推定値と一致します。直交でない計画の場合は異なります。対比にアスタリスクがついているときは、直交性がないことを示します。

棒グラフ Lenthの t 値と、0.10の有意水準を示す青い縦線を表示します。

Lenthの t 値 Contrast/PSEによって計算されたLenthの t 値。この式の分母の「PSE」は、Lenthの疑似標準誤差（Pseudo Standard Error）です。詳細は、「[Lenthの擬似的標準誤差（PSE）](#)」（326ページ）の節を参照してください。

個別 p 値 線形モデルにおける通常の p 値に相当するものです。 p 値が小さい場合に、効果が有意であると判断できます。詳細については、「[Lenthの擬似的標準誤差（PSE）](#)」（326ページ）を参照してください。

分析を再実行したとき、 p 値がまったく同じ値にはなりません。これはモンテカルロ法を使っているためで、同じ分析を繰り返しても近い値が出るだけで、同じ値にはなりません。

同時 p 値 個別 p 値と同じように使用しますが、多重性の調整を行っています。

交絡関係 後の効果が前の効果と完全に交絡しているときに表示されます。

半正規プロット

半正規プロットは、対比の絶対値と半正規分布の分位点の絶対値を比較したものです。グラフの右上に向かって延びる直線から離れている効果を、有意とみなします。

このグラフは対話的で、グラフ上で効果を選択できます。なお、複数のモデル効果を選択するには、このグラフにて効果の周りをドラッグしながら長方形で囲むか、Ctrlキーを押しながら表の効果名をクリックしてください。

「モデルのあてはめ」プラットフォームの使用

「半正規プロット」の下にある【モデルの作成】ボタンをクリックすると、「モデルのあてはめ」ダイアログボックスが開き、強調表示された効果がすべて自動的に入力されます。

1. 「Design Experiment」フォルダの「Plackett-Burman.jmp」データテーブルを開きます。
2. [分析] > [発展的なモデル] > [発展的な実験計画モデル] > [2水準スクリーニングのあてはめ] を選択します。
3. [OK] をクリックします。
4. 「半正規プロット」の下にある【モデルの作成】ボタンをクリックします。

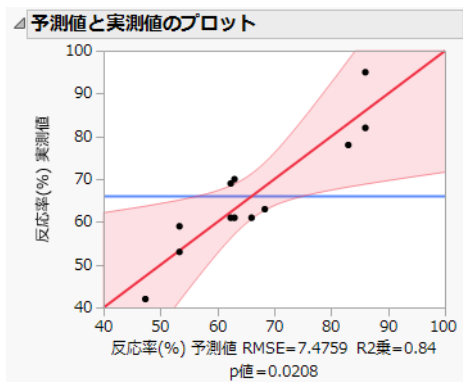
「触媒*攪拌速度」の交互作用は強調表示されていますが、「攪拌速度」の主効果は強調表示されていません。効果の親子関係の原則に従って、「攪拌速度」の主効果をモデルに追加します。「実験計画を始めよう」章の「効果の親子関係」(58ページ)を参照してください。

5. 「モデルのあてはめ」ダイアログボックスで「攪拌速度」を選択し、[追加] をクリックします。
6. [実行] をクリックします。

予測値と実測値のプロット

「モデルのあてはめ」レポートの冒頭に、図10.6のようなモデル全体の予測値と実測値のプロットが表示されます。モデルがよくあてはまっていることが一目わかります。青い線が95%信頼区間を表す境界線（赤色の点線）の外側に出ており、モデルが有意であることを示しています。プロットの下にモデルの p 値 ($p = 0.0208$)、 R^2 乗、誤差の標準偏差 (RMSE) が表示されています。誤差の標準偏差 (RMSE) は、モデルに含まれていない効果の大きさは無視できるほど小さいと仮定した場合における、ランダムな誤差の標準偏差の推定値です。

図10.6 予測値と実測値のプロット



「尺度化した推定値」レポート

「尺度化した推定値」レポートを表示するには、「応答 反応率(%)」のタイトルバーの赤い三角ボタンをクリックし、[要因のスクリーニング] > [尺度化した推定値] を選択します。2次または高次の効果がある場合は、効果を尺度化し、コード化すると、係数や検定の意味を把握しやすくなります。「尺度化した推定値」レポートの棒グラフは、「パラメータ推定値」テーブルにリストされている効果をグラフに表示したものです。最後の列は、各効果の p 値です。

図10.7 「尺度化した推定値」レポートの例

尺度化した推定値					
項	尺度化した推定値		標準誤差	t値	p値(Prob> t)
切片	66.166667		2.158103	30.66	<.0001*
触媒(1,2)	8.3333333		2.158103	3.86	0.0083*
温度(140,180)	3.5		2.289014	1.53	0.1771
触媒*温度	6.5		2.289014	2.84	0.0296*
触媒*攪拌速度	4.5		2.289014	1.97	0.0969
攪拌速度(100,120)	-3		2.289014	-1.31	0.2379

検出力分析

「効果の詳細」の開閉アイコンをクリックして、「触媒」や「温度」のアウトラインノードを表示します。効果の検出力を分析するには、それぞれのタイトルバーにある赤い三角ボタンをクリックし、[検出力の分析] を選択します。

ここでは、「触媒」に対する検出力分析を行います。デフォルトの設定(α が0.05、標本サイズが12、誤差の標準偏差が現在のRMSE、効果の大きさが現在のパラメータ推定値であるとき)を使います。計算された検出力は、0.8926です。つまり、「触媒」の効果がここで推定された値であるならば、同じような実験を行えば89%の確率でその効果を検出できます。

図10.8 検出力分析の例

検出力の詳細

触媒(1,2)

クリックして1つか2つ、または連続する値をそれぞれに入力する。

	α	σ	δ	数
開始値:	0.050	7.475887	8.333333	12
終了値:	.	.	.	.
間隔	.	.	.	.

☒ 検出力を求める
☐ 最小有意数を求める
☐ 最小有意値を求める
☐ 調整済み検出力と信頼区間

完了 キャンセル ヘルプ

シーケンスのすべての組み合わせに対して計算。

検出力の詳細

検定 触媒(1,2)

検出力

α	σ	δ	数	検出力
0.0500	7.475887	8.333333	12	0.8926

詳細については、『基本的な回帰モデル』の標準最小2乗に関する章を参照してください。

2水準スクリーニング分析のその他の例

この節では、「2水準スクリーニングのあてはめ」プラットフォームの使用例を紹介します。

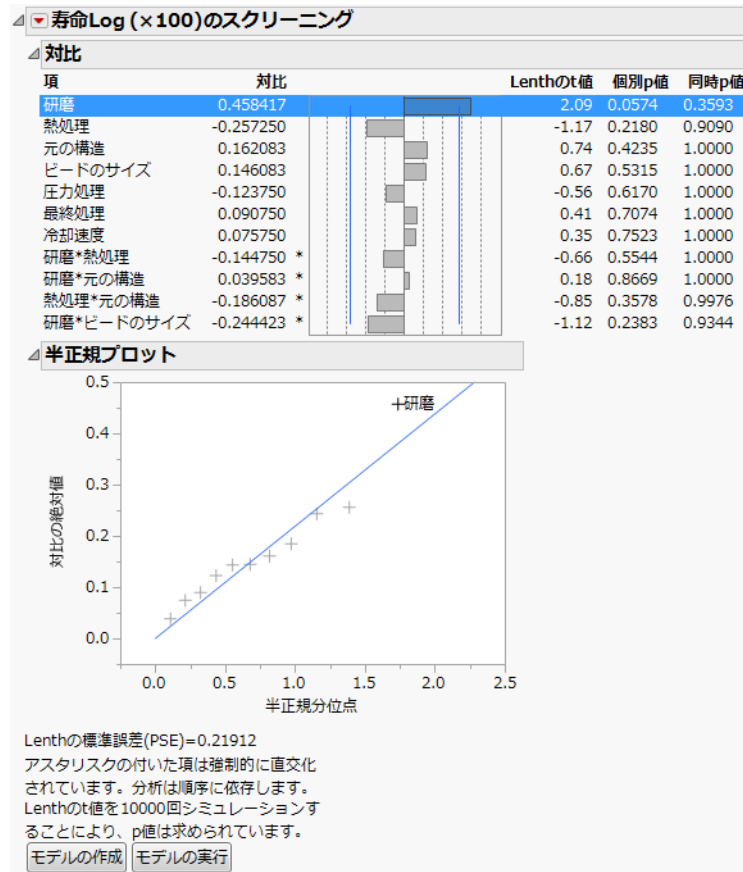
Plackett-Burman 計画の分析

Plackett-Burman 計画は、一部実施要因計画の代わりとなる計画です。2水準の一部実施要因計画では、その性質上、実験回数を2のべき乗にしなければなりません。Plackett-Burman 計画には、実験回数が12、24、28のものが 있습니다。

「Weld-Repaired Castings.jmp」サンプルデータテーブルは、Plackett-Burman 計画を使ったデータテーブルで、Giesbrecht and Gumpertz (2004) や Box, Hunter and Hunter (1978) などの著作でも取り上げられています。溶接の質に影響すると考えられる、「元の構造」、「ビードのサイズ」、「圧力処理」、「熱処理」、「冷却速度」、「研磨」、「最終処理」の7つの因子について、実験回数12のPlackett-Burman 計画を使って調べています。応答は $100 \times \log(\text{寿命})$ です。(誤差に使用されている4つの項は、この分析では使用しません。)

「2水準スクリーニングのあてはめ」プラットフォームで7つの効果を[X]、「寿命 Log (×100)」を[Y]に指定します(起動ウィンドウに自動的に項が入力された場合は、効果としてリストされている4つの誤差項を削除してください)。「OK」をクリックします。図10.9のレポートが表示され、有意な効果は1つしかないことがわかります。

図10.9 「Weld-Repaired Castings.jmp」の「スクリーニング」レポート



アスタリスクがついた項、つまり前の効果に対して直交でない項が4つありますが、対比の値は、直交化を行ってから計算されています。そのため、これらの値は通常の回帰分析による推定値とは一致しません。

過飽和実験計画の分析

過飽和実験計画とは、因子の数が実験数より多い計画を指します。どの効果が影響しているのかを調べるのが目的です。過飽和実験計画は、効果の希薄性を仮定しなければ成立しません。効果の希薄性が仮定できるのであれば、「2水準スクリーニングのあてはめ」プラットフォームが分析に最適です。

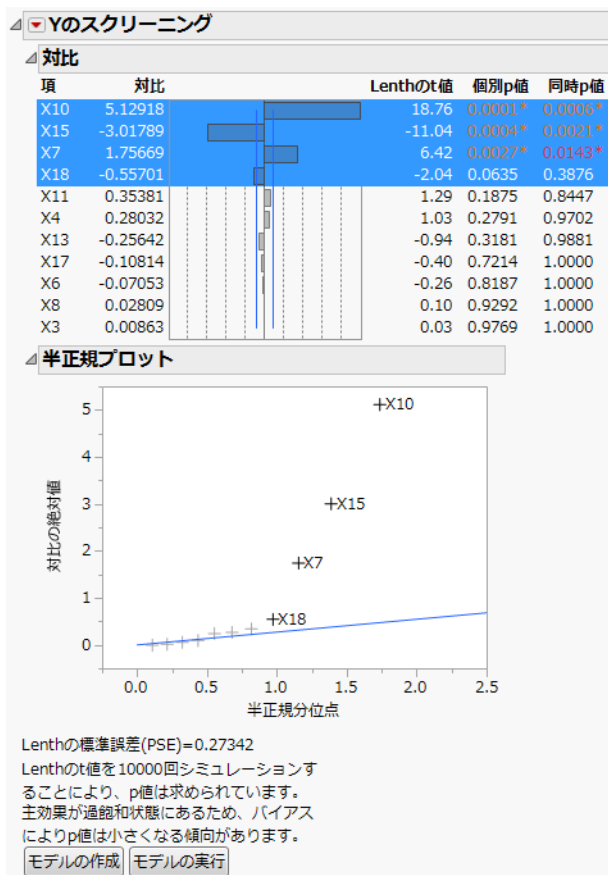
例として、サンプルデータのフォルダにある「Supersaturated.jmp」データテーブルを開いてみましょう。これは、18個の因子を使い、シミュレーション実験を12回行って作成したデータです。データのYの値は、次の式で生成されています。

$$Y = 2(X7) + 5(X10) - 3(X15) + \varepsilon$$

上の式で $\varepsilon \sim N(0,1)$ です。つまり、Yは3つの因子から影響を受けています。

影響を与えている因子を検出するには、「2水準スクリーニングのあてはめ」プラットフォームを実行し、「X1」～「X18」を[X]、「Y」を[Y]に指定します。図10.10のようなレポートが表示されます。

図10.10 「Supersaturated.jmp」の「スクリーニング」レポート



先ほどの影響をもつ3つの因子が強調表示されています。もう1つ、「X18」も強調表示されています。この因子は、半正規プロット上で青色の線の近くにあり、有意性の基準である0.1に近いことがわかります。0.1という基準値は、因子を選択する上で緩い基準であるため、影響力があると考えられる因子が漏れることはないでしょう。

対比の5.1、-3、1.8は、本当の値(5、-3、2)に近い値といえます。しかし、選択した因子で、直交正規化を行わない通常の回帰モデルを実行すれば、さらに近い値になります。

p値は、目安にはなりますが統計的に見て完全に妥当ではありません。なぜなら、過飽和計画は直交でないのに、直交計画を仮定したシミュレーションに基づいて計算されているからです。

技術的詳細

効果の追加順序

「2水準スクリーニングのあてはめ」プラットフォームの処理は、慎重に定義した順序で行われます。

- まず、主効果がその対比の絶対値の大きさに応じてモデルに加えられます。どの効果も、モデル内にすでにある効果に対して直交化されます。この手法により、効果の順序が変数増加法によるステップワイズ回帰と同じになります。主効果で順序付けしておく、後で交絡項を選択するときにも役立ちます。
- 主効果の後、2次、3次・・・の順に交互作用が追加されます。2次交互作用は、2つの効果が先にモデルに追加されたものから追加していきます。たとえば、主効果の大きさの順序によって、**A、B、C、D**という順番で主効果がモデルに追加された場合、**B*C**の方が**A*D**より先にモデルに加わります。因子に水準が3つ以上ある場合、2次項やより高次の項も対象となります。
- すでにモデルに含まれている1つの項に完全に交絡している項は、交絡関係の列に表示されます。すでに含まれている複数の項の線形結合である効果は、表示されません。部分交絡している効果、つまり直交性がない効果には、アスタリスクがつきます。
- この手順を続け、モデルに n 個の効果を加えます。ここで、 n はデータテーブルの行数です。 n 個の効果をもつモデルは、完全に飽和します。因子だけで完全飽和にすることができない場合は、変動が残らず吸収されるよう、ランダムな直交化された効果が追加されます。作成された効果には「**ゼロ n** 」という名前 (n は数字) がつきます。このような状況は、計画の中にまったく同じ内容の反復行がある場合などに起こります。

直交回転としての2水準スクリーニングのあてはめ

数学的に見ると、「2水準スクリーニングのあてはめ」プラットフォームは、応答ベクトルの n 個の値を回転させて、 n 個の新しい値を作成します。回転後の値は、因子とその交互作用の空間に写像されます。

$$\text{対比} = \mathbf{T}' \times \text{応答}$$

$\mathbf{T}$ は正規直交行列で、切片から始まり、因子の主効果、2次交互作用、3次交互作用・・・と交換後の値が n 個になるまで続きます。 $\mathbf{T}$ の最初の列が切片でその他の列が切片に直交することから、切片を除く列は、すべて対比であり、和が0になります。 $\mathbf{T}$ は正規直交行列なので、上式を変形すると、 $\mathbf{T}$ は線形モデルにおける $\mathbf{X}$ に似た役割をもつようになります。計算するのに逆行列の計算は必要ありません。なぜなら、 $\mathbf{T}'$ は $\mathbf{T}^{-1}$ でも $(\mathbf{T}'\mathbf{T})\mathbf{T}'$ でもあるからです。 $\mathbf{T}$ を $\mathbf{X}$ とみなすと、対比が線形モデルのパラメータ推定値となります。

- 応答に影響を与えるモデル効果が切片以外に存在しない場合、対比は、独立な確率変数を、別の独立な確率変数に直交回転させたものに過ぎません。直交回転後の変数は、元の独立な確率変数と分散が同じです。影響をもつ効果がいくつかある場合でも、影響をもたない効果は確率誤差の変動を表します。効果の影響が十分に大きく、実験が適していれば、影響がもつ効果を確率誤差から区別することができると期待できます。

Lenthの擬似的標準誤差 (PSE)

Lenthの方法(1989)は、**Lenthの擬似的標準誤差 (PSE; Pseudo Standard Error)**とも呼ばれ、応答に対して影響をもたない効果を使って残差の標準誤差を推定します。LenthのPSEでは、対比が互いに独立しており、分散が同じであるという前提において、実験の標準誤差を推定することができます。

この方法では、 n 行に対して $n-1$ 個の対比が作成されます。これらの対比を、 $\hat{C}_i$ で表すとし、ここで、 $i = 1, \dots, n-1$ です。

LenthのPSEを求めるには、まず、次の計算を行います。

$$v = 1.5[\text{median}_{i=1, \dots, n-1} |\hat{C}_i|]$$

LenthのPSEは、重要でなさそうな効果に基づき、次の式で求められます。

$$PSE = 1.5 \left[\text{median}_{|\hat{C}_i| < 2.5v} |\hat{C}_i| \right]$$

Lenthの擬似的標準誤差 (PSE) は、「スクリーニング」レポートの下部に表示されます。

Lenthのt値

それぞれの対比の t 値は、対比をPSEで割った値です。帰無仮説のもとでは、これらの t 値の基準分布を計算することは困難なので、シミュレーションで求めます。以下で説明する方法は、Ye and Hamada (2000) の議論に基づいています。

i 番目の対比の t 値を、 t_i と表記すると、以下の式で求められています。

$$t_i = \hat{C}_i / (PSE)$$

スクリーニング計画で最も重要なのは、**個別の過誤率 (individual error rate)**です。「個別の過誤率」とは、ある1つの効果において、その効果が影響をもたないのに、誤って影響をもつと判定してしまう確率です。この検定の p 値は、 i 番目の効果に対して、 $|t_i|$ よりも基準分布の上の裾のほうに位置する確率になっています。

このプラットフォームでは、比較的多くの効果を一度に検定するため、**実験全体の過誤率 (experimentwise error rate)**も重要です。「実験全体の過誤率」とは、複数の影響を持たない効果について、そのうちの少なくとも1つの効果を影響があると誤って判定してしまう確率です。この検定の p 値は、 i 番目の効果に対して、 $\max |t_i|$ よりも基準分布の上の裾のほうに位置する確率になっています。

「2水準スクリーニングのあてはめ」プラットフォームは、モンテカルロ乱数シミュレーションによって、 p 値を求めるための基準分布を生成します。そこでは、平均が0、標準偏差がPSEに等しい $n-1$ 個の正規乱数を生成します。この正規乱数は、応答に影響している効果がまったくないという帰無仮説のもとでの、実験で得られる可能性のある対比の値を表しています。このような正規乱数の組が、全部で10,000セット生成されます。

個別p値

応答に影響している効果がまったくないという帰無仮説のもとでは、対比の分布はすべて同じなので、シミュレーションで生成された $10,000 \times (n - 1)$ 個の乱数は、どの対比に対する分布としても利用できます。

i 番目の対比を考えてみましょう。各シミュレーションの値から、Lenthの t 値が生成されます。個別の過誤率の基準分布は、これらの t 値の絶対値で近似されます。レポートに表示される個別 p 値の列の値は、シミュレーションで得た $10,000 \times (n - 1)$ 個の t 値の絶対値を降順に並べた中で、観測した Lenth の t 値の絶対値が位置する点です。これは、基準分布において、観測した Lenth の t 値の絶対値より右側の領域で近似されます。

同時p値

「実験全体の過誤」とは、応答に影響していない効果が複数ある場合に、そのうちの少なくとも1つを、 t 値に基づいて帰無仮説を棄却してしまうことを指します。この過誤率に対応した p 値を求めるには、 t 値の絶対値の最大値 ($\max |t_i|$) に基づいて基準分布を計算します。

「同時 p 値」の基準分布を求めるには、10,000 回の各シミュレーションについて、 t 値の絶対値の最大値を計算します。これらの 10,000 個の最大値が基準分布を形成します。結果に表示されている「同時 p 値」は、シミュレーションで得た 10,000 個の t 値の絶対値の最大値を降順に並べたもののなかで、観測した Lenth の t 値の絶対値が位置する累積確率です。つまり、「同時 p 値」は、 t 値の絶対値の最大値から求められた基準分布において、観測した Lenth の t 値の絶対値より右側にある領域で近似されます。

モンテカルロシミュレーションの制御

シミュレーションセットのデフォルトの回数を 10,000 回から変更するには、LenthSimN という名前のグローバルな JSL 変数に値を割り当てる必要があります。例として、次の手順に従います。

1. [ヘルプ] > [サンプルデータライブラリ] を選択し、「Reactor Half Fraction.jmp」を開きます。
2. [分析] > [発展的なモデル] > [発展的な実験計画モデル] > [2水準スクリーニングのあてはめ] を選択します。
3. 「反応率 (%)」に応答変数 (Y) の役割を割り当てます。
4. その他の連続量の変数をすべて効果 (X) に指定します。
5. [OK] をクリックします。
6. 「反応率 (%) のスクリーニング」の赤い三角ボタンをクリックして、[スクリプトの保存] > [スクリプトウィンドウへ] を選択します。
7. 「スクリプトウィンドウ」の上部 (コードの上) に、LenthSimN=50000; と入力します。
8. 「LenthSimN=50000;」と残りのコードを選択します。
9. スクリプトウィンドウ内で右クリックし、[スクリプトの実行] を選択します。

メモ: LenthSimN=0 と指定すると、標準の t 分布が使用され、同時 p 値は結果に表示されません (推奨しません)。

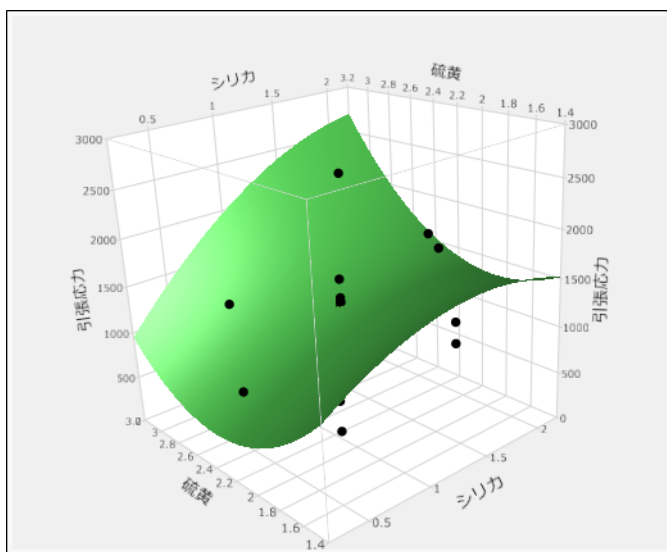
第11章

応答曲面計画

応答曲面計画は2次曲面のモデル化に便利です。応答曲面モデルを使うと、計画領域内に存在する応答の最小値や最大値を特定することができます。2次関数をあてはめるためには各因子に3つの異なる値が必要なため、標準的な2水準の計画は応答曲面をあてはめるのに適切ではありません。

応答曲面計画は、応答に2次式をあてはめます。2次式における2次の項は、応答関数の曲率を表します。応答の最小値や最大値が計画領域内に存在する場合、その値が生じる点を推定できます。

図11.1 応答曲面計画のモデル



応答曲面計画の概要

「応答曲面計画」プラットフォームでは、ブロック因子を含む計画を含め、古典的な中心複合計画および Box-Behnken 計画を作成できます。中心複合計画では、軸点の配置などを設定できます。応答曲面計画では、連続尺度の因子のみ、最大8つの因子を扱うことができます。

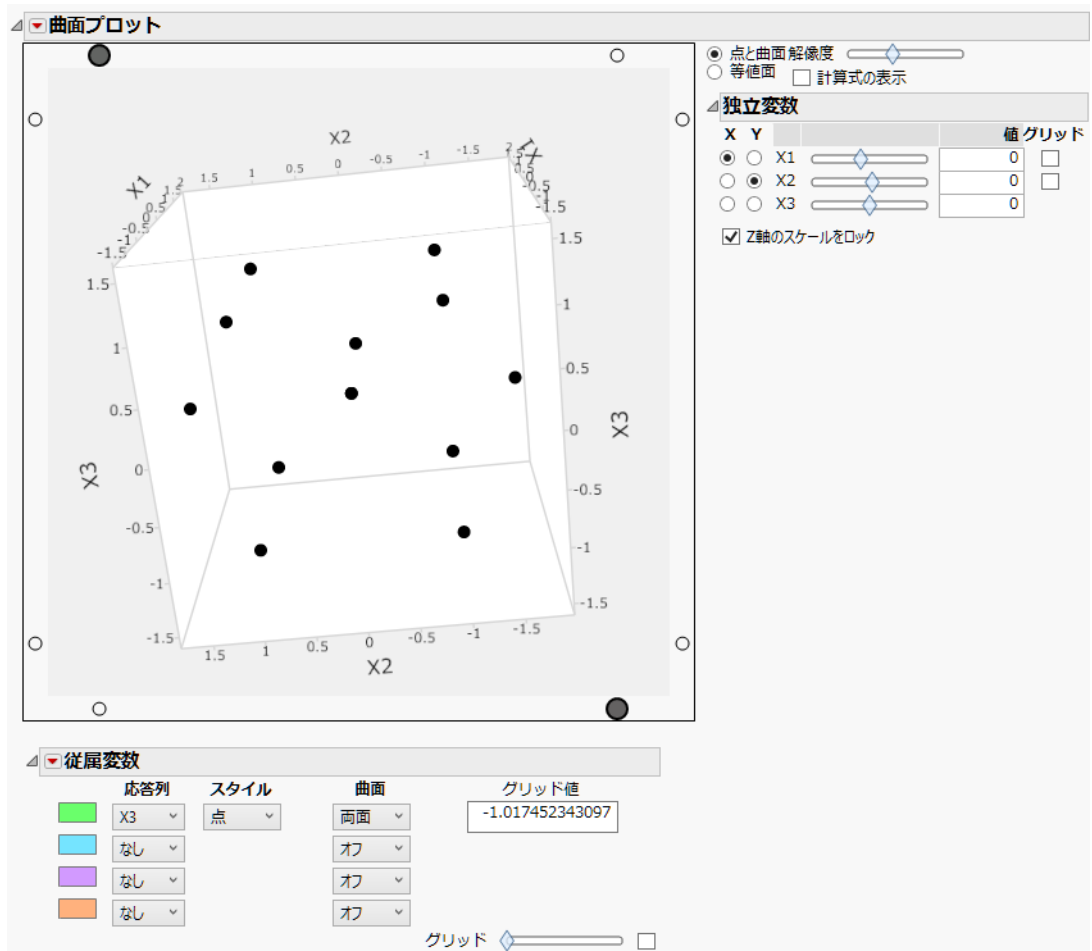
ヒント: [実験計画(DOE)] > [カスタム計画] を使用して、特定の実験状況に合わせた最適な応答曲面計画を作成できます。カスタム計画では、古典的な応答曲面計画よりも柔軟性が高い応答曲面計画を作成できます。特に、「カスタム計画」プラットフォームを使えば、カテゴリカル因子や8個以上の連続因子を含む応答曲面計画を作成できます。また、実験回数や、計画領域に対する制約を指定することもできます。例については、「カスタム計画の例」章の「[応答曲面計画](#)」(147ページ)を参照してください。

中心複合計画(図11.2)は、2水準の一部実施要因計画に次の2点を追加したものです。

- **中心点**(重心): すべての因子が中間値に設定されている点。
- **軸点**: 1つの因子だけが高い値または低い値(軸の値)で、残りの因子がすべて中間値になっている点。

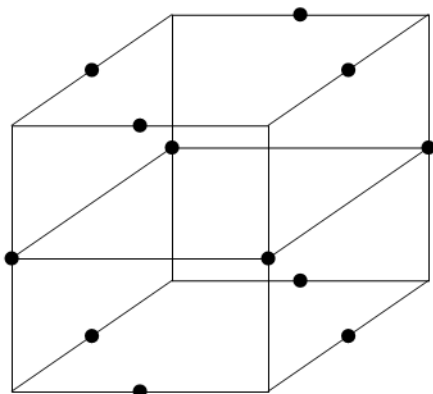
軸点の選択に応じて、中心複合計画では、因子ごとに最大5つの異なる設定ができます。また、軸点は指定された因子の範囲外でもかまいません。

図11.2 3因子の中心複合計画



Box-Behnken 計画 (図11.3) の因子は、水準が3つしかなく、因子の領域を表す立方体の頂点には計画点が配置されません。エンジニアリング上の理由でこれらの計画点を避けなければならないときは、この特徴が役に立ちます。しかし、立方体の頂点に計画点が少ないということは、中心複合計画に比べて頂点付近での分散の予測が不確かで、正確ではないということを意味します。

図11.3 3因子の Box-Behnken 計画



JMP では、次の2つの方法で応答曲面計画を作成できます。

- 「応答曲面計画」プラットフォームを使用する（最大8つの連続尺度の因子）
- 「カスタム計画」プラットフォームを使用する（「モデル」アウトラインの [RSM] ボタンをクリック）

両方とも、作成される計画テーブルには、モデルのあてはめを実行できる「モデル」スクリプトが含まれます。「モデル」スクリプトでは、各主効果に「応答曲面効果」属性が適用されるため、「モデルのあてはめ」ウィンドウで主効果の後ろには「& 応答曲面」が付きまます。この属性がついていると、「最小2乗法によるあてはめ」レポートに「応答曲面」レポートが含まれます。このレポートの詳細は、『基本的な回帰モデル』の「標準最小2乗のレポートとオプション」章を参照してください。

メモ：「標準最小2乗」レポートの「応答曲面」アウトラインは、20個以上の連続尺度の因子を含む応答曲面計画には表示されません。

応答曲面計画の例

この例では、タイヤのトレッド実験に関する Box-Behnken 計画を作成します。この計画の目的は、伸びの指標（「反発係数」）を450という目標値に一致させることです。反発係数は、タイヤトレッドの製造に使われる「シリカ」、「シラン」、「硫黄」の量によって変化します。目標値を達成できる設定を見つけるために、因子のより広い範囲で実験を行いたいとします。

Box-Behnken 計画の作成

この例では、便宜上、既存のテーブルの応答と因子をロードします。新しい実験を独自に計画するときは、手動で応答と因子を入力してください。「[応答](#)」(340ページ) および「[因子](#)」(342ページ) を参照してください。

1. [実験計画(DOE)] > [古典的な計画] > [応答曲面計画] を選択します。
2. [ヘルプ] > [サンプルデータライブラリ] を選択し、「Design Experiment」フォルダの「Bounce Response.jmp」を開きます。
3. 「応答曲面計画」の赤い三角ボタンをクリックし、メニューから[応答のロード]を選択します。
4. [ヘルプ] > [サンプルデータライブラリ] を選択し、「Design Experiment」フォルダの「Bounce Factors.jmp」を開きます。
5. 「応答曲面計画」の赤い三角ボタンをクリックし、メニューから[因子のロード]を選択します。

図11.4 タイヤトレッドの計画の「応答」および「因子」アウトライン

応答曲面計画

応答

応答の追加 ▼ 削除 応答数...

応答名	目標	下側限界	上側限界	重要度
反発係数	目標値に合わせる	350	550	1

オプションの項目

因子

名前	役割	値
▲シリカ	連続変数	0.7
▲磁黄	連続変数	1.8
▲シラン	連続変数	40

3 因子

計画の選択

ブロックサ

実験回数	イズ	中心点	計画の種類
15		3	Box-Behnken計画
16		2	中心複合計画(CCD)
20		6	CCD一様精度
20	6	6	CCD直交ブロック
23		9	CCD直交

オプションの項目

続行 戻る

「応答」アウトラインで、「反発係数」の「目標」が「目標値に合わせる」に設定されていることを確認してください。

「計画の選択」パネルには、使用可能な計画が表示されています。

メモ: 乱数シード値(手順6)を設定すると、以下の数値例と同じ結果が得られます。同じ結果でなくても良い場合は、この手順は不要です。

- 6. (オプション)「応答曲面計画」の赤い三角ボタンをクリックし、「乱数シード値の設定」を選択します。「12345」と入力して [OK] をクリックします。
- 7. Box-Behnken計画を選択したままの状態 で [続行] をクリックします。
- 8. [テーブルの作成] をクリックします。

図11.5 Box-Behnken計画テーブル

Box-Behnken計画		パターン	Silica	Sulfur	Silane	Stretch
モデル	1	-0+	0.7	2.3	60	•
計画の評価	2	0+-	1.2	2.8	40	•
DOEダイアログ	3	000	1.2	2.3	50	•
	4	000	1.2	2.3	50	•
列(5/0)	5	+0-	1.7	2.3	40	•
パターン	6	+0+	1.7	2.3	60	•
Silica *	7	0-+	1.2	1.8	60	•
Sulfur *	8	0++	1.2	2.8	60	•
Silane *	9	-0-	0.7	2.3	40	•
Stretch *	10	--0	0.7	2.8	50	•
行	11	000	1.2	2.3	50	•
すべての行	12	--0	0.7	1.8	50	•
選択されている行	13	0--	1.2	1.8	40	•
除外されている行	14	+-0	1.7	1.8	50	•
表示しない行	15	++0	1.7	2.8	50	•
ラベルのついた行						

この時点で、実験を実施し、その応答をデータテーブルに入力します。

実験データの分析

- 1. [ヘルプ]>[サンプルデータライブラリ] を選択し、「Design Experiment」フォルダの「Bounce Data.jmp」を開きます。
「Bounce Data.jmp」ファイルには実験結果が含まれます。
- 2. 「モデル」スクリプトを実行します。
「モデル効果の構成」リストの主効果の後ろには「& 応答曲面」がついています。この接尾辞は、主効果が応答曲面効果であることを示します。これにより、「標準最小2乗」レポートの下に「応答曲面」レポートが生成されます。
- 3. [実行] をクリックします。

レポートの冒頭にある「係数」テーブルには、パラメータ推定値を簡潔に要約したものが表示されます。最初の3つの列には2次項の係数が表示され、最後の列には1次項の係数が表示されます。予測式全体を表示するには、「応答 反発係数」の赤い三角ボタンのメニューから、[推定値]>[予測値の表示]を選択します。

「解」レポートには、臨界点（最大値・最小値・鞍点のいずれか）の座標が表示されます。今回の例では、臨界点は（最大値や最小値ではなく）鞍点であり、その座標は計画領域の範囲外にあります。

「正準曲率」レポートには、効果の固有値と固有ベクトルが表示されます。このレポートから曲面の曲率の性質と方向について把握できます。大きい正の固有値（62.9095）は、曲率が正であることを示します。また、固有ベクトルの値は、曲率が主に「シリカ」の方向であることを示します。大きい負の固有値（-74.9584）は、曲率が負であることを示します。また、固有ベクトルの値は、曲率が主に「硫黄」の方向であることを示します。

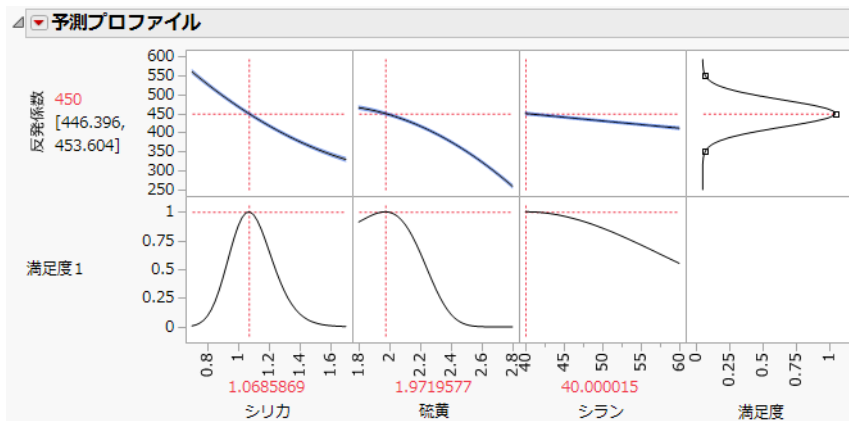
図11.7の応答曲面の分析テーブルについての詳細は、『基本的な回帰モデル』の標準最小2乗に関する章を参照してください。

次に、予測プロファイルと等高線プロファイルを使用して最適な設定を見つけます。

最適な設定の検討

1. 「予測プロファイル」の赤い三角ボタンをクリックし、[最適化と満足度]>[満足度の最大化]を選択します。

図11.8 満足度を最大化した「Bounce Data.jmp」の予測プロファイル



メモ: 実際の最適な設定は、例とは異なる可能性があります。なぜなら、今回の例において、「反発係数」の予測値が450となる因子設定はいくつもあるからです。

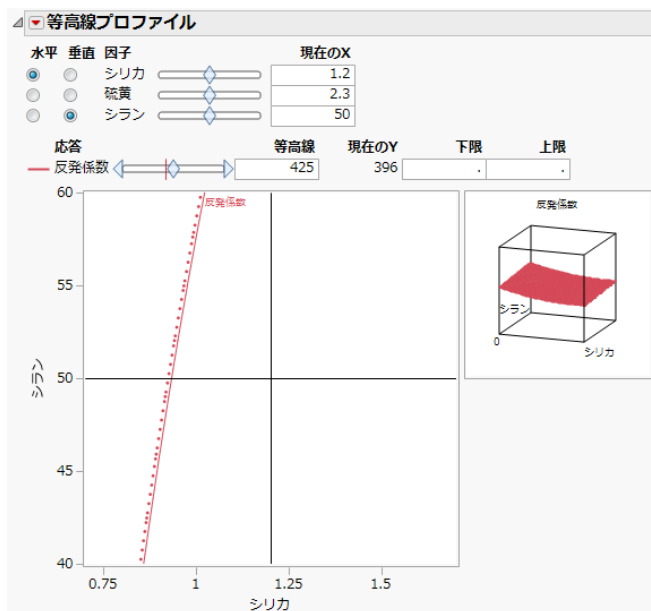
応答を指定すると、目標は、450という目標値（上限は550、下限は350）に一致するように設定されます。計画のデータテーブルにこの目標が引き継がれ、これらの限界値は「反発係数」の「応答変数の限界」列プロパティに含まれています。満足度関数は、これらの応答変数の限界から生成されます。（図11.8の右上のセル）詳細については、付録「列プロパティ」の「[応答変数の限界](#)」（637ページ）を参照してください。

満足度関数を最大にする際に、JMPは、「反発係数」が450になると予測される因子水準の設定の組み合わせを（通常は数多くの候補の中から）1つ特定します。図11.8から、これらの組み合わせが、シリカ=1.069、硫黄=1.972、シラン=40.000であるとわかります。次に、「等高線プロファイル」を使用して、満足関数を最大にする他の点を識別しましょう。

「予測プロファイル」についての詳細は、『プロファイル機能』の「プロファイル」章を参照してください。

2. 「応答 反発係数」の赤い三角ボタンをクリックし、メニューから[因子プロファイル] > [等高線プロファイル]を選択します。「硫黄」の値を「2.0」に設定したうえで、目標を達成したいとします。また、「シラン」および「シリカ」の設定を、予測される「反発係数」が 450 ± 5 になるように設定します。
3. プロットの上にあるプロット制御エリアで、「シラン」の左にある「垂直」のラジオボタンをクリックします。

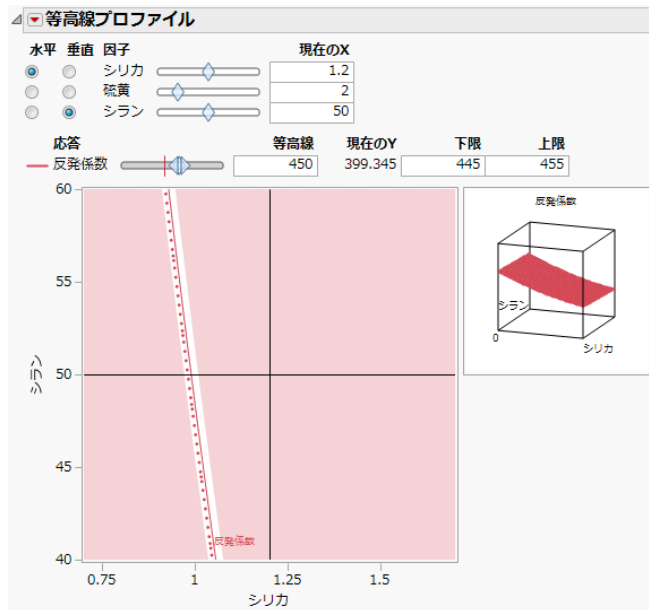
図11.9 「Bounce Data.jmp」の等高線プロファイル



この「シラン」および「シリカ」に対する等高線は、「硫黄」を2.3に固定されたときの、「反発係数」が425となる設定を示しています。

4. 「硫黄」の「現在のX」の値を「2」に設定します。
5. 「反発係数」の「等高線」の値を「450」に設定します。
6. 「反発係数」の「下限」を「445」、「上限」を「455」に設定します。Enterキーを押します。

図11.10 「シリカ」と「シラン」の最適な設定を示す等高線プロファイル

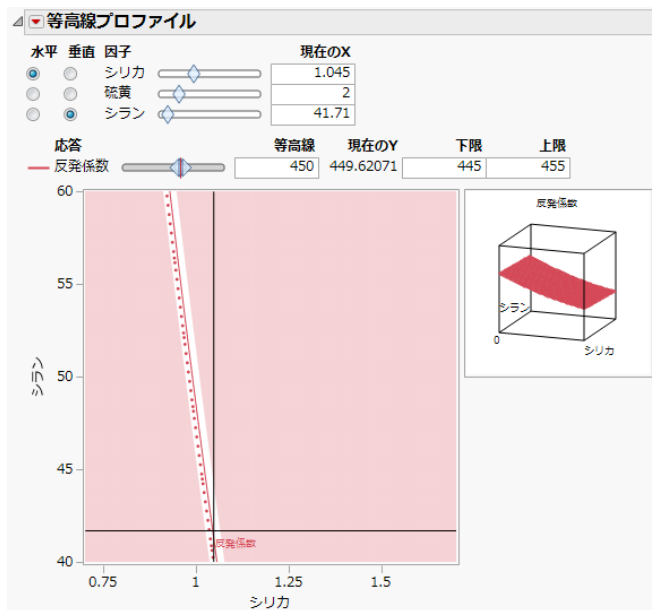


「シリカ」と「シラン」に対する陰影のない帯状の領域が、「硫黄」を2.0としたときに「反発係数」の予測値が445～455となる領域です。また、赤い実線で示された曲線は「反発係数」の予測値が450となる設定です。

7. プロットに表示される十字線を陰影のない帯にドラックし、実際のプロセスに最適な「シリカ」および「シラン」の設定を見つけます。

たとえば、実際のプロセスが、「シラン」の値が高いときより低いときの方がより頑健であるとして。そのような場合は、図11.11のような設定を検討できるでしょう。

図11.11 「シリカ」と「シラン」の特定の設定を示す等高線プロファイル



十字線を見ると、「硫黄」=2.0のとき、「シリカ」=1.045および「シラン」=41.71という因子設定であることがわかります。これらの設定は「現在のX」の下に表示されます。この設定のとき、「反発係数」の予測値は449.62071であり、これは「現在のY」の下に表示されます。

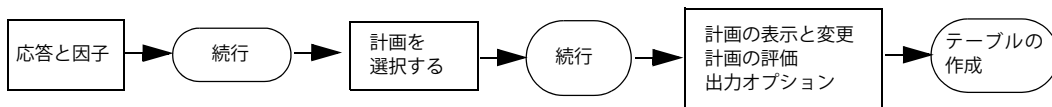
「等高線プロファイル」についての詳細は、『プロフィール機能』の「等高線プロファイル」章を参照してください。

「応答曲面計画」ウィンドウ

「応答曲面計画」ウィンドウでは、2次曲面をモデル化する計画を段階的に作成できます。中心複合計画、Box-Behnken計画、または、ブロック因子を含むこれらの計画から選択できます。中心複合計画を選択する場合、軸点を調整できます。

「応答曲面計画」ウィンドウは、計画の手順を踏むごとに内容が更新されます。操作手順は、図11.12のような流れです。手順の間にあるボタンをクリックすると、ウィンドウが更新されていきます。

図11.12 応答曲面計画の流れ



以下の節で、応答曲面計画を作成する手順を説明します。

- 「[応答](#)」(340ページ)
- 「[因子](#)」(342ページ)
- 「[計画を選択する](#)」(343ページ)
- 「[出力オプションを指定する](#)」(345ページ)
- 「[テーブルの作成](#)」(345ページ)

応答

「応答」アウトラインでは、1つまたは複数の応答を指定します。

ヒント: 応答の設定を保存したい場合には、「応答」アウトラインへの入力が完了した後に、赤い三角ボタンのメニューから **【応答の保存】** を選択してください。これにより、応答の名前、目標、限界、重要度の値がデータテーブルに保存され、「実験計画 (DOE)」のプラットフォームにおいて後で再利用できるようになります。

図11.13 「応答」アウトライン

応答

応答の追加

削除

応答数...

応答名	目標	下側限界	上側限界	重要度
Y	最大化	.	.	.
オプションの項目				

応答の追加 応答を1つ追加し、目標の種類を [最大化] (望大特性)、[目標値に合わせる] (望目特性)、[最小化] (望小特性)、または [なし] に設定します。[目標値に合わせる] を選択した場合は、目標の限界値を入力します。[最大化] または [最小化] を選択した場合、限界の入力は必須ではありませんが、満足度関数を使用する場合は、入力しておくに役立ちつことがあります。

削除 選択されている応答を削除します。

応答数 応答数を入力すると、その個数だけ応答変数が追加されます。デフォルトのY以外の応答を入力した場合、追加された応答の「目標」は、最後に入力した応答と同じものになります。そうでない場合、デフォルトの「目標」は [目標値に合わせる] です。目標を変更するには、テーブル内で目標の種類をクリックします。

「応答」アウトラインには、次のような列があります。

応答名 応答の名前。追加した応答には、デフォルトで「Y」、「Y2」... という名前がつきます。名前を変更するには、ダブルクリックして任意の名前を入力します。

目標、下側限界、上側限界 目標として、応答を最大化したいのか、最小化したいのか、目標値に合わせたいのか、あるいは特に目標がないのかを指定できます。指定された内容に従って、生成された計画のデータテーブルにおける各応答列に、「応答変数の限界」列プロパティが割り当てられます。この情報を使い、各応答の満足度関数が定義されます。「プロファイル」と「等高線プロファイル」は、これらの満足度関数を使って最適な因子設定を見つけます。詳細については、『プロファイル機能』の「プロファイル」章および付録「列プロパティ」の「[応答変数の限界](#)」(637ページ)を参照してください。

- 「最大化」は、大きな値ほど良いこと（望大特性）を意味します。なんらかの下側限界や上側限界がある場合は、それらも指定してください。
- 「最小化」は、小さな値ほど良いこと（望小特性）を意味します。なんらかの下側限界や上側限界がある場合は、それらも指定してください。
- 「目標値に合わせる」の場合、指定された目標値が最良であること（望目特性）を意味します。デフォルトの目標値は、下側限界と上側限界の中間値に設定されます。
- 「なし」は、最適化の目標がないことを意味します。この場合、満足度関数は作成されません。

メモ: 「目標値に合わせる」を選んだときで、目標値が下側限界と上側限界の中間値ではない場合は、計画のデータテーブルを作成した後に変更してください。それには、データテーブルの応答列において **[列] > [列情報]** を選択し、列情報ウィンドウを開き、希望の目標値を入力します。

重要度 応答が複数ある場合は、指定した重要度の値を使って全体の満足度関数が計算されます。重要度は、応答の重みとして扱われます。応答が1つしかない場合、重要度はデフォルトで1に設定されるため、重要度を指定する必要はありません。

「応答」アウトラインの編集

「応答」アウトラインでは、次のような作業ができます。

- 応答をダブルクリックして応答名を変更する。
- 目標をクリックして変更する。
- 限界または重要度の値をクリックして変更する。
- 複数の応答に対して、重要度の値を入力する。

「応答変数の限界」列プロパティ

応答の入力時に指定した「目標」、「下側限界」、「上側限界」、「重要度」は、最適な因子設定を見つける際に使用されます。これらの情報は、生成された計画のデータテーブルにおいて、各応答列の「応答変数の限界」列プロパティに保存されます。JMPは、この情報を使って満足度関数を定義します。満足度関数は、予測プロファイルで最適な因子設定を見つけるために使用されます。「応答変数の限界」列プロパティの詳細とその使用例については、付録「列プロパティ」の「[応答変数の限界](#)」(637ページ)を参照してください。

下側限界と上側限界を指定しない場合、観測された応答データの範囲に基づいて自動的に満足度関数が定義されます。下側限界と上側限界が指定された場合には、それらの限界によって満足度関数が定義されます。満足度関数の作成については、『プロファイル機能』の「プロファイル」章を参照してください。

因子

応答曲面計画では、連続変数の因子しか使用できません。

ヒント: カテゴリカルな因子を含む応答曲面計画を作成するには、[実験計画(DOE)] > [カスタム計画] を用いてください。

応答曲面計画の「因子」パネルにはデフォルトで連続変数の因子が2つ表示されます。

図11.14 「因子」 アウトライン

因子

追加 1 連続変数

選択項目の削除

名前	役割	値
X1	連続変数	-1 1
X2	連続変数	-1 1

因子の指定

因子数を指定。変更するには、因子名または因子設定をダブルクリック。

続行

「因子」アウトラインには、次のようなボタンがあります。

追加 指定した数だけ、連続量の因子が追加されます。

選択項目の削除 選択されている因子が削除されます。

ヒント: 因子の設定を保存したい場合には、「因子」パネルへの入力完了後に、赤い三角ボタンのメニューから「因子の保存」を選択してください。これにより、因子の名前と値がデータテーブルに保存され、後で再利用できるようになります。「[応答曲面計画のオプション](#)」(347 ページ) を参照してください。

「因子」アウトラインには、次のような列があります。

名前 因子の名前。追加した因子には、デフォルトで「X1」、「X2」... という名前がつきます。名前を変更するには、ダブルクリックして任意の名前を入力します。

役割 因子の役割を「連続変数」に指定します。役割は、「因子の役割」列プロパティとしてデータテーブルに保存されます。このプロパティがあることで、因子の種類は適切にモデル化されます。

値 実験における因子の設定。値を挿入するには、デフォルトの値をクリックし、任意の値を入力します。

因子の列プロパティ

データテーブルには、各因子のさまざまな列プロパティが保存されます。

因子の役割 データテーブルにおけるすべての因子の列に、「因子の役割」列プロパティが割り当てられます。この「因子の役割」列プロパティの値は、実験を計画するときに指定した役割によって決まります。計画にブロック因子が含まれる場合は、そのブロック因子の役割には「ブロック」が割り当てられます。「因子の役割」列プロパティは、データをモデル化するときに、どのように因子を用いるかを示しています。また、「因子の役割」列プロパティの値は、「拡張計画」プラットフォームでも使われます。

因子の変更 データテーブルにおけるすべての因子の列には、「容易」に設定された「因子の変更」列プロパティも割り当てられます。「応答曲面計画」プラットフォームでは、1回の実験ごとに、因子の水準を変更できると想定されます。「因子の変更」の値は、「拡張計画」プラットフォームと「計画の評価」プラットフォームでも使われます。

コード変換 因子の役割が連続変数である場合は、「コード変換」列プロパティが保存されます。このプロパティは、最小値が-1、最大値が+1になるように因子の値を変換します。「最小2乗法によるあてはめ」レポートの推定値と検定は、変換後の値に基づいて計算されます。

ブロックあたり実験回数 ブロックあたりの実験回数を示します。ブロック因子を含む計画を選択し、[テーブルの作成]をクリックすると、「ブロック」というデフォルト名の因子が「因子」リストに追加されます。その因子に対して、「ブロックあたり実験回数」列プロパティが保存されます。

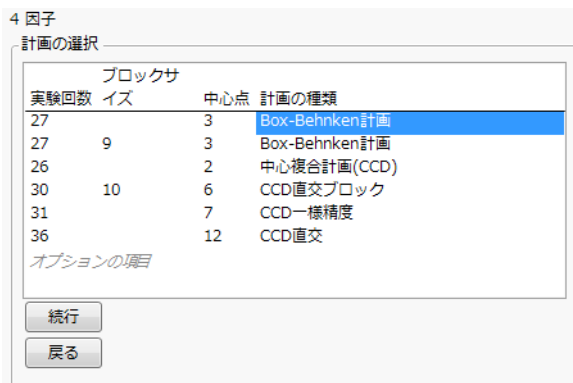
計画を選択する

応答と因子を入力して[続行]をクリックした後、計画のリストからいずれか1つの計画を選択します。計画は次の2種類です。

- 「[Box-Behnken計画](#)」(344ページ)
- 「[中心複合計画](#)」(344ページ)

使用する計画を選択し、[続行]をクリックします。

図11.15 4因子の「計画の選択」パネル



Box-Behnken計画

Box-Behnken計画の因子は、水準が3つしかなく、因子の領域を表す立方体の頂点には計画点が配置されません。エンジニアリング上の理由で頂点の設定を避ける必要があるときは、この特徴が役に立ちます。しかし、この計画では、中心複合計画と比較して、頂点の近くで予測分散が大きくなります。

中心複合計画

中心複合計画 (CCD; Central Composite Design) には、中心点と軸点があります。**軸点**は、1つの因子だけが低い値または低い値 (**軸の値**) で、残りの因子がすべて中間値になっている点です。

中心複合計画の軸点は、指定した因子範囲で定義された超立方体の面外に置かれることもあります。その場合、各因子は5水準となり、そのうち2水準は「因子」アウトラインで設定した値の範囲外に置かれます。JMPでは、軸点をそのように超立方体の面外に配置することも、超立方体の面上に配置することもできます。

以下の種類の中心複合計画を作成できます。

中心複合計画 通常の中心複合計画です。指定された因子数だけの計画が作成されます。

CCD 一様精度 中心付近での予測分散がなるべく均一になるように中心点の個数が決定されます。

CCD 直交 2次項と他の項との間の相関が最小になるように中心点の数と軸点の値が決定されます。

CCD 直交ブロック 2次項およびブロック効果と、他の項との間の相関が最小になる計画です。

軸の値

いずれかの中心複合計画を選んで **【続行】** ボタンをクリックすると、軸のスケールに関する情報が表示されます。軸点の値を指定する際、表示されている値が、指定された因子の範囲の半分を掛け合わせるのに使用されます。「軸の値」に「1.0」を指定した場合、作成される計画の軸点は、因子で定義される超立方体の面上に配置されます。次のオプションで軸の値を設定できます。

図11.16 「軸の値」パネル

軸の値:	
1.000	
回転可能	1.682
直交	1.287
平面上	1.000
ユーザ定義	1.000

☐ 範囲を-1から1まで

回転可能 中心点からの距離（尺度化された距離）が等しければ、予測値の分散も等しい計画が作成されます。軸点の値は、因子範囲から外れるものになります。因子範囲内に留めたい場合には、**【平面上】** を選択するか、因子範囲内に収まる数値をテキストボックスに指定してください。

直交 効果が互いに直交します。軸点の値は、因子範囲から外れるものになります。因子範囲内に留めたい場合には、**【平面上】** を選択するか、因子範囲内に収まる数値をテキストボックスに指定してください。

平面上 軸点を、指定した因子範囲の両端に配置します。

ユーザ定義 「軸の値」テキストボックスに入力した値によって指定された距離に、軸点を配置します。

範囲を -1 から 1 まで 軸点が因子範囲の両端に位置するように、計画のスケールを変更します。そのスケールに合わせて計画点が縮められます。

出力オプションを指定する

「出力オプション」パネルで、出力データテーブルの詳細を指定できます。指定したら、[テーブルの作成] をクリックして計画のデータテーブルを作成します。

実験の順序

「実験の順序」オプションでは、出力するデータテーブル内における実験の順番を指定します。選択肢は次のとおりです。

変更なし データテーブルの行が、「計画と予測応答」アウトライン内と同じ順序で並べられます。

左から右へ並べ替え データテーブルの行が、左から右への列の値によって並べ替えられます。

ランダム化 データテーブルの行が、ランダムな順序で並べ替えられます。

右から左へ並べ替え データテーブルの行が、右から左への列の値によって並べ替えられます。

ブロック内でランダム化 データテーブルの行が、設定したブロックの中でランダムに並べ替えられます。

中心点と反復

中心点の数 計画に配置される中心点の個数。中心点とは、すべての連続変数の因子を因子範囲の中間値に据えて行う実験を指します。デフォルト値は、選択した計画における中心点の個数が表示されます。

反復の回数 中心点も含めた計画全体を反復する回数を指定します。1回の反復によって実験数が2倍になります。

テーブルの作成

[テーブルの作成] をクリックすると、実験計画をまとめたデータテーブルが作成されます。

図11.17 Bounce Dataの因子と応答を使った直交中心複合計画

▼ 中心複合計画(CCD)	▼	パターン	シリカ	硫黄	シラン	反発係数
計画 中心複合計画(CCD)		1 000	1.2	2.3	50	•
▶ モデル		2 000	1.2	2.3	50	•
▶ 計画の評価		3 -++	0.7	2.8	60	•
▶ DOEダイアログ		4 A00	2.0340158846	2.3	50	•
		5 +-+	1.7	1.8	60	•
		6 000	1.2	2.3	50	•
		7 a00	0.3659841154	2.3	50	•
		8 000	1.2	2.3	50	•
		9 ---	0.7	1.8	40	•
		10 00a	1.2	2.3	33.319682308	•
		11 ++-	1.7	2.8	40	•
		12 +- -	1.7	1.8	40	•
		13 000	1.2	2.3	50	•
		14 000	1.2	2.3	50	•
		15 000	1.2	2.3	50	•
		16 00A	1.2	2.3	66.680317692	•
		17 0a0	1.2	1.4659841154	50	•
		18 -+-	0.7	2.8	40	•
		19 --+	0.7	1.8	60	•
▼ 行		20 000	1.2	2.3	50	•
すべての行 23		21 0A0	1.2	3.1340158846	50	•
選択されている行 0		22 +++	1.7	2.8	60	•
除外されている行 0		23 000	1.2	2.3	50	•
表示しない行 0						
ラベルのついた行 0						

「テーブル」パネルの左上の「計画」ノートには、生成された計画の種類が表示されます。（「中心複合計画」）複数の計画を比較するときは、この情報が役に立ちます。

パターン列

「パターン」列には、各行の因子の値が記号で表示されます。

ヒント：「パターン」は特にプロットのラベル変数として活用できます。

表11.1 「パターン」列の説明

-	低水準
+	高水準
0	中間（中心）値
a	軸点の下限
A	軸点の上限

計画のデータテーブルに付随するスクリプト

計画のデータテーブルには次のようなスクリプトが含まれます。

モデル [分析] > [モデルのあてはめ] プラットフォームを実行します。

計画の評価 [実験計画(DOE)] > [計画の診断] > [計画の評価] プラットフォームを実行します。

DOE ダイアログ 計画のデータテーブルを作成するのに使った「応答曲面計画」ウィンドウを再現します。このスクリプトには、計画の生成に使われた乱数シード値も含まれます。

応答曲面計画のオプション

「応答曲面計画」プラットフォームの赤い三角ボタンのメニューには、次のようなオプションがあります。

応答の保存 「応答」パネルの情報を、新しいデータテーブルに保存します。この情報は、ほとんどの「実験計画(DOE)」ウィンドウにすばやく読み込むことができます。応答の情報を後で再利用したい場合に便利です。

応答のロード [応答の保存] で保存された応答をロードします。

因子の保存 「因子」パネルの情報を、新しいデータテーブルに保存します。各因子の列には、その因子の水準が表示されます。その他の情報は、列プロパティとして保存されます。この情報は、ほとんどの「実験計画(DOE)」ウィンドウにすばやく読み込むことができます。

メモ: 空のテーブルにデータを直接入力して因子のテーブルを作成することもできますが、その場合も、すべての列に適切な役割を割り当てる必要があります。役割を割り当てるには、データグリッド内で列名を右クリックし、[列プロパティ] > [因子の役割] を選択します。「因子の役割」セクションで、適切な役割を選択します。

因子のロード [因子の保存] で保存された因子をロードします。

制約の保存 (一部のプラットフォームのみで使用可能)「因子の制約を定義」または「線形制約」アウトラインで定義した因子の制約を、データテーブルの列として保存します。この情報は、ほとんどの「実験計画(DOE)」ウィンドウにすばやく読み込むことができます。

制約テーブルの冒頭の数行には、各因子に対する係数が含まれます。最後の行は、不等式の右辺値を含みます。各制約の列には、「以下」と「以上」のどちらの制約であるかを示す「**制約状態**」という列プロパティが含まれます。付録「列プロパティ」の「**制約状態**」(671 ページ) を参照してください。

制約のロード (一部のプラットフォームでは使用不可) [制約の保存] オプションを使って保存した制約がロードされます。

乱数シード値の設定 このオプションに設定される値が、乱数を用いる処理のシード値として使われます。次のような処理で乱数が使われます。

- [応答のシミュレーション] オプションによる応答の乱数シミュレーション
- データテーブル作成時における実験順序のランダム化
- 最適計画を探索するときの初期計画の選択

計画や乱数シミュレーションの応答を再現するには、それを生成するのに用いた乱数シード値を入力します。最適計画の場合は、少なくとも「計画の作成」をクリックする前にシード値を設定してください。乱数シミュレーションの応答や実験順序を制御するには、少なくとも「テーブルの作成」をクリックする前にシード値を設定してください。

メモ: 計画に使われた乱数シード値は、計画データテーブルに保存された「DOE ダイアログ」スクリプトに含まれています。

応答のシミュレート 計画テーブルに、応答値と、シミュレーションの計算式を含む列が追加されます。このオプションは、「テーブルの作成」をクリックする前に選択してください。

「テーブルの作成」をクリックすると、次の処理が実行されます。

- 乱数シミュレーションで生成されたデータ値が応答変数の列に代入されます。
- 応答変数のデータ値を乱数シミュレーションで生成するための計算式を含む列が、新しい列として追加されます。先ほどのデータ値やこの計算式は、計画のウィンドウで指定したモデルに基づいています。
- 「モデル」ウィンドウが表示されます。このウィンドウで、モデルの効果の係数を設定するとともに、[正規]、[二項]、[Poisson] のいずれかの分布を指定できます。
- 「シミュレーション」という名前のスクリプトが、計画のデータテーブルに保存されます。このスクリプトを実行すると、「モデル」ウィンドウが再び開き、シミュレーション値を再度計算したり、応答の分布を変更したりできます。

「モデル」ウィンドウでは、乱数シミュレーションで用いる応答変数の確率分布を選択してください。このウィンドウで「適用」ボタンをクリックすると、「<Y>のシミュレーション」という名前の列が更新されます。ここで、「<Y>」は応答列の名前です。「適用」を再びクリックすると、この「<Y>のシミュレーション」の値が更新されます。

詳細については、「カスタム計画」章の「**応答のシミュレート**」(103 ページ)を参照してください。

メモ:  「応答のシミュレート」オプションを使うと、JMP Proのシミュレーションの機能を使ってシミュレーション分析を実行できます。シミュレーションとそれに関連する実験計画(DOE)の例については、『基本的な統計分析』の「シミュレーション」章を参照してください。

詳細オプション > 検出力計算のデルタの設定 検出力の計算で用いる、応答平均の差を指定します。「計画の評価」章の「**計画の評価のオプション**」(432 ページ)を参照してください。

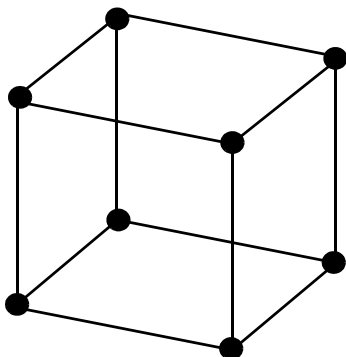
スクリプトをスクリプトウィンドウに保存 「応答曲面計画」プラットフォームで指定した計画のスクリプトを作成し、スクリプトウィンドウに保存します。

第 12 章

完全実施要因計画

完全実施要因計画とは、因子のすべての値の組み合わせを実験する計画です。この計画は、すべての交互作用を推定できるという特徴があります。ただし、スクリーニング計画に比べて規模が大きいことと、高次の交互作用は重要でないことが多いことを考慮すると、必ずしも効率が良い計画とは言えません。因子数や水準数が少なく、かつ、すべての交互作用に関する情報を得たいような場合に使用するのが一般的です。たとえば、測定システム分析 (MSA; Measurement Systems Analysis) では、完全実施要因計画で基準を生成することがよくあります。

図 12.1 2 水準の 3 因子に対する完全実施要因計画



完全実施要因計画の概要

完全実施要因計画では、因子水準のあらゆる組み合わせで実験を行います。標本サイズはすべての因子の水準数の積に等しくなります。たとえば、2水準の因子、3水準の因子、4水準の因子がそれぞれ1つずつ存在する完全実施要因計画では、 $2 \times 3 \times 4 = 24$ 回の実験を行います。

「完全実施要因計画」プラットフォームでは、連続変数と、任意の水準数のカテゴリカル変数を扱うことができます。また、完全にランダムに実験を行えることを前提としています。

完全実施要因計画は、すべての計画の中で最も保守的な計画です。ただし、因子の数が多くなるにつれて標本サイズが指数的に増加し、実験コストが高くなります。一方、カスタム計画、決定的スクリーニング計画、およびスクリーニング計画は、完全実施要因計画ほど保守的ではありませんが、効率とコスト効果の面で優れています。

完全実施要因計画の例

この例では、2水準の5つの因子（「送り速度」、「触媒」、「攪拌速度」、「温度」、「濃度」）が反応収率に及ぼす効果を調べるために、完全実施要因計画を作成します。2水準の因子が5つあるので、完全実施要因計画には、最低 $2^5 = 32$ 回の実験が含まれます。同じ条件での規模の小さいスクリーニング計画の例については、「スクリーニング計画」章の「[スクリーニング計画のその他の例](#)」（301 ページ）を参照してください。

この例では、応答と因子を既存のテーブルからロードします。新しい実験を独自に計画するときは、手動で応答と因子を入力してください。「[応答](#)」（357 ページ）および「[因子](#)」（358 ページ）を参照してください。

計画の作成

1. [実験計画(DOE)] > [古典的な計画] > [完全実施要因計画] を選択します。
2. [ヘルプ] > [サンプルデータライブラリ] を選択し、「Design Experiment」フォルダの「Reactor Response.jsp」を開きます。
3. 「完全実施要因計画」の赤い三角ボタンをクリックし、[応答のロード] を選択します。
4. [ヘルプ] > [サンプルデータライブラリ] を選択し、「Design Experiment」フォルダの「Reactor Factors.jsp」を開きます。
5. 「完全実施要因計画」の赤い三角ボタンをクリックし、[因子のロード] を選択します。
6. [続行] をクリックします。

図12.2 完全実施要因計画の「応答」パネルと「因子」パネル

完全実施要因計画

応答

応答の追加 ▼ 削除 応答数...

応答名	目標	下側限界	上側限界	重要度
Percent Reacted	最大化	90	100	1

因子

連続変数 ▼ カテゴリカル ▼ 削除 N個の因子を追加 1

名前	役割	値
送り速度	連続変数	10 15
触媒	連続変数	1 2
攪拌速度	連続変数	100 120
温度	連続変数	140 180
濃度	連続変数	3 6

2x2x2x2x2 要因計画

出力オプション

実験の順序: ランダム化 ▼

実験の回数: 32

中心点の数: 0

反復の回数: 0

テーブルの作成

戻る

メモ: 手順7で乱数シード値を設定すると、計画テーブルの実験はこの例と同じ順序で表示されます。同じ結果でなくても良い場合は、この手順は不要です。

7. (オプション)「完全実施要因計画」の赤い三角ボタンをクリックし、[乱数シード値の設定]を選択します。「12345」と入力して[OK]をクリックします。

「出力オプション」の「実験の順序」は[ランダム化]に設定されています。計画テーブルの実験の順序は、乱数シード値に基づいて、ランダムに決まります。

「実験の回数」は「32」に設定されています。これは、因子の水準の組み合わせの総数です。

8. [テーブルの作成]をクリックします。

計画のデータテーブルにおける最初の列には、各実験における因子の水準の組み合わせが、+記号（高い値）と-記号（低い値）で示されます。テーブルには、実験を行った後に応答値を入力するための「Percent Reacted」という空白の列も用意されています。

図12.3 反応実験の完全実施要因計画

2x2x2x2x2 要因計画			パターン	送り速度	触媒	攪拌速度	温度	濃度	Percent Reacted	
計画	2x2x2x2x2 要因計画		1	++--	15	2	100	180	3	●
モデル			2	++++	15	2	120	180	6	●
計画の評価			3	-++--	10	2	120	140	3	●
DOEダイアログ			4	-+---	10	2	100	140	6	●
			5	-++++	10	2	120	180	6	●
			6	-+---	10	2	100	140	3	●
			7	++---	15	2	100	140	6	●
			8	--++-	10	1	120	140	6	●
			9	-----	10	1	100	140	3	●
列(7/0)			10	++---	15	2	100	180	6	●
パターン			11	++---	15	1	120	180	3	●
送り速度 *			12	-++--	10	2	120	180	3	●
触媒 *			13	++---	15	1	100	180	3	●
攪拌速度 *			14	-+---	10	1	120	180	3	●
温度 *			15	-++++	10	2	120	140	6	●
濃度 *			16	++---	15	2	120	140	6	●
Percent Reacted *			17	++---	15	1	100	180	6	●
			18	++++-	15	2	120	180	3	●
			19	-----	10	1	100	180	3	●
			20	++---	15	1	100	140	6	●
			21	-+---	10	2	100	180	6	●
			22	-----	10	1	100	180	6	●
			23	++---	15	2	100	140	3	●
			24	++---	15	1	120	140	6	●
行			25	--++-	10	1	120	180	6	●
すべての行	32		26	++---	15	2	120	140	3	●
選択されている行	0		27	++---	15	1	120	140	3	●
除外されている行	0		28	--++-	10	1	120	140	3	●
表示しない行	0		29	-----	10	1	100	140	6	●
ラベルのついた行	0		30	-+---	10	2	100	180	3	●
			31	++---	15	1	100	140	3	●
			32	++++	15	1	120	180	6	●

実験データの分析

次に、実験で得たデータを分析しましょう。分析に使用する手法は、スクリーニングとステップワイズ回帰の2つです。さらに、予測プロファイルを使って最適な設定を見つけます。

「スクリーニング」プラットフォームを使った分析

1. [ヘルプ] > [サンプルデータライブラリ] を選択し、「Design Experiment」フォルダの「Reactor 32 Runs.jsp」を開きます。
2. 「スクリーニング」スクリプトを実行します。

「対比」レポートと「半正規プロット」が表示されます。「対比」レポートには、5次の交互作用までを含む、全部で31個の効果の推定値が表示されます。

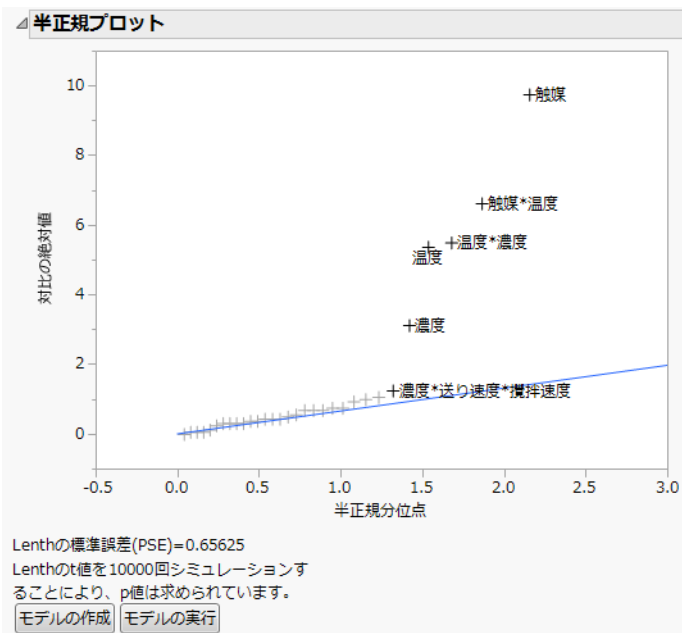
図12.4 「Reactor 32 Runs.jsp」の「対比」レポート

対比					
項	対比		Lenthのt値	個別p値	同時p値
触媒	9.75000		14.86	<.0001*	<.0001*
温度	5.37500		8.19	<.0001*	0.0005*
濃度	-3.12500		-4.76	0.0011*	0.0152*
送り速度	-0.68750		-1.05	0.2883	0.9998
攪拌速度	-0.31250		-0.48	0.6494	1.0000
触媒*温度	6.62500		10.10	<.0001*	0.0002*
触媒*濃度	1.00000		1.52	0.1335	0.9553
温度*濃度	-5.50000		-8.38	<.0001*	0.0004*
触媒*送り速度	0.68750		1.05	0.2883	0.9998
温度*送り速度	-0.43750		-0.67	0.4941	1.0000
濃度*送り速度	0.06250		0.10	0.9266	1.0000
触媒*攪拌速度	0.43750		0.67	0.5212	1.0000
温度*攪拌速度	1.06250		1.62	0.1139	0.9205
濃度*攪拌速度	0.43750		0.67	0.4941	1.0000
送り速度*攪拌速度	0.37500		0.57	0.5859	1.0000
触媒*温度*濃度	-0.12500		-0.19	0.8557	1.0000
触媒*温度*送り速度	0.68750		1.05	0.2883	0.9998
触媒*濃度*送り速度	-0.93750		-1.43	0.1587	0.9784
温度*濃度*送り速度	0.31250		0.48	0.6494	1.0000
触媒*温度*攪拌速度	0.56250		0.86	0.3772	1.0000
触媒*濃度*攪拌速度	0.06250		0.10	0.9266	1.0000
温度*濃度*攪拌速度	0.06250		0.10	0.9266	1.0000
触媒*送り速度*攪拌速度	0.75000		1.14	0.2478	0.9989
温度*送り速度*攪拌速度	-0.37500		-0.57	0.5859	1.0000
濃度*送り速度*攪拌速度	-1.25000		-1.90	0.0705	0.7592
触媒*温度*濃度*送り速度	0.31250		0.48	0.6494	1.0000
触媒*温度*濃度*攪拌速度	-0.31250		-0.48	0.6494	1.0000
触媒*温度*送り速度*攪拌速度	0.00000		0.00	1.0000	1.0000
触媒*濃度*送り速度*攪拌速度	0.75000		1.14	0.2478	0.9989
温度*濃度*送り速度*攪拌速度	0.50000		0.76	0.4328	1.0000
触媒*温度*濃度*送り速度*攪拌速度	-0.25000		-0.38	0.7150	1.0000

メモ: 「対比」レポートではモンテカルロシミュレーションを使用してp値を求めるため、図12.4と同じ結果にはなりません。詳細は、「2水準スクリーニングのあてはめ」プラットフォーム」章の「[Lenthの擬似的標準誤差 \(PSE\)](#)」(326ページ)を参照してください。

「対比」アウトラインで強調表示されている6つの効果が、「半正規プロット」にラベルつきで表示されます。

図12.5 「Reactor 32 Runs.jmp」の半正規プロット



「半正規プロット」を見ると、ラベル付きの効果のうち少なくとも5つは、ランダムな変動だけによるものよりは効果が大きいことが、強く示唆されています。つまり、これらの効果は重要であると言えます。このプロットでは、「濃度*送り速度*攪拌速度」の3次交互作用が重要であるかどうかは、はっきりとはわかりません。

図12.4の「対比」アウトラインによると、「濃度*送り速度*攪拌速度」の3次交互作用の個別p値と同時p値は、それぞれ0.0705と0.7592となっています。「半正規プロット」で目立たないのに加え、p値も大きいので、この効果はモデルに含めないことにします。

3. 「半正規プロット」上でドラッグして四角い枠を描き、「濃度*送り速度*攪拌速度」を除くラベル付きの効果をすべて選択します。
4. [モデルの作成] をクリックすると、5つの効果を含むモデルのあてはめウィンドウが開きます。
5. [実行] をクリックします。

「予測値と実測値のプロット」では、あてはまりの悪さを示す証拠は見られず、「効果の要約」アウトラインでは、5つの効果がすべて有意になっています。

ステップワイズ回帰を使った分析

1. 「Reactor 32 Runs.jmp」データテーブルに戻るか、または[ヘルプ] > [サンプルデータライブラリ] を選択し、「Design Experiment」フォルダの「Reactor 32 Runs.jmp」を再び開きます。

2. 「モデル」スクリプトを実行します。

「モデル効果の構成」には、2次以下の交互作用のみが表示されています。次数が高いものも含め、すべての交互作用を考慮できるようにしましょう。

3. 「列の選択」リストで、「送り速度」から「濃度」までを選択します。

4. [マクロ] > [完全実施要因] をクリックします。

「モデル効果の構成」にすべての効果が追加されます。

5. 「手法」を[ステップワイズ法]に変更します。

6. [実行] をクリックします。

7. 「停止ルール」を[最小AICc]に変更します。

実験計画には、BICよりもAICcのほうが適しています。これは、BICには、有効でない効果もモデルに含まれる傾向があり、AICcよりも多くの説明変数がモデルに含まれるためです。

8. [実行] をクリックします。

ステップワイズ法によって、7つの効果が重要である可能性があるとして選ばれます。

9. [モデルの実行] をクリックします。

その7つの効果を使って、モデルのあてはめが行われます。「効果の要約」アウトラインによると、「触媒*温度*濃度」の p 値は0.83042であり、有意ではありません。

10. 「効果の要約」アウトラインから「触媒*温度*濃度」を選択し、[削除] をクリックします。

「触媒*濃度」の p 値は0.08960です。この効果も取り除きましょう。

11. 「効果の要約」アウトラインから「触媒*濃度」を選択し、[削除] をクリックします。

残る5つの効果はすべて高度に有意です。この5つの効果は、「[「スクリーニング」プラットフォームを使った分析](#)」(352ページ)で「スクリーニング」プラットフォームを使って特定した効果と同じです。

予測プロファイルを使って最適設定を表示

モデルに残った有意な効果が5つ残っていますが、それらは3つの因子から構成されています。次に、これらの因子の最適設定を調べてみましょう。

1. 「Reactor 32 Runs.jsp」データテーブルで、「縮小モデル」スクリプトを実行します。

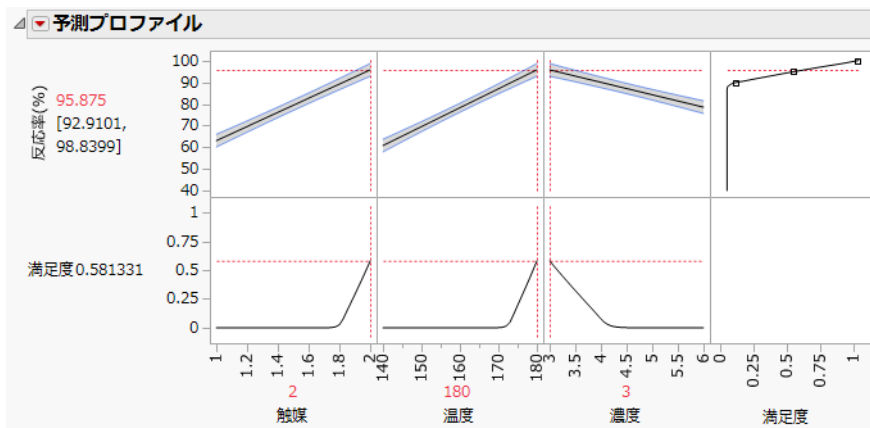
「モデルのあてはめ」ウィンドウが開き、「[「スクリーニング」プラットフォームを使った分析](#)」(352ページ)と「[「ステップワイズ回帰を使った分析](#)」(354ページ)で特定した5つの効果を含むモデルが表示されます。

2. [実行] をクリックします。

「予測プロファイル」レポートを見ると、満足度が表示されています。これは、「完全実施要因計画」ウィンドウで応答を定義したときに、「目標」を[最大化]に設定したからです。プロファイルの上の段の一番右側の枠に表示されている満足度関数を見ると、100が最も満足度が高く、90以下が最も低くなっています。

3. 「予測プロファイル」の赤い三角ボタンをクリックして、[最適化と満足度] > [満足度の最大化] を選択します。

図12.6 満足度を最適化する設定と予測プロファイル

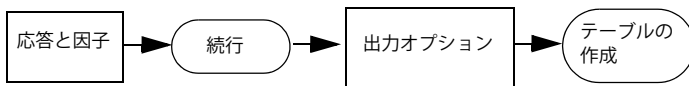


この設定における「反応率(%)」の予測平均値は95.875で、信頼区間は92.91から98.84となっています。ここで特定された3つの因子の設定値は、どれも実験に使用した範囲のうち、最高または最低の値となっていることに注目してください。今後の実験では、この設定値を超える値を使用して、工程の振る舞いを調べる必要があるでしょう。

「完全実施要因計画」ウィンドウ

「完全実施要因計画」ウィンドウは、計画の手順を踏むごとに内容が更新されていきます。詳細は、「[実験計画の手順: 問題の把握、モデルの指定、計画の作成](#)」(53ページ)を参照してください。操作手順は、図12.7のような流れです。手順の間にあるボタンをクリックすると、ウィンドウが更新されていきます。

図12.7 完全実施要因計画のフロー



以下の節で、完全実施要因計画を作成する手順を説明します。

- 「[応答](#)」(357ページ)
- 「[因子](#)」(358ページ)
- 「[出力オプションを選択する](#)」(360ページ)
- 「[テーブルの作成](#)」(362ページ)

応答

「応答」アウトラインでは、1つまたは複数の応答を指定します。

ヒント: 応答の設定を保存したい場合には、「応答」アウトラインへの入力完了後に、赤い三角ボタンのメニューから「**応答の保存**」を選択してください。これにより、応答の名前、目標、限界、重要度の値がデータテーブルに保存され、「実験計画 (DOE)」のプラットフォームにおいて後で再利用できるようになります。

図12.8 「応答」アウトライン

応答の追加 応答を1つ追加し、目標の種類を「最大化」（望大特性）、「目標値に合わせる」（望目特性）、「最小化」（望小特性）、または「なし」に設定します。「目標値に合わせる」を選択した場合は、目標の限界値を入力します。「最大化」または「最小化」を選択した場合、限界の入力は必須ではありませんが、満足度関数を使用する場合は、入力しておく役に立つことがあります。

削除 選択されている応答を削除します。

応答数 応答数を入力すると、その個数だけ応答変数が追加されます。デフォルトのY以外の応答を入力した場合、追加された応答の「目標」は、最後に入力した応答と同じものになります。そうでない場合、デフォルトの「目標」は「目標値に合わせる」です。目標を変更するには、テーブル内で目標の種類をクリックします。

「応答」アウトラインには、次のような列があります。

応答名 応答の名前。追加した応答には、デフォルトで「Y」、「Y2」... という名前がつきます。名前を変更するには、ダブルクリックして任意の名前を入力します。

目標、下側限界、上側限界 目標として、応答を最大化したいのか、最小化したいのか、目標値に合わせたいのか、あるいは特に目標がないのかを指定できます。指定された内容に従って、生成された計画のデータテーブルにおける各応答列に、「応答変数の限界」列プロパティが割り当てられます。この情報を使い、各応答の満足度関数が定義されます。「プロファイル」と「等高線プロファイル」は、これらの満足度関数を使って最適な因子設定を見つけます。詳細については、『プロファイル機能』の「プロファイル」章および付録「列プロパティ」の「[応答変数の限界](#)」（637ページ）を参照してください。

- 「最大化」は、大きな値ほど良いこと（望大特性）を意味します。なんらかの下側限界や上側限界がある場合は、それらも指定してください。

- 「最小化」は、小さな値ほど良いこと（望小特性）を意味します。なんらかの下側限界や上側限界がある場合は、それらも指定してください。
- 「目標値に合わせる」の場合、指定された目標値が最良であること（望目特性）を意味します。デフォルトの目標値は、下側限界と上側限界の中間値に設定されます。
- 「なし」は、最適化の目標がないことを意味します。この場合、満足度関数は作成されません。

メモ：「目標値に合わせる」を選んだときで、目標値が下側限界と上側限界の中間値ではない場合は、計画のデータテーブルを作成した後に変更してください。それには、データテーブルの応答列において「列」>「列情報」を選択し、列情報ウィンドウを開き、希望の目標値を入力します。

重要度 応答が複数ある場合は、指定した重要度の値を使って全体の満足度関数が計算されます。重要度は、応答の重みとして扱われます。応答が1つしかない場合、重要度はデフォルトで1に設定されるため、重要度を指定する必要はありません。

「応答」アウトラインの編集

「応答」アウトラインでは、次のような作業ができます。

- 応答をダブルクリックして応答名を変更する。
- 目標をクリックして変更する。
- 限界または重要度の値をクリックして変更する。
- 複数の応答に対して、重要度の値を入力する。

「応答変数の限界」列プロパティ

応答の入力時に指定した「目標」、「下側限界」、「上側限界」、「重要度」は、最適な因子設定を見つける際に使用されます。これらの情報は、生成された計画のデータテーブルにおいて、各応答列の「応答変数の限界」列プロパティに保存されます。JMPは、この情報を使って満足度関数を定義します。満足度関数は、予測プロファイルで最適な因子設定を見つけるために使用されます。「応答変数の限界」列プロパティの詳細とその使用例については、付録「列プロパティ」の「**応答変数の限界**」（637ページ）を参照してください。

下側限界と上側限界を指定しない場合、観測された応答データの範囲に基づいて自動的に満足度関数が定義されます。下側限界と上側限界が指定された場合には、それらの限界によって満足度関数が定義されます。満足度関数の作成については、『プロファイル機能』の「プロファイル」章を参照してください。

因子

完全実施要因計画では、連続尺度またはカテゴリカル尺度の因子を使用できます。

ヒント：「因子」アウトラインが完成したら、赤い三角ボタンのメニューから「**因子の保存**」を選択することを確認してください。これにより、因子の名前、役割、変更、値がデータテーブルに保存され、「実験計画(DOE)」のプラットフォームにおいて後で再利用できるようになります。

図12.9 「因子」 アウトライン

連続変数 連続変数の因子を追加します。作成されるデータテーブルにおいて、データは数値として扱われます。連続変数とは、指定された下限から上側までの間において、任意の数値に設定できる因子のことです。

カテゴリカル カテゴリカルな因子を追加します。クリックすると、水準数を選択または入力できます。作成されるデータテーブルにおいて、データは文字として扱われます。そのデータテーブルにおいて、「カスタム計画」で入力したときの左から右の順序をデータ値は保ちます。この順序は、作成されたデータテーブルの各列における「値の順序」列プロパティに保存されます。

カテゴリカルな因子のデフォルト値は、L1, L2, ..., Lk です (k は、指定した水準数です)。このデフォルト値を、実験の内容に応じて適切な水準名に変更します。

削除 選択されている因子が削除されます。

N個の因子を追加 複数の因子を追加します。追加する因子の数を入力してから、**因子の追加** をクリックして因子の種類を選択します。「N個の因子を追加」を繰り返すことで、異なる種類の因子を複数追加することができます。

「因子」アウトライン

「因子」アウトラインには、次のような列があります。

名前 因子の名前。追加した因子には、デフォルトで「X1」、「X2」... という名前がつきます。名前を変更するには、ダブルクリックして任意の名前を入力します。

役割 因子の役割。役割は、「因子の役割」列プロパティとしてデータテーブルに保存されます。このプロパティがあることで、因子の種類は適切にモデル化されます。因子の役割によって、データテーブルに保存される他のプロパティが決まります。詳細については、「[因子の列プロパティ](#)」(360 ページ) を参照してください。

値 実験における因子の設定。

「因子」アウトラインの編集

「因子」アウトラインでは、次のような作業ができます。

- 因子名を編集するには、因子名をダブルクリックします。
- 値を編集するには、「値」列の値をクリックします。

因子の列プロパティ

「スクリーニング計画」ウィンドウで「テーブルの作成」を選択して計画のデータテーブルを作成すると、各因子のさまざまな列プロパティが計画のデータテーブルに保存されます。これらのプロパティは、「因子の保存」オプションを選択したときに作成されるデータテーブルにも、自動的に保存されます。これらの列プロパティの詳細と例については、付録A「列プロパティ」を参照してください。

コード変換 因子の役割が連続変数である場合は、「コード変換」列プロパティが保存されます。このプロパティは、最小値が-1、最大値が+1になるように因子の値を変換します。詳細については、付録「列プロパティ」の「コード変換」(647ページ)を参照してください。

値の順序 因子の役割がカテゴリカルの場合、またはブロック変数を作成した場合は、「値の順序」列プロパティが保存されます。この列プロパティによって、因子水準の表示順序が決まります。詳細については、付録「列プロパティ」の「値の順序」(663ページ)を参照してください。

因子の役割 データテーブルにおけるすべての因子の列に、「因子の役割」列プロパティが割り当てられます。この「因子の役割」列プロパティの値は、実験を計画するときに指定した役割によって決まります。「因子の役割」列プロパティは、データをモデル化するときに、どのように因子を用いるかを示しています。また、「因子の役割」列プロパティの値は、「拡張計画」プラットフォームでも使われます。詳細については、付録「列プロパティ」の「因子の役割」(645ページ)を参照してください。

因子の変更 データテーブルにおけるすべての因子の列には、「容易」に設定された「因子の変更」列プロパティも割り当てられます。「因子の変更」列プロパティは、データをモデル化するときに、どのように因子を用いるかを示しています。また、「因子の変更」の値は、「拡張計画」プラットフォームと「計画の評価」プラットフォームでも使われます。詳細については、付録「列プロパティ」の「因子の変更」(660ページ)を参照してください。

出力オプションを選択する

応答と因子を入力して「続行」をクリックすると、「出力オプション」パネルが表示され、このパネルで計画テーブルの出力方法を指定できます。完全実施要因計画の構造が、パネルの上部に表示されます。

図12.10 「出力オプション」パネル

実験の順序

「実験の順序」オプションでは、出力するデータテーブル内における実験の順番を指定します。選択肢は次のとおりです。

変更なし データテーブルの行が、左から右への列の値によって並べ替えられます。

左から右へ並べ替え データテーブルの行が、左から右への列の値によって並べ替えられます。

ランダム化 データテーブルの行が、ランダムな順序で並べ替えられます。

右から左へ並べ替え データテーブルの行が、右から左への列の値によって並べ替えられます。

中心点と反復

実験の回数 中心点と反復を追加する前の実験回数が表示されます。

中心点の数 計画に中心点として追加する実験の数を指定します。中心点とは、連続変数の因子をすべて因子範囲の中心に据えて行う実験を指します。

連続尺度とカテゴリーカルの両方の因子がある場合も、中心点を追加できます。その場合、「出力オプション」パネルで中心点を指定すると、次のようにして中心点が追加されます。

1. カテゴリーカル因子における水準の組み合わせが、「因子」アウトラインで指定された値の順序に基づいて、順番に作成されます。
2. そして、そのように順序付けられた各組み合わせに1つずつ、指定された中心点の個数になるまで、連続変数の中心点が作成されます。

反復の回数 中心点も含めた計画全体を反復する回数を指定します。1回の反復によって実験数が2倍になります。

テーブルの作成

「**テーブルの作成**」をクリックすると、実験計画をまとめたデータテーブルが作成されます。図12.11は、5つの中心点を含む3因子の完全実施要因計画の例です。3つの因子は、X1（2水準の連続変数）、X2（3水準の連続変数）、およびX3（2水準のカテゴリカル変数）です。因子の水準は、デフォルト値を使用しています。1、5、8、10、15行目が、中心点に該当します。「**パターン**」列（362ページ）を参照してください。

図12.11 計画データテーブル

2x3x2 要因計画	計画	2x3x2 要因計画	パターン	X1	X2	X3	Y
			1	-22	-1	2 L2	•
			2	-11	-1	1 L1	•
			3	-32	-1	3 L2	•
			4	+11	1	1 L1	•
			5	+32	1	3 L2	•
			6	+22	1	2 L2	•
			7	001	0	2 L1	•
			8	002	0	2 L2	•
			9	-31	-1	3 L1	•
			10	+31	1	3 L1	•
			11	-21	-1	2 L1	•
			12	001	0	2 L1	•
			13	+12	1	1 L2	•
			14	002	0	2 L2	•
			15	-12	-1	1 L2	•
			16	+21	1	2 L1	•
			17	001	0	2 L1	•

左上に表示されているテーブル名は、生成された計画の種類を表しています。

計画テーブルのスクリプト

計画テーブルには、次のようなスクリプトが含まれます。

モデル [分析] > [モデルのあてはめ] プラットフォームを実行します。

計画の評価 [実験計画(DOE)] > [計画の診断] > [計画の評価] プラットフォームを実行します。

DOE ダイアログ 現在のデータテーブルを作成するのに使った「完全実施要因計画」ウィンドウを再現します。このスクリプトには、計画の生成に使われた乱数シード値も含まれます。

データを分析するには、「**スクリーニング**」または「**モデル**」スクリプトを実行してください。

「パターン」列

「**パターン**」列には、各行の実験の要約が示されます。「**パターン**」はプロットのラベル変数として活用できます。

- 2水準の連続因子の場合は、低い値が「-」、高い値が「+」、中心点が「0」で表されます。

- 3水準以上の連続因子の場合は、次のように表されます。
 - 中心点以外は水準値に対応する整数で表される。
 - 中心点は「0」で表される
- カテゴリカル因子の場合は、水準値に対応する整数で表されます。

完全実施要因計画のオプション

「完全実施要因計画」プラットフォームの赤い三角ボタンのメニューには、次のようなオプションがあります。

応答の保存 「応答」パネルの情報を、新しいデータテーブルに保存します。この情報は、ほとんどの「実験計画(DOE)」ウィンドウにすばやく読み込むことができます。応答の情報を後で再利用したい場合に便利です。

応答のロード 「応答の保存」で保存された応答をロードします。

因子の保存 「因子」パネルの情報を、新しいデータテーブルに保存します。各因子の列には、その因子の水準が表示されます。その他の情報は、列プロパティとして保存されます。この情報は、ほとんどの「実験計画(DOE)」ウィンドウにすばやく読み込むことができます。

メモ: 空のテーブルにデータを直接入力して因子のテーブルを作成することもできますが、その場合も、すべての列に適切な役割を割り当てる必要があります。役割を割り当てるには、データグリッド内で列名を右クリックし、**[列プロパティ] > [因子の役割]** を選択します。「因子の役割」セクションで、適切な役割を選択します。

因子のロード 「因子の保存」で保存された因子をロードします。

制約の保存 (一部のプラットフォームのみで使用可能) 「因子の制約を定義」または「線形制約」アウトラインで定義した因子の制約を、データテーブルの列として保存します。この情報は、ほとんどの「実験計画(DOE)」ウィンドウにすばやく読み込むことができます。

制約テーブルの冒頭の数行には、各因子に対する係数が含まれます。最後の行は、不等式の右辺値を含みます。各制約の列には、「以下」と「以上」のどちらの制約であるかを示す「**制約状態**」という列プロパティが含まれます。付録「列プロパティ」の「**制約状態**」(671ページ)を参照してください。

制約のロード (一部のプラットフォームでは使用不可) [制約の保存] オプションを使って保存した制約がロードされます。

乱数シード値の設定 このオプションに設定される値が、乱数を用いる処理のシード値として使われます。次のような処理で乱数が使われます。

- 「応答のシミュレーション」オプションによる応答の乱数シミュレーション
- データテーブル作成時における実験順序のランダム化
- 最適計画を探索するときの初期計画の選択

計画や乱数シミュレーションの応答を再現するには、それを生成するのに用いた乱数シード値を入力します。最適計画の場合は、少なくとも「計画の作成」をクリックする前にシード値を設定してください。乱数シミュレーションの応答や実験順序を制御するには、少なくとも「テーブルの作成」をクリックする前にシード値を設定してください。

メモ: 計画に使われた乱数シード値は、計画データテーブルに保存された「DOE ダイアログ」スクリプトに含まれています。

応答のシミュレート 計画テーブルに、応答値と、シミュレーションの計算式を含む列が追加されます。このオプションは、「テーブルの作成」をクリックする前に選択してください。

「テーブルの作成」をクリックすると、次の処理が実行されます。

- 乱数シミュレーションで生成されたデータ値が応答変数の列に代入されます。
- 応答変数のデータ値を乱数シミュレーションで生成するための計算式を含む列が、新しい列として追加されます。先ほどのデータ値やこの計算式は、計画のウィンドウで指定したモデルに基づいています。
- 「モデル」ウィンドウが表示されます。このウィンドウで、モデルの効果の係数を設定するとともに、[正規]、[二項]、[Poisson] のいずれかの分布を指定できます。
- 「シミュレーション」という名前のスクリプトが、計画のデータテーブルに保存されます。このスクリプトを実行すると、「モデル」ウィンドウが再び開き、シミュレーション値を再度計算したり、応答の分布を変更したりできます。

「モデル」ウィンドウでは、乱数シミュレーションで用いる応答変数の確率分布を選択してください。このウィンドウで「適用」ボタンをクリックすると、「<Y>のシミュレーション」という名前の列が更新されます。ここで、「<Y>」は応答列の名前です。「適用」を再びクリックすると、この「<Y>のシミュレーション」の値が更新されます。

詳細については、「カスタム計画」章の「**応答のシミュレート**」(103 ページ)を参照してください。

メモ:  「応答のシミュレート」オプションを使うと、JMP Proのシミュレーションの機能を使ってシミュレーション分析を実行できます。シミュレーションとそれに関連する実験計画(DOE)の例については、『基本的な統計分析』の「シミュレーション」章を参照してください。

詳細オプション なし

スクリプトをスクリプトウィンドウに保存 「完全実施要因計画」プラットフォームで指定した計画のスクリプトを作成し、スクリプトウィンドウに保存します。

第13章

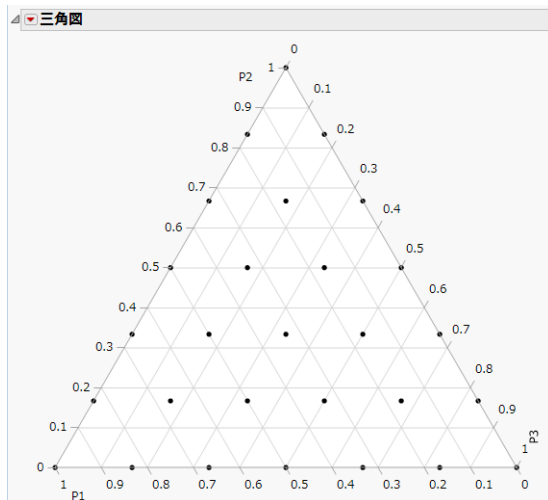
配合計画

「配合計画」プラットフォームでは、配合物の成分を因子とする実験計画を作成できます。単体計画、端点計画、格子計画など、いくつかの古典的な配合計画の手法から選択します。端点計画の手法では、複数の線形不等式による制約を指定し、配合比の範囲を狭めることができます。

配合実験では、配合成分比率を因子の値とし、値は0～1の範囲しか取りません。配合実験の因子は3つ以上で、すべての因子の比率の合計は1（100%）になります。配合実験は、因子を他の因子から独立した形で変化させることができない点で、他の実験とは異なります。1つの因子の比率を変化させると、その差を埋めるために他の因子の比率も変化させる必要があります。この単純な事実が、配合実験のあらゆる要素（因子空間、計画の特性、結果の解釈）に大きな影響を及ぼしています。

配合成分の比率の合計が1であるため、配合計画の実行可能な領域は単体（simplex）の形状になります。たとえば、3因子の計画は2次元上の三角形で、4因子の計画は3次元上の四面体で視覚化することができます。

図13.1 三角図



配合計画の概要

配合計画には次のような種類があります。

最適計画 カスタム計画を使用して、最適な配合計画を生成します。「[最適計画](#)」(371 ページ) を参照してください。

単体重心計画 純粹配合と指定した次数までの配合とを組み合わせた計画を生成します。「純粹配合」とは、1 成分だけの比率が 100% になっていて、その他のすべての成分の比率が 0% になっている配合です。「[単体重心計画](#)」(372 ページ) を参照してください。

単体格子計画 計画点を三角形のグリッド上に均等に配置した計画を生成します。グリッドの水準数を指定できます。「[単体格子計画](#)」(374 ページ) を参照してください。

端点計画 制約のある因子空間の端点と端点の組み合わせに基づいた計画を生成します。1 つ以上の因子に線形制約、または、上限と下限がある場合に使われる計画です。「[端点計画](#)」(375 ページ) を参照してください。

ABCD 計画 Snee (1975) によって提唱された配合実験用のスクリーニング計画を生成します。「[ABCD 計画](#)」(379 ページ) を参照してください。

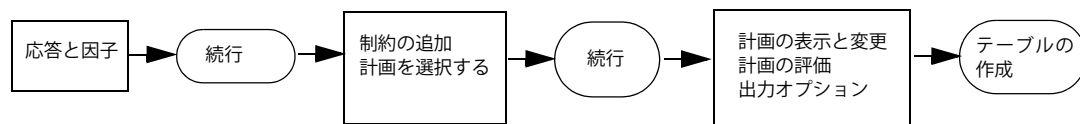
Space Filling 線形制約を加えた Space Filling 計画を生成します。「[Space Filling 計画](#)」(380 ページ) を参照してください。

メモ: 最適計画、端点計画、および Space Filling 計画には、線形制約と成分の制約を追加できます。

「配合計画」ウィンドウ

「配合計画」ウィンドウは、計画の手順を踏むごとに内容が更新されます。詳細は、「[実験計画の手順: 問題の把握、モデルの指定、計画の作成](#)」(53 ページ) を参照してください。処理の流れとアウトラインは、計画の種類によって異なります。

図13.2 配合計画の処理の流れ



応答

「応答」アウトラインでは、1つまたは複数の応答を指定します。

ヒント: 応答の設定を保存したい場合には、「応答」アウトラインへの入力完了後に、赤い三角ボタンのメニューから「**応答の保存**」を選択してください。これにより、応答の名前、目標、限界、重要度の値がデータテーブルに保存され、「実験計画 (DOE)」のプラットフォームにおいて後で再利用できるようになります。

図13.3 「応答」アウトライン

応答名	目標	下側限界	上側限界	重要度
Y オプションの項目	最大化	.	.	.

応答の追加 応答を1つ追加し、目標の種類を「最大化」（望大特性）、「目標値に合わせる」（望目特性）、「最小化」（望小特性）、または「なし」に設定します。「目標値に合わせる」を選択した場合は、目標の限界値を入力します。「最大化」または「最小化」を選択した場合、限界の入力は必須ではありませんが、満足度関数を使用する場合は、入力しておく役に立つことがあります。

削除 選択されている応答を削除します。

応答数 応答数を入力すると、その個数だけ応答変数が追加されます。デフォルトのY以外の応答を入力した場合、追加された応答の「目標」は、最後に入力した応答と同じものになります。そうでない場合、デフォルトの「目標」は「目標値に合わせる」です。目標を変更するには、テーブル内で目標の種類をクリックします。

「応答」アウトラインには、次のような列があります。

応答名 応答の名前。追加した応答には、デフォルトで「Y」、「Y2」... という名前がつきます。名前を変更するには、ダブルクリックして任意の名前を入力します。

目標、下側限界、上側限界 目標として、応答を最大化したいのか、最小化したいのか、目標値に合わせたいのか、あるいは特に目標がないのかを指定できます。指定された内容に従って、生成された計画のデータテーブルにおける各応答列に、「応答変数の限界」列プロパティが割り当てられます。この情報を使い、各応答の満足度関数が定義されます。「プロファイル」と「等高線プロファイル」は、これらの満足度関数を使って最適な因子設定を見つけます。詳細については、『プロファイル機能』の「プロファイル」章および付録「列プロパティ」の「[応答変数の限界](#)」（637ページ）を参照してください。

- 「最大化」は、大きな値ほど良いこと（望大特性）を意味します。なんらかの下側限界や上側限界がある場合は、それらも指定してください。

- 「最小化」は、小さな値ほど良いこと（望小特性）を意味します。なんらかの下側限界や上側限界がある場合は、それらも指定してください。
- 「目標値に合わせる」の場合、指定された目標値が最良であること（望目特性）を意味します。デフォルトの目標値は、下側限界と上側限界の中間値に設定されます。
- 「なし」は、最適化の目標がないことを意味します。この場合、満足度関数は作成されません。

メモ：「目標値に合わせる」を選んだときで、目標値が下側限界と上側限界の中間値ではない場合は、計画のデータテーブルを作成した後に変更してください。それには、データテーブルの応答列において「列」>「列情報」を選択し、列情報ウィンドウを開き、希望の目標値を入力します。

重要度 応答が複数ある場合は、指定した重要度の値を使って全体の満足度関数が計算されます。重要度は、応答の重みとして扱われます。応答が1つしかない場合、重要度はデフォルトで1に設定されるため、重要度を指定する必要はありません。

「応答」アウトラインの編集

「応答」アウトラインでは、次のような作業ができます。

- 応答をダブルクリックして応答名を変更する。
- 目標をクリックして変更する。
- 限界または重要度の値をクリックして変更する。
- 複数の応答に対して、重要度の値を入力する。

「応答変数の限界」列プロパティ

応答の入力時に指定した「目標」、「下側限界」、「上側限界」、「重要度」は、最適な因子設定を見つける際に使用されます。これらの情報は、生成された計画のデータテーブルにおいて、各応答列の「応答変数の限界」列プロパティに保存されます。JMPは、この情報を使って満足度関数を定義します。満足度関数は、予測プロファイルで最適な因子設定を見つけるために使用されます。「応答変数の限界」列プロパティの詳細とその使用例については、付録「列プロパティ」の「**応答変数の限界**」（637ページ）を参照してください。

下側限界と上側限界を指定しない場合、観測された応答データの範囲に基づいて自動的に満足度関数が定義されます。下側限界と上側限界が指定された場合には、それらの限界によって満足度関数が定義されます。満足度関数の作成については、『プロファイル機能』の「プロファイル」章を参照してください。

因子

「因子」アウトラインで因子を追加します。

ヒント：「因子」アウトラインが完成したら、赤い三角ボタンのメニューから「**因子の保存**」を選択することを確認してください。これにより、因子の名前、役割、変更、値がデータテーブルに保存され、後で再利用できるようになります。

図13.4 「因子」アウトライン

名前	役割	値

追加 追加する因子の個数を入力し、[追加] をクリックします。

選択項目の削除 選択されている因子が削除されます。

「因子」リスト

「因子」リストは次の列で構成されます。

名前 因子の名前。追加した因子には、デフォルトで「X1」、「X2」... という名前がつきます。名前を変更するには、ダブルクリックして任意の名前を入力します。

役割 因子の役割を指定します。役割は、「因子の役割」列プロパティとしてデータテーブルに保存されます。このプロパティがあることで、因子の種類は適切にモデル化されます。

値 実験における因子の設定。値を挿入するには、デフォルトの値をクリックし、任意の値を入力します。

「因子」リストの編集

「因子」リストで、次の作業を行います。

- 因子名を編集するには、因子名をダブルクリックします。
- 値を編集するには、「値」列の値をクリックします。

線形制約

1つまたは複数の線形不等式の制約を入力するには、[線形制約] ボタンをクリックします。すべての連続変数を含んでいる線形不等式のテンプレートが表示されます。不等式の係数を入力し、不等号の向きを選択してください。また、不等式の右側のボックスに右边値を入力してください。さらに制約を加えるには、[線形制約] を再びクリックします。

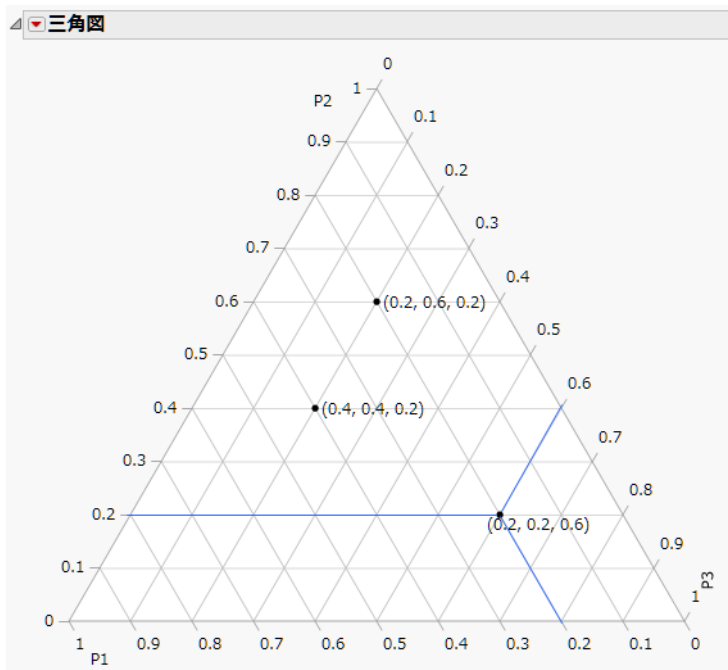
メモ: 線形制約を含むスクリプトを計画に保存すると、その線形制約は等しいかまたは小さいを意味する不等式 ($\leq$) で表されます。

三角図の概要

三角図は、その合計が定数になる3つの配合成分を2次元上に描いたものです。各成分の端をつなげると正三角形になります。成分に制約がない場合には、三角形の各頂点が、純粋配合になっています。「純粋配合」とは、1成分だけが「1」（100%）になっていて、その他の成分が「0」になっている配合です。成分に制約がある場合、実行可能な配合は三角図の一部で表されます。JMPの三角図においては、実行不可能な領域は、陰影つきで描かれます。

図13.5には、成分P1、成分P2、成分P3が描かれています。0（0%）～1（100%）の各比率の範囲において、これら3成分には制約がありません。3つの点において、その座標（P1, P2, P3）が示されています。そのうちの1点（0.2、0.2、0.6）には、青い線が描かれています。この青い線と軸との交点を見ることにより、各軸での値を確認できます。

図13.5 三角図の例



配合計画の種類の例

この節では、異なる種類の配合計画の例を紹介します。

- 「最適計画」(371 ページ)
- 「単体重心計画」(372 ページ)
- 「単体格子計画」(374 ページ)

- 「端点計画」(375ページ)
- 「ABCD計画」(379ページ)
- 「Space Filling計画」(380ページ)

最適計画

【最適計画】は、すでに各因子の役割が「配合」として定義された状態で、「カスタム計画」プラットフォームを使用します。

因子が3つの最適な配合計画の例を作成しましょう。

1. 【実験計画(DOE)] > 【古典的な計画] > 【配合計画] を選択します。
2. (オプション) この例の結果と一致させる場合は、【配合計画] の赤い三角ボタンをクリックして【乱数シード値の設定] を選択し、「1409」と入力します。
3. この例では3つの因子を使用します。「因子」セクションを変更する必要はありません。
4. 【続行] をクリックします。
5. 「配合計画の種類を選択」パネルで【最適計画] をクリックします。
6. 「因子の制約を定義」パネルで、【線形制約を指定] を選択し、【追加] をクリックします。
7. X1とX2の両ボックスに「1」と入力し、制約のボックスに「0.8」と入力します。
この設定により、「X1+X2」の値が配合の80%未満に制約されます。
8. 「モデル」パネルで【交互作用] > 【2次] を選択します。
これにより、交互作用効果がモデルに追加されます。
9. (オプション) この例の結果と一致させる場合は、【配合計画] の赤い三角ボタンをクリックして【開始点の数] を選択し、「2」と入力します。
10. 「計画の生成」パネルで、「中心点の数」に「2」を入力します。
11. 【計画の作成] をクリックします。

図13.6 実験回数12の最適計画

計画			
実験	X1	X2	X3
1	0.8	0	0.2
2	0	0	1
3	0	0.8	0.2
4	0	0	1
5	0	0.4	0.6
6	0.4	0	0.6
7	0	0.8	0.2
8	0.4	0	0.6
9	0.4	0.4	0.2
10	0.8	0	0.2
11	0.264183	0.269687	0.46613
12	0.264183	0.269687	0.46613

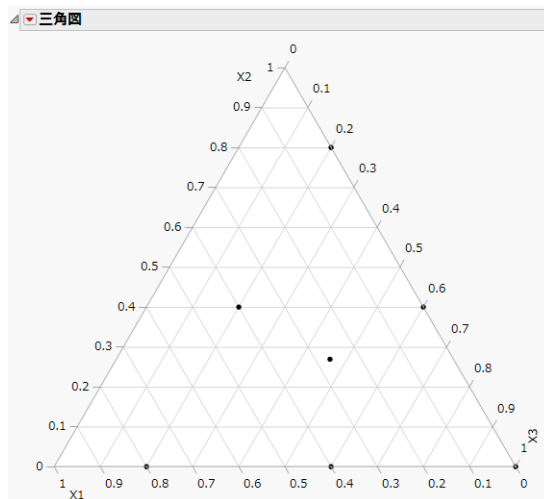
12. 【テーブルの作成] をクリックします。

メモ: 実際の計画では、配合の値を適切な精度に丸めるとよいでしょう。

計画の視覚化

1. 計画テーブルで、[グラフ] > [三角図] を選択します。
2. **X1**、**X2**、および**X3**を選択し、[X、プロット] をクリックし、[OK] をクリックします。

図13.7 最適計画の三角図



三角図には、計画を構成する7つの配合が表示されます。三角図の詳細については、「[三角図の概要](#)」(370 ページ)を参照してください。

単体重心計画

次数が k 、因子数が n の単体重心計画は、以下のような特性を持つ実験で構成されます。

- 1成分だけの比率が100%になっている実験（純粋配合）
- 2成分の比率が等しい実験
- その他の混合。最大 k 成分の比率が等しい実験

すべての成分量が等しくなっている中心点を表す実験は、常に計画に含まれます。

計画の作成

単体重心計画の例を作成するには、次の手順に従います。

1. [実験計画(DOE)] > [古典的な計画] > [配合計画] を選択します。
2. この例では3つの因子を使用します。「因子」セクションを変更する必要はありません。

3. [続行] をクリックします。
4. [単体重心計画] をクリックして、計画を生成します。

メモ: ここではデフォルト設定の $k=2$ を使用しましたが、テキストボックスで、 k の値を変更することもできます。

図13.8 次数が2の、3因子から成る単体重心計画

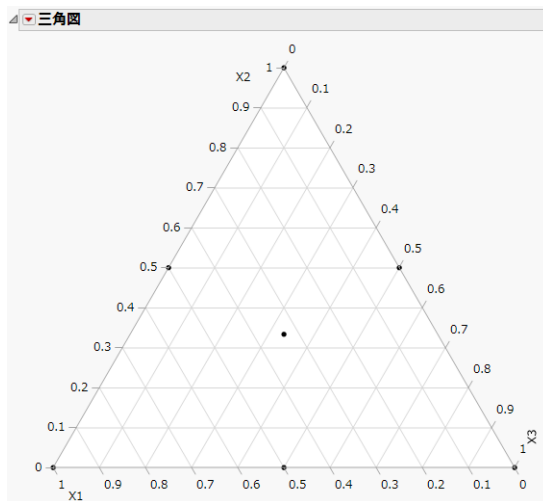
計画			
実験	X1	X2	X3
1	1.00000	0.00000	0.00000
2	0.00000	1.00000	0.00000
3	0.00000	0.00000	1.00000
4	0.50000	0.50000	0.00000
5	0.50000	0.00000	0.50000
6	0.00000	0.50000	0.50000
7	0.33333	0.33333	0.33333

5. [テーブルの作成] をクリックします。

計画の視覚化

6. 計画テーブルで、[グラフ] > [三角図] を選択します。
7. X1、X2、およびX3を選択し、[X、プロット] をクリックし、[OK] をクリックします。

図13.9 単体重心計画の三角図



三角図の詳細については、「[三角図の概要](#)」(370ページ)を参照してください。

単体格子計画

単体格子計画は、実験点を三角形のグリッド上に均等に配置した計画です。順に i/m の値を因子に割り当てる方法です。 m を水準数、 i を $0 \sim m$ の数値とし、すべての因子の合計を 1 とします。たとえば、水準数 m を 3 に指定した計画では、因子の水準が 0、0.333、0.667、1 に設定されます。

単体格子計画の例を作成するには、次の手順に従います。

1. [実験計画(DOE)] > [古典的な計画] > [配合計画] を選択します。
2. この例では3つの因子を使用します。「因子」セクションを変更する必要はありません。
3. [続行] をクリックします。
4. [単体格子計画] をクリックし、計画を生成します。

メモ: ここではデフォルト設定の $k=5$ を使用しましたが、テキストボックスで、水準数を変更することもできます。

図13.10 5次の3因子単体格子計画

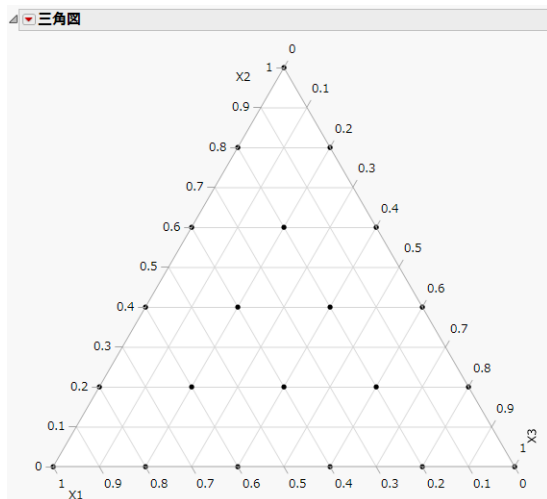
計画			
実験	X1	X2	X3
1	0.00000	0.00000	1.00000
2	0.00000	0.20000	0.80000
3	0.00000	0.40000	0.60000
4	0.00000	0.60000	0.40000
5	0.00000	0.80000	0.20000
6	0.00000	1.00000	0.00000
7	0.20000	0.00000	0.80000
8	0.20000	0.20000	0.60000
9	0.20000	0.40000	0.40000
10	0.20000	0.60000	0.20000
11	0.20000	0.80000	0.00000
12	0.40000	0.00000	0.60000
13	0.40000	0.20000	0.40000
14	0.40000	0.40000	0.20000
15	0.40000	0.60000	0.00000
16	0.60000	0.00000	0.40000
17	0.60000	0.20000	0.20000
18	0.60000	0.40000	0.00000
19	0.80000	0.00000	0.20000
20	0.80000	0.20000	0.00000
21	1.00000	0.00000	0.00000

5. [テーブルの作成] をクリックします。

計画の視覚化

6. 計画テーブルで、[グラフ] > [三角図] を選択します。
7. X1、X2、および X3 を選択し、[X、プロット] をクリックし、[OK] をクリックします。

図 13.11 単体格子計画の三角図



三角図の詳細については、「[三角図の概要](#)」(370ページ)を参照してください。

水準数が増加するにつれて、計画点も増加し、その結果、計画点の間の距離が縮みます。単体重心計画とは異なり、単体格子計画では必ずしも重心が含まれるとは限りません。

端点計画

端点計画には、「因子」パネルにおける制約または線形制約によって、1つ以上の因子に対して制約が課せられている必要があります。端点計画は、制約における端点(頂点)と、指定された次数までのそれらの端点の平均での配合で構成されます。2つの隣接する端点が直線で結ばれているとき、その重心点は2次の重心となります。複数の端点が平面を共有しているとき、その重心点は3次の重心となります。

範囲を制約した端点計画の例

端点計画の例を作成するには、次の手順に従います。

1. [実験計画(DOE)] > [古典的な計画] > [配合計画] を選択します。
2. 「因子」アウトラインで、追加する因子の数として「2」と入力し、[追加] をクリックします。
3. 図 13.12 のように5因子の範囲を設定し、[続行] をクリックします。

図13.12 5因子の範囲

名前	役割	値	
▲X1	配合	0.05	0.25
▲X2	配合	0.1	0.3
▲X3	配合	0.1	0.3
▲X4	配合	0.1	0.4
▲X5	配合	0.05	0.25

4. 「次数」テキストボックスに「4」と入力し、[端点計画] をクリックします。

図13.13 端点計画の「計画の表示と変更」パネル

計画の表示と変更

出力オプション

実験の順序: ランダム化

D-最適サブセット

希望の標本サイズを選択: 116

テーブルの作成 サブセットの検索 戻る

この4次の5因子端点計画の実験回数は、デフォルトで116回となっています。これは、因子の範囲に制約がある状態での端点と、4次までのそれらの端点を5因子で平均した点とを合わせた個数です。JMPでは、配合のデフォルトのセットを候補セットとして使用して、より小さいD-最適化計画を生成します。

5. (オプション) この例の結果と一致させる場合は、[配合計画] の赤い三角ボタンをクリックして[乱数シード値の設定] を選択し、「1409」と入力します。
6. 「希望の標本サイズを選択」テキストボックスに「10」と入力し、[サブセットの検索] をクリックして計画を生成します。

メモ: [サブセットの検索] は、(座標交換ではなく) 行交換によって最適な行のサブセットを探します。

図13.14 実験回数10のD-最適化端点計画

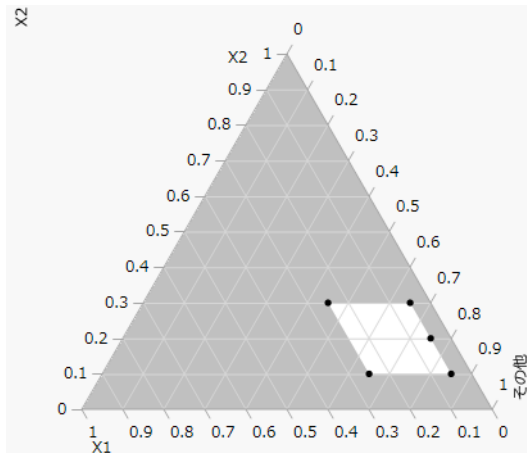
計画					
実験	X1	X2	X3	X4	X5
1	0.05000	0.30000	0.20000	0.40000	0.05000
2	0.05000	0.10000	0.30000	0.40000	0.15000
3	0.25000	0.30000	0.10000	0.10000	0.25000
4	0.05000	0.30000	0.30000	0.10000	0.25000
5	0.25000	0.10000	0.30000	0.10000	0.25000
6	0.25000	0.30000	0.30000	0.10000	0.05000
7	0.25000	0.10000	0.30000	0.30000	0.05000
8	0.05000	0.20000	0.10000	0.40000	0.25000
9	0.25000	0.30000	0.10000	0.30000	0.05000
10	0.25000	0.10000	0.10000	0.30000	0.25000

7. [テーブルの作成] をクリックします。

計画の視覚化

8. 計画テーブルで、[グラフ] > [三角図] を選択します。
9. **X1**、**X2**、**X3**、**X4**、**X5**を選択し、[X、プロット] をクリックし、[OK] をクリックします。

図13.15 5因子計画の三角図（一部）



配合成分が3つ以上あると、複数の三角図が表示されます。各図には、2成分を示す2つの軸と、その他の成分の合計を表すもう1つの軸があります。制約のある領域は陰影で表されます。陰影のない部分は、実行可能な領域を表します。三角図の詳細については、「[三角図の概要](#)」(370ページ)を参照してください。

線形制約を追加した端点計画の例

Snee (1979) と Piepel (1988) による典型的な例を見てみましょう。因子はX1、X2、X3の3つです。因子に対する5つの境界と、3つの線形制約を指定します。

この例の端点計画を作成するには、次の手順に従います。

1. [実験計画(DOE)] > [古典的な計画] > [配合計画] を選択します。
2. 図13.16のとおり、X1、X2、X3に値を入力し、[続行] をクリックします。

図13.16 SneeとPiepelの例の因子の値と線形制約

因子

名前	役割	値
▲ X1	配合	0.1
▲ X2	配合	0.1
▲ X3	配合	0

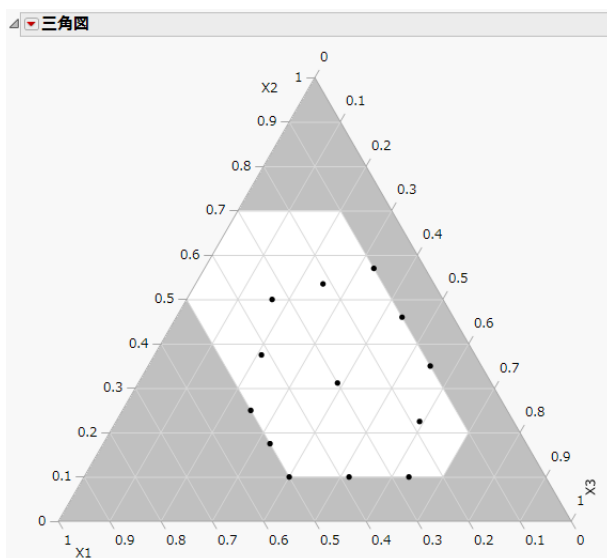
-0.85	X1 +	-0.9	X2 +	-1	X3	≤	-0.9
0.85	X1 +	0.9	X2 +	1	X3	≤	0.95
-0.7	X1 +	0	X2 +	-1	X3	≤	-0.4

3. [線形制約] を3回クリックします。図13.16のとおりに入力します。
4. [端点計画] ボタンをクリックします。
5. [テーブルの作成] をクリックします。

計画の視覚化

6. 計画テーブルで、[グラフ] > [三角図] を選択します。
7. X1、X2、およびX3を選択し、[X、プロット] をクリックし、[OK] をクリックします。

図13.17 Piepelの例の三角図



三角図には、因子に対する制約によって定義された実行可能な領域が表示されます（線形制約は陰影には考慮されていません）。計画は、6つの端点（頂点）、それらの端点の中点、全体の重心から構成されています。三角図の詳細については、「[三角図の概要](#)」（370ページ）を参照してください。

端点計画法の統計的詳細

端点計画に線形制約がある場合、JMPでは、R.E.Wheelerによって考案されたCONSIMアルゴリズムを使って計算が行われます。CONSIMアルゴリズムは、Snee（1979）によって提唱されたもので、Piepel（1988）はCONVRTと呼んでいます。Cornell（1990、Appendix 10a）も論じているこの計算方法は、複数の制約を組み合わせ、端点がそれに反しているかどうかを調べます。制約に反している端点は採用されず、新しい端点が計算されます。重心点を計算するCONAEVという方法は、Piepel（1988）が発案したものです。

範囲制約だけを指定し、線形制約を指定しない場合、端点計画は、Snee and Marquardt（1974）およびSnee（1975）が開発したXVERT手法を使って作成されます。端点を見つけた後、単体重心法によって指定の次数までの端点の組み合わせが生成されます。

XVERT手法は、まず、範囲が狭いほうから $nf-1$ 個までの因子の下限と上限を使い、実験数 2^{nf-1} の完全実施計画を作成します。次に、因子の合計が1であるという制限に基づいて残りの1因子の値を計算します。因子範囲の外にある点が維持されます。値が範囲外であれば、その値を範囲の中に納まるように増加または減少させ、他の各因子を同じ大きさだけ減少または増加させます。この手法は、当初の制約を満たしている点をすべて維持します。

このアルゴリズムによって、因子の制約によって定義された単体の中で、実行可能な領域を構成する各端点を形成します。Snee（1975）は、実行可能な領域の頂点と面の重心も含めることが役立つことを示しました。 n 次元の実行可能な領域の面は、 $nf-n$ 個の境界によって定義され、面の重心はその面を構成する端点の平均値として定義されます。このアルゴリズムは考えられるすべての境界条件を生成し、そこで生成された端点全体の平均を生成することになります。

ABCD計画

ABCD計画は、配合実験用のスクリーニング計画です。Snee（1975）を参照してください。

ABCD計画の例を作成するには、次の手順に従います。

1. **【実験計画(DOE)】** > **【古典的な計画】** > **【配合計画】** を選択します。
2. 「因子」アウトラインで、追加する因子の数として「3」と入力し、**【追加】** をクリックします。
3. **【続行】** をクリックします。
4. **【ABCD計画】** をクリックします。

図13.18 6因子ABCD計画の実験28回のうち、14回までのデータ

計画						
実験	X1	X2	X3	X4	X5	X6
1	1.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000
2	0.00000	1.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000
3	0.00000	0.00000	1.00000	0.00000	0.00000	0.00000
4	0.00000	0.00000	0.00000	1.00000	0.00000	0.00000
5	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	1.00000	0.00000
6	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	1.00000
7	0.50000	0.50000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000
8	0.50000	0.00000	0.50000	0.00000	0.00000	0.00000
9	0.50000	0.00000	0.00000	0.50000	0.00000	0.00000
10	0.50000	0.00000	0.00000	0.00000	0.50000	0.00000
11	0.50000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.50000
12	0.00000	0.50000	0.50000	0.00000	0.00000	0.00000
13	0.00000	0.50000	0.00000	0.50000	0.00000	0.00000
14	0.00000	0.50000	0.00000	0.00000	0.50000	0.00000

5. [テーブルの作成] をクリックします。

Space Filling 計画

Space Filling 計画（空間充填計画）は、計画領域全体に対して計画点を配置する計画です。この計画でも、線形制約を指定できます。この計画は、[実験計画(DOE)] > [特殊な目的] > [Space Filling 計画] にある「高速柔軟充填」計画と同様の手法を使って作成されます（「[高速柔軟充填計画](#)」(579ページ)）。

「配合計画」の赤い三角ボタンのメニューに、特に「Space Filling 計画」に関連するオプションが2つあります。

FFF最適化基準 高速柔軟充填（FFF; Fast Flexible Filling）計画の場合、基準として [MaxPro]（デフォルト）と [重心] のいずれかを選択できます。「[FFF最適化基準](#)」（381ページ）を参照してください。

詳細オプション > 平均クラスターサイズの設定 高速柔軟充填計画で、各クラスターまたは各計画点の定義に使うランダムな点の平均数を指定できます。「[平均クラスターサイズの設定](#)」（382ページ）を参照してください。

Space Filling 計画の例

Space Filling 計画の例を作成するには、次の手順に従います。

1. [実験計画(DOE)] > [古典的な計画] > [配合計画] を選択します。
2. (オプション) この例の結果を一致させる場合は、[配合計画] の赤い三角ボタンをクリックし、[乱数シード値の設定] を選択し、「1409」と入力します。
3. この例では3つの因子を使用します。「因子」セクションを変更する必要はありません。
4. [続行] をクリックします。
5. [線形制約] をクリックします。
6. **X1** のボックスに「0.7」、**X3** のボックスに「1」と入力し、不等号の向きを $\geq$ に変更し、制約のボックスに「0.4」と入力します。

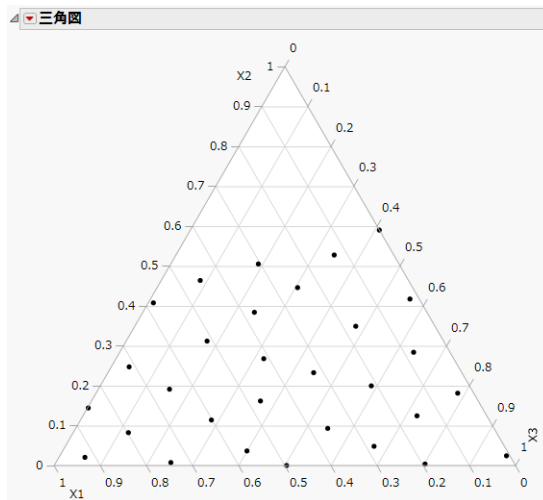
この設定により、 $0.7X1 + X3$ が40% よりも大きい配合に制約されます。

7. 「実験回数」ボックスに「30」と入力します。
8. [Space Filling] をクリックします。
9. [テーブルの作成] をクリックします。

計画の視覚化

10. 計画テーブルで、[グラフ] > [三角図] を選択します。
11. X1、X2、およびX3を選択し、[X、プロット] をクリックし、[OK] をクリックします。

図13.19 線形制約を1つ指定した Space Filling 計画



この計画は、重心FFF最適化基準を使って作成されます。各実験点は、制約条件を満たす領域内に収まっており、かつ、その領域全体に均等に散らばっています。三角図の詳細については、「[三角図の概要](#)」(370ページ)を参照してください。

Space Filling 計画の統計的詳細

FFF 最適化基準

高速柔軟充填 (FFF; Fast Flexible Filling) 計画のアルゴリズムは、まず指定の計画領域内に多数のランダムな点を生成します。この領域には、線形制約や、許可しない因子の組み合わせといった制約を課することができます。次に、この多数の点を、高速 Ward 法によるクラスター分析によって、指定された実験回数を個数としたクラスターにまとめます。

最後に、デフォルトの [MaxPro] (最大投影法) またはオプションの [重心] を最適化基準として、最終的な計画点を求めます。これらのオプションは、レポートの赤い三角ボタンのメニューにある [FFF 最適化基準] サブメニューに含まれています。

MaxPro 因子数を p 、指定の実験回数を n とした場合、[MaxPro] は、次の基準を最小にする点を各クラスターから1つ取り出します。

$$C_{MaxPro} = \sum_i^{n-1} \sum_{j=i+1}^n \left[1 / \prod_{k=1}^p (x_{ik} - x_{jk})^2 \right]$$

[MaxPro] は、すべての因子を考慮して、点間の距離の積を最大にしようとします。これにより、因子の射影に関して、空間充填の良い性質をもつようになります。Joseph et al. (2015) を参照してください。
[Max Pro] オプションはデフォルトで選択されています。

重心 この手法は、各クラスターの重心に計画点を置きます。計画空間内における任意の点から、最近隣の実験点までの平均距離が他の計画より小さくなる特性を持ちます。

メモ: 常に使用する最適化基準が決まっている場合は、環境設定で固定しておくことができます。それには、[ファイル] > [環境設定] > [プラットフォーム] > [実験計画(DOE)] を選択します。そして、[FFF最適化基準] を選択し、該当するオプションを選択します。

平均クラスターサイズの設定

[平均クラスターサイズの設定] オプションは、「配合計画」の赤い三角ボタンのメニューにある[詳細オプション]の下にあります。このオプションを使うと、1クラスターあたり（すなわち、1つの実験点あたり）における、一様乱数の平均個数を指定できます。

デフォルトでは、実験回数が200以下の場合、全部で10,000個の一様乱数が、クラスターアルゴリズムで使用されます。実験回数が200を超えた場合、デフォルトでは、1つの実験点あたりにつき50個の一様乱数が使用されます。因子数が多い計画においては、この値を増やす必要があるかもしれません。

メモ: 因子数や実験回数によって、1つの実験点あたりの一様乱数の平均個数を増やしたい場合があります。その場合は、[詳細オプション] > [平均クラスターサイズの設定] を選択してください。

線形制約

計画領域は、「線形制約」パネルで[線形制約] オプションを選択して限定できます。

線形制約を指定した場合、クラスターアルゴリズムの基礎となる乱数の点が、制約の範囲内の計画領域にランダムに散りばめられます。そして、これらの一様乱数の点がクラスタリングされます。

配合計画のあてはめ

配合計画にモデルをあてはめるときは、因子の和が定数になる点に注意しなければなりません。従来の線形モデルでは完全に推定可能になりません。

そこで適切なのが、Scheffé の多項式という応答曲面モデル (Scheffé 1958) です。Cox 配合や Scheffé の 3 次多項式のマクロの詳細については、『基本的な回帰モデル』の「標準最小 2 乗法」章を参照してください。Scheffé の多項式モデルには次のような特徴があります。

- 切片を含まない
- 線形の主効果項をすべて含む
- 2乗項 (X_1^2 など) をすべて除外する
- 交差項 (X_1X_2 など) をすべて含める

このモデルはパラメータの解釈が簡単です (Cornell 1990)。線形項の係数は、その 1 成分の成分比率が 100% である点での応答の予測値に相当します。交差積の項の係数は、因子空間の各辺で横断した際の曲面を表します。

3 次多項式の配合モデルを作成するときは、「Scheffé の 3 次多項式」モデルを使用できます。「Scheffé の 3 次多項式」モデルには、 $X_1X_2(X_1 - X_2)$ という形の項が含まれます。

Scheffé の多項式モデルをあてはめるには、「モデルのあてはめ」プラットフォームで [配合応答曲面] マクロを使用します。Scheffé の 3 次多項式モデルをあてはめるには、「モデルのあてはめ」プラットフォームで [Scheffé の 3 次多項式] マクロを使用します。異なる配合モデルをあてはめる場合、「モデルのあてはめ」プラットフォームで [切片なし] や、効果属性として [配合効果] のオプションを選択できます。

ヒント: カスタム計画モデルのアウトラインに、「Scheffé の 3 次多項式」モデル項を追加するオプションが含まれます。生成された計画テーブルには、「Scheffé の 3 次多項式」モデルのスクリプトが含まれます。

モデル全体に対する検定と分散分析レポート

モデル全体の分散分析 (ANOVA) 表では、切片を除くすべてのパラメータが 0 かどうかという従来の検定が行われます。配合モデルには切片がありませんが、各効果の線形結合が定数になることから、切片がモデルに含まれていなくても切片と同じ効果が存在すると考えられます。JMP は、この「隠れた切片」を探します。隠れた切片が見つかった場合、切片が 0 のモデルではなく切片があるモデルとしてモデル全体に対する検定が行われます。この検定は、線形 (1 次) パラメータを除くすべてのパラメータが 0 であるかどうかを検定し、さらに、線形パラメータが互いに等しいかどうかを検定することに相当します。

隠れた切片がある場合、切片のないモデルではなく、切片のあるモデルを仮定して R^2 も計算されます。

応答曲面レポートについて

応答曲面効果を意味する「& 応答曲面」というマークのついた効果がある場合、応答曲面のレポートも作成されます。これらのレポートは本来、配合モデルではなく完全な応答曲面モデルを意図して設計されたものです。しかし、JMP は配合モデルに対しても応答曲面効果に対するレポートを作成します。切片がないモデルを扱うときに、もし応答曲面の効果が設定されており、隠れた切片があり、かつ 2 乗の効果が設定されていない場合、JMP は最後の応答曲面効果をなくした式を内部的に計算して最適解を求め、レポートを作成します。この処理は、足すと定数となる効果の組み合わせ (最適化を考慮するときに、最後の効果を除外しないといけない効果の組み合わせ) すべてに対して行われます。

化学配合物の例

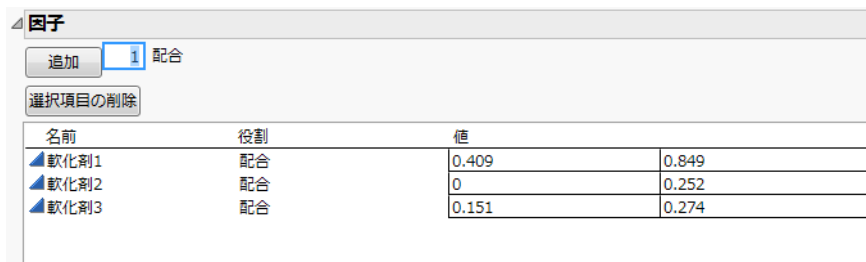
自動車のシートカバーに使われるビニールは、79.5%が3種類の軟化剤（軟化剤1、軟化剤2、軟化剤3）でできています（Cornell 1990）。この79.5%の中で、各軟化剤にそれぞれ $0.409 \leq x_1 \leq 0.849$ 、 $0 \leq x_2 \leq 0.252$ 、 $0.151 \leq x_3 \leq 0.274$ という制約が指定されています。Cornell（1990）では、実験回数14回の実験計画で収集した応答に対して2次配合モデルをあてはめています。その計画は3次の端点計画で、4つの端点（頂点）と全体の重心で実験を反復しています。

計画の作成

Cornellの配合計画を作成するには、次の手順に従います。

1. [ヘルプ] > [サンプルデータライブラリ] を選択し、「Design Experiment」フォルダにある「Plastifactors.jmp」を開きます。
2. [実験計画(DOE)] > [古典的な計画] > [配合計画] を選択します。
3. 「配合計画」の赤い三角ボタンをクリックし、メニューから[因子のロード]を選択します。

図13.20 軟化剤の実験に使用する因子と制約



名前	役割	値
▲ 軟化剤1	配合	0.409 0.849
▲ 軟化剤2	配合	0 0.252
▲ 軟化剤3	配合	0.151 0.274

4. [続行] をクリックします。
5. 「次数」テキストボックスに「3」と入力します。
6. [端点計画] をクリックします。
7. [テーブルの作成] をクリックします。すると、実験数9のJMPテーブルが作成されます（図13.21）。

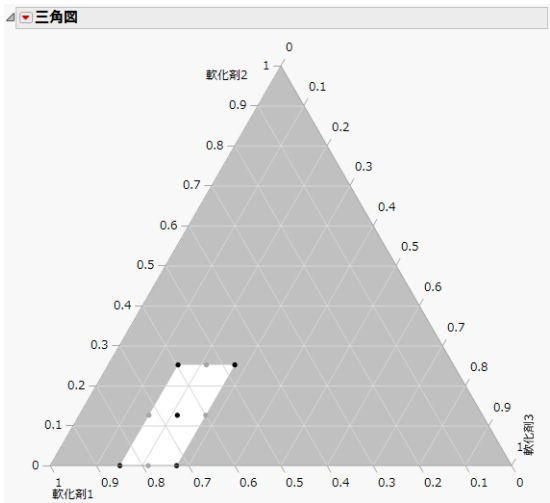
図13.21 端点計画

▼ 端点計画			軟化剤1	軟化剤2	軟化剤3	Y
計画	端点計画					
モデル		1	0.597	0.252	0.151	•
計画の評価		2	0.726	0	0.274	•
DOEダイアログ		3	0.6615	0.126	0.2125	•
		4	0.6	0.126	0.274	•
▼ 列(4/0)		5	0.7875	0	0.2125	•
軟化剤1 *		6	0.849	0	0.151	•
軟化剤2 *		7	0.5355	0.252	0.2125	•
軟化剤3 *		8	0.474	0.252	0.274	•
Y *		9	0.723	0.126	0.151	•
▼ 行						
すべての行	9					
選択されている行	0					
除外されている行	0					
表示しない行	0					
ラベルのついた行	0					

次に、頂点と全体の重心をコピーして5回の実験を追加し、実験回数14回の計画を生成します。

8. 頂点と重心を特定するには、三角図を使用します。計画テーブルで、[グラフ] > [三角図] を選択します。
9. 軟化剤1、軟化剤2、軟化剤3を選択し、[X、プロット] をクリックし、[OK] をクリックします。

図13.22 計画の三角図



10. 頂点と重心の点をクリックして選択します。

図13.23 頂点と重心の特定

計画	端点計画	軟化剤1	軟化剤2	軟化剤3	Y
モデル	1	0.597	0.252	0.151	•
計画の評価	2	0.726	0	0.274	•
DOEダイアログ	3	0.6615	0.126	0.2125	•
	4	0.6	0.126	0.274	•
	5	0.7875	0	0.2125	•
列(4/0)	6	0.849	0	0.151	•
軟化剤1 *	7	0.5355	0.252	0.2125	•
軟化剤2 *	8	0.474	0.252	0.274	•
軟化剤3 *	9	0.723	0.126	0.151	•
Y *					

11. 選択されている行をクリップボードにコピーするため、[編集] > [コピー] を選択します。
12. コピーした行をテーブルに追加するには、10行の最初のセル内を右クリックし、[編集] > [貼り付け] を選択します。

メモ: カスタム計画で、2次モデル、2つの中心点、反復数4回の計画、実験回数14回を指定すれば、同じような計画を作成できます。

なお、Cornellが行った軟化剤の実験結果（応答変数Yの値）は、サンプルデータファイル「Plasticizer.jmp」に保存されています。

配合モデルの分析

「Plasticizer.jmp」サンプルデータテーブルを使って、軟化剤の実験を分析しましょう。

1. [ヘルプ] > [サンプルデータライブラリ] を選択し、「Plasticizer.jmp」を開きます。
2. データテーブルの左上にある「モデル」スクリプトの緑色の三角ボタンをクリックします。
入力が完了した「モデルのあてはめ」起動ウィンドウが開きます。

メモ: 「モデル」スクリプトは、作成した計画のテーブルに保存されます。

3. [実行] をクリックすると、応答曲面分析のレポートが表示されます。
4. 「Plasticizer.jmp」には「Y予測式」という列があります。この列は、分析後に、「応答 Y」の赤い三角ボタンのメニューで [列の保存] > [予測式] を選択して追加した列です。
5. 予測式を表示するには、列リストのプラス (+) 記号をクリックします。

$$0-50.1465* \text{軟化剤1} - 282.198* \text{軟化剤3} - 911.648* \text{軟化剤3} + \text{軟化剤2} * \text{軟化剤1} * 317.363 + \text{軟化剤2} * \text{軟化剤1} * 1464.330 + \text{軟化剤3} * \text{軟化剤2} * 1846.218$$

メモ: この結果は、Cornell (1990) が報告した係数に修正を加えたものです。

「応答曲面」パネルの「解」レポートを見ると最大の予測値「19.570299」が (0.63505, 0.15568, 0.20927) のポイントで発生していることがわかります (図13.24)。

図13.24 配合応答曲面の分析

△ 応答曲面

係数	(軟化剤1-0.474)/0.375	軟化剤2/0.375	(軟化剤3-0.151)/0.375	Y
(軟化剤1-0.474)/0.375	0	44.62923	205.92138	7.4923077
軟化剤2/0.375	.	0	259.62437	-1.491318
(軟化剤3-0.151)/0.375	.	.	0	-138.2039

△ 解

変数	最適解
(軟化剤1-0.474)/0.375	0.635052
軟化剤2/0.375	0.1556806
(軟化剤3-0.151)/0.375	0.2092675

解は 最大

次の配合合計を仮定: 軟化剤1+軟化剤2+軟化剤3=1

最適解における予測値 19.570299

予測プロファイル

レポートには予測プロファイルが含まれています。

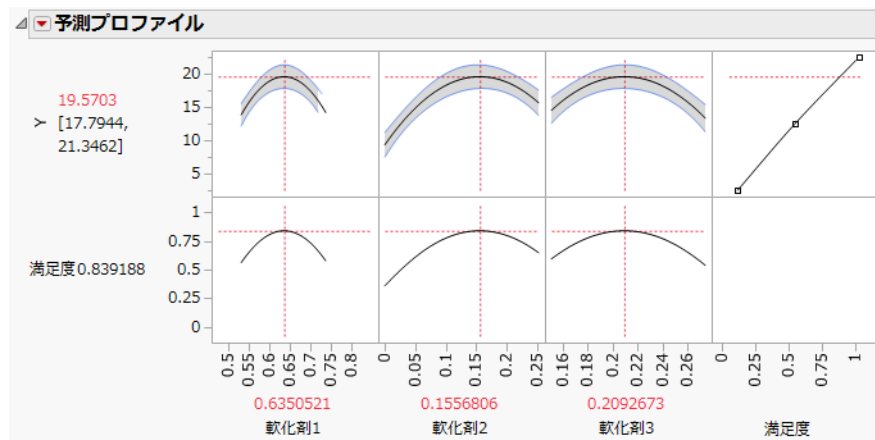
1. 予測プロファイルでは、予測トレースにおける曲線の形状によって、交差効果の状態がわかります。1成分の値を変更する（赤い線をドラッグ）と、他の2成分の値は、一定の比と配合制約（成分の比率の合計は100%である）を保つために、逆の方向へ移動します。

メモ: 予測プロファイルのX軸は、因子（軟化剤1、軟化剤2、軟化剤3）の定義された下限から上限までを範囲としています。成分の効果を調べる際、2つ目の成分が限界値に到達した場合は、範囲内に収まっている3つ目の因子の値だけが変化し、配合制約を保ちます。

2. プロファイルの曲線の描画を、3つの成分の水準を考慮した範囲内に制限するには、[限界でのプロファイルの処理] > [限界で停止] を選択します。
3. 配合成分の最適化を行うには、「予測プロファイル」の赤い三角ボタンをクリックして、[最適化と満足度] > [満足度関数] を選択します。
4. Yが最大値となるような最適な因子設定を求めるには、「予測プロファイル」の赤い三角ボタンをクリックし、[最適化と満足度] > [満足度の最大化] を選択します。

満足度を最大化した後の予測プロファイルを見ると、「軟化剤1」が0.6350、「軟化剤2」が0.1557、「軟化剤3」が0.2093で、それに対する応答の予測値は19.5703になっています（図13.25）。

図13.25 配合計画の予測プロファイルで満足度を最大化したところ



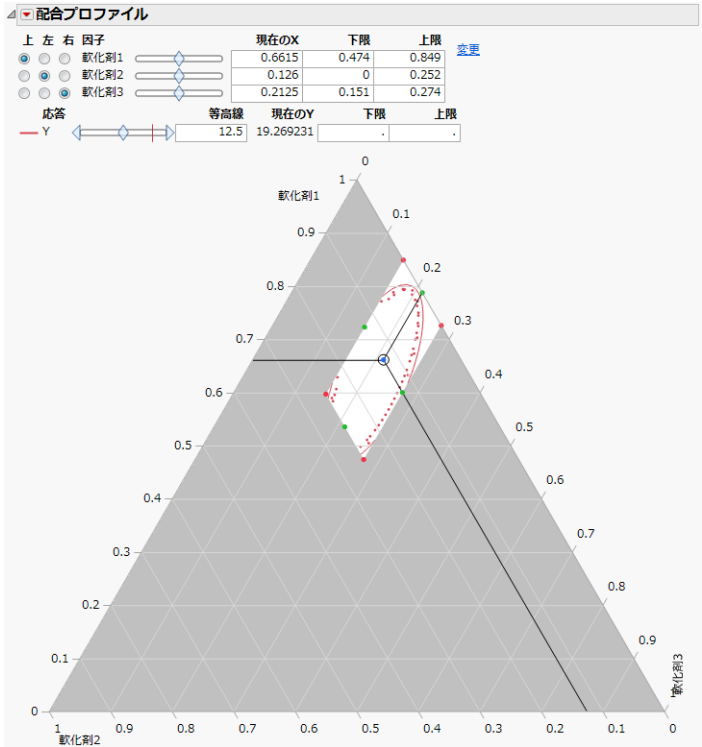
配合プロファイル

「モデルのあてはめ」レポートには、配合実験の応答曲面を描いた「**配合プロファイル**」という機能もあり、これによっても配合実験の応答曲面を最適化できます。配合プロファイルは、等高線プロファイルとよく似ていますが、次のような特徴があります。

- 直交座標のプロットではなく三角図を使用しているので、3つの配合成分を同時に確認することができます。
- 因子が4つ以上ある場合は、プロットに表示する因子をラジオボタンで指定します。
- 因子に制約がある場合は、「下限」列と「上限」列に限界の値を入力することができます。すると、プロファイル内の、条件に合わない領域に影が付きます。

図13.26の軟化剤データの配合プロファイルを表示するには、「応答 Y」の赤い三角ボタンをクリックし、[因子プロファイル] > [配合プロファイル] を選択します。

図13.26 軟化剤データの配合プロフィール



第 14 章

タグチ計画

タグチメソッドの目的は、自然環境やプロセスのばらつきを考慮しながら、制御因子をどのように設定すれば技術的に許容できる出力が得られるかを調べることです。この手法では、**内側配置**と**外側配置**という2つの計画を作成します。そして、これら2つの配置の交差積によって全体の計画を作ります。

- プロセスを制御する**制御**因子が内側配置を構成し、
- 自然環境やプロセスのばらつきに関連した**誤差**因子が外側配置を構成します。

外側配置を通じて観測された応答変数の値から、タグチの**SN 比**（信号とノイズの比）が計算されます。「タグチ配列」プラットフォームは、このようなタグチメソッドの特徴をすべてサポートしています。内側配置と外側配置から成る計画リストは、L4、L8、L16 など、伝統的なタグチメソッドの直交配列を使っています。

システムの各変数を制御因子と誤差因子に分けて考えることは、ロバストなエンジニアリングの鍵となる考え方です。制御因子とは、システムを制御する入力のこと、誤差因子は制御が困難な変数や制御に費用がかかる変数を表します。

制御因子によって構成される配列を、内側配置と言います。一方、誤差因子によって構成される配列を、外側配置と言います。SN 比は外側配置全体を対象として計算される指標で、その計算方法は望大、望小、望目特性によって異なります。

タグチ計画では、内側配置の組み合わせごとに、外側配置の計画を実行します。データ分析で使う応答変数の値は生データではなく、SN 比の値です。

JMP の「タグチ配列」プラットフォームは、田口玄一が唱えた方法のなかでも、制御因子と誤差因子、内側配置と外側配置、および、静特性の SN 比だけをサポートしています。

タグチ計画の概要

タグチ計画では、制御因子と誤差因子という2種類に因子を分けて考えます。

- 制御因子に基づいて、最適な設定を見つけることを目的とした**内側配置**を決めます。
- また、誤差因子に基づいて、ノイズがある状況で応答がどのように変動するかを調べることを目的とした**外側配置**を作成します。

全体の実験は、外側配置の実験と内側配置の実験のすべての組み合わせです。性能（パフォーマンス）を表す統計量が、内側の実験ごとに、外側の実験全体に基づいて計算されます。そして、計算された統計量を応答として、内側配置によって分析が行われます。表14.1は、推奨される性能統計量をまとめたものです。

表14.1 推奨される性能統計量

目標	SN比の式
目標値に合わせる（望目特性）	$\frac{S}{N} = 10\log\left(\frac{\bar{Y}^2}{s^2}\right)$
大きい方がよい（望大特性）	$\frac{S}{N} = -10\log\left(\frac{1}{n}\sum_i \frac{1}{Y_i^2}\right)$
小さい方がよい（望小特性）	$\frac{S}{N} = -10\log\left(\frac{1}{n}\sum_i Y_i^2\right)$

タグチ計画の例

次の例は、Byrne and Taguchi（1986）が論述した実験です。この実験の目的は、ナイロンチューブの粘着力（引っ張り強度）を最大化し、組み立てコストを最小化するような、制御因子の最適な設定を見つけることです。

以下は、この例で使用する「Byrne Taguchi Data.jmp」の制御因子と誤差因子をまとめたものです。

結合部長さ チューブとコネクタの締めしろ（結合部分の長さ）。3水準の制御因子。

高さ コネクタのブラケットの高さ。3水準の制御因子。

奥行き チューブをコネクタに差し込む奥行き。3水準の制御因子。

粘着率 粘着率。3水準の制御因子。

時間 固定するまでの待ち時間。2水準の誤差因子。

温度 温度。2水準の誤差因子。

湿度 相対湿度。2水準の誤差因子。

計画の作成

1. [実験計画(DOE)] > [古典的な計画] > [タグチ配列] を選択します。
2. [ヘルプ] > [サンプルデータライブラリ] を選択し、「Design Experiment」フォルダにある「Byrne Taguchi Factors.jmp」を開きます。
3. 「タグチ配列」ウィンドウで、「タグチ計画」の赤い三角ボタンをクリックし、[因子のロード]を選択します。
すると、「因子」パネルに3水準の制御因子4つと誤差因子3つが表示されます。

図14.1 Byrne-Taguchi データの応答、制御因子、誤差因子

The screenshot shows the 'タグチ計画' (Taguchi Design) window in JMP. It is divided into three main sections: '応答' (Response), '因子' (Factors), and a design configuration section at the bottom.

応答 (Response):

応答名	目標	下側限界	上側限界	重要度
Y	大きい方がよい	.	.	.

因子 (Factors):

名前	役割	値
結合部長さ	制御	1 2 3
高さ	制御	1 2 3
奥行き	制御	1 2 3
粘着率	制御	1 2 3
時間	誤差	L1 L2

Design Configuration:

7因子
内側配置計画と外側配置計画を選択

内側配置	外側配置
実験の	計画名
9 L9 - Taguchi	L4
27 L27 - Taguchi	L8
81 完全実施要因計画	

Buttons: 続行 (Continue), 戻る (Back)

4. 内側配置計画にL9の直交配列を適用するため、[L9-Taguchi] が選択されていることを確認します。
5. 8水準の外側配置計画を作成するため、[L8] をクリックします。
6. [続行] をクリックします。
7. [テーブルの作成] をクリックすると、図14.2のような計画テーブルが表示されます。

外側の計画は3つの2水準因子によって構成されます。この例では、すべての組み合わせを実施するので、外側配置の実験数は8になります。これらの8つの実験に対して、最終的なJMPデータテーブルでは8つの列が作成されます。外側の計画の1つの組み合わせが、JMPデータテーブルにおいて1列として作成されます。

図14.2 データを入力する前のタグチ計画

計画	結合部長さ	高さ	実行き	粘着率	パターン	---	--+	-+-	-++	+-+	++-	+++	平均	SN比
モデル	1 1	1 1	1 1	1 1	----	*	*	*	*	*	*	*	*	*
列(15/0)	2 1	2 2	2 2	2 2	-000	*	*	*	*	*	*	*	*	*
結合部長さ 水	3 1	3 3	3 3	3 3	-+++	*	*	*	*	*	*	*	*	*
高さ 水	4 2	1 2	3 3	3 3	0-0+	*	*	*	*	*	*	*	*	*
実行き 水	5 2	2 3	1 1	1 1	00+-	*	*	*	*	*	*	*	*	*
粘着率 水	6 2	3 1	2 2	2 2	0+-0	*	*	*	*	*	*	*	*	*
パターン	7 3	1 3	2 2	2 2	++0+	*	*	*	*	*	*	*	*	*
---	8 3	2 1	3 3	3 3	+0+-	*	*	*	*	*	*	*	*	*
--+	9 3	3 2	1 1	1 1	++0-	*	*	*	*	*	*	*	*	*

ここで、粘着力の引っ張り強度を測定し、欠測値の列に入力したとしましょう（図14.3）。欠測値の列名についている「+」および「-」は、その実験における誤差因子の水準を表しています。たとえば、「Y-」なら、測定の際に3つの誤差因子が低水準に設定されていたことを意味します。

8. [ヘルプ] > [サンプルデータライブラリ] を選択し、「Design Experiment」フォルダの「Byrne Taguchi Data.jmp」を開きます。図14.3に実験が完了した後のデータを示します。

図14.3 タグチ計画による実験データのテーブル (Byrne Taguchi Data.jmp)

	結合部長さ	高さ	実行き	粘着率	パターン	Y---	Y--+	Y-+-	Y-++	Y+--	Y+-+	Y++-	Y+++	平均 Y	SN比Y
1	1	1	1	1	----	15.6	9.5	16.9	19.9	19.6	19.6	20	19.1	17.525	24.02534
2	1	2	2	2	-000	15	16.2	19.4	19.6	19.7	19.8	24.2	21.9	19.475	25.52164
3	1	3	3	3	-+++	16.3	16.7	19.1	15.6	22.6	18.2	23.3	20.4	19.025	25.33476
4	2	1	2	3	0-0+	18.3	17.4	18.9	18.6	21	18.9	23.2	24.7	20.125	25.90425
5	2	2	3	1	00+-	19.7	18.6	19.4	25.1	25.6	21.4	27.5	25.3	22.825	26.90753
6	2	3	1	2	0+-0	16.2	16.3	20	19.8	14.7	19.6	22.5	24.7	19.225	25.32574
7	3	1	3	2	++0+	16.4	19.1	18.4	23.6	16.8	18.6	24.3	21.6	19.85	25.71081
8	3	2	1	3	+0+-	14.2	15.6	15.1	16.8	17.8	19.6	23.2	24.4	18.3375	24.83231
9	3	3	2	1	++0-	16.1	19.9	19.3	17.3	23.1	22.7	22.6	28.6	21.2	26.15198

「SN比Y」列の値は次の式で計算された性能統計量です。ここでは、「望大特性」(larger-the-better, LTB)の式が使われています。これは、逆数の平均平方の常用対数(10を底とする対数)に-10を掛けたものです。

$$-10\log_{10} \left[\text{平均} \left[\frac{1}{(Y---)^2}, \frac{1}{(Y--+)^2}, \frac{1}{(Y-+-)^2}, \frac{1}{(Y-++)^2}, \frac{1}{(Y+--)^2}, \right. \right. \\ \left. \left. \frac{1}{(Y+-+)^2}, \frac{1}{(Y++-)^2}, \frac{1}{(Y+++)^2} \right] \right]$$

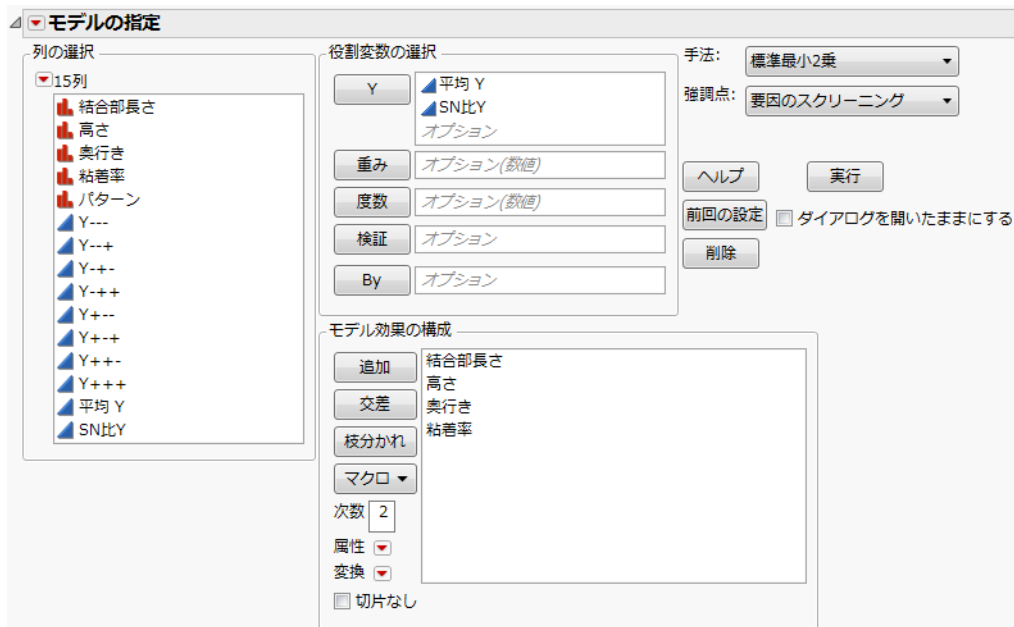
個々のY値がどれも大きいとき、この式の値は大きくなります。

データの分析

次に、データの分析を行います。分析の目標は、平均とSN比の両方を最大化する因子設定を見つけることです。

1. 「Byrne Taguchi Data.jmp」データテーブルで、「モデル」スクリプトの緑の三角ボタンをクリックして、スクリプトを実行します。

図14.4 「Byrne Taguchi Data.jmp」の「モデルのあてはめ」ウィンドウ



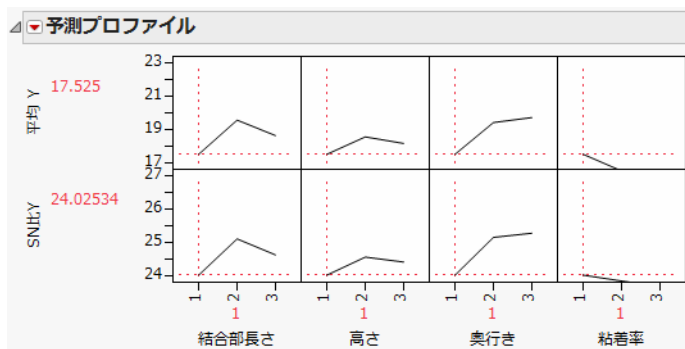
「モデルのあてはめ」ウィンドウは、すでに適切な効果が入力された状態で開きます。モデルには、4つの制御因子の主効果が含まれています。応答は、外側配置全体を通じて計算された平均（「平均 Y」）と SN 比（「SN 比 Y」）の2つです。

2. 「実行」をクリックします。

SN 比が最大となる設定を見つけるため、予測プロファイルを見てみましょう。

3. 「応答 平均 Y」の赤い三角ボタンのメニューから「因子プロファイル」>「プロファイル」を選択します。

図14.5 予測プロファイル

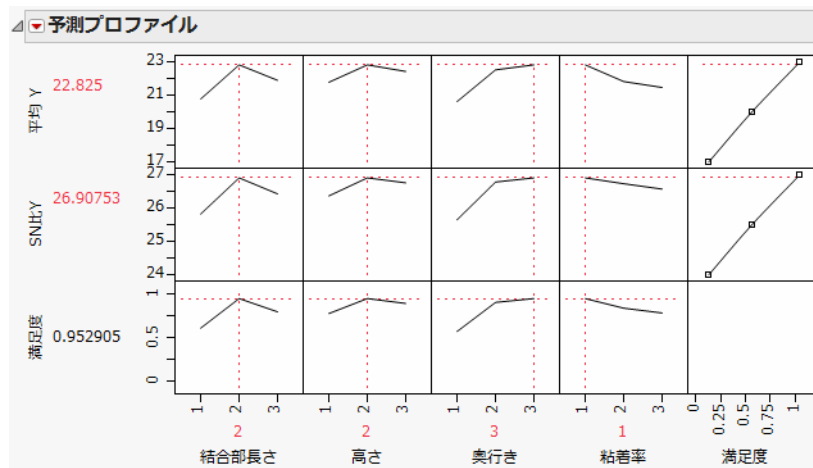


プロファイルのトレースを見ると、最初の3因子の設定を変えれば「SN比Y」が大きくなることがわかります（図14.5）。次に、最適な設定を見つけます。

4. 「予測プロファイル」の赤い三角ボタンのメニューから「最適化と満足度」>「満足度関数」を選択します。
プロファイルにトレースの行と関数設定の列が加わります（図14.6）。この例では、デフォルトの満足度関数である「望大特性」をそのまま使います。予測プロファイルについて詳しくは、『プロファイル機能』の「プロファイル」章を参照してください。
5. 「予測プロファイル」の赤い三角ボタンのメニューから「最適化と満足度」>「満足度の最大化」を選択します。

予測トレースが自動的に満足度関数が最大になる位置に設定されます。

図14.6 「Byrne-Taguchi データ」の最適因子設定

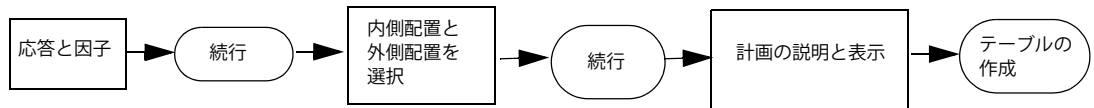


この例では、「結合部長さ」と「高さ」が1から2へ変化しています（図14.5と図14.6を参照）。また、「奥行き」の設定は1から3へ変化し、「粘着率」に変化はありません。これらの新しい設定を採用することで、SN比は24.0253から26.9075へ上昇します。

「タグチ配列」 ウィンドウ

「タグチ配列」ウィンドウは、計画の手順を踏むごとに内容が更新されます。詳細は、[「実験計画の手順: 問題の把握、モデルの指定、計画の作成」](#)（53ページ）を参照してください。操作手順は、図14.7のような流れです。手順の間にあるボタンをクリックすると、ウィンドウが更新されていきます。

図14.7 タグチ計画の流れ



応答

「応答」アウトラインでは、応答を指定します。

図14.8 「応答」アウトライン

応答名	目標	下側限界	上側限界	重要度
Y オプションの項目	大きい方がよい			

「応答」アウトラインには、次のような列があります。

応答名 応答の名前。デフォルトの応答名は、「Y」です。名前を変更するには、ダブルクリックして任意の名前を入力します。

目標、下側限界、上側限界 [大きい方がよい] (望大特性)、[目標値に合わせる] (望目特性)、[小さい方がよい] (望小特性)、[なし] のいずれかを選択します。計画を作成すると、選択した目標に従って、SN比の計算式がデータテーブルに保存されます。

重要度 応答が1つしかない場合、重要度はデフォルトで1に設定されるため、重要度を指定する必要はありません。

「応答」アウトラインの編集

「応答」アウトラインでは、次のような作業ができます。

- 応答をダブルクリックして応答名を変更する。
- 目標をクリックして変更する。

因子

「因子」アウトラインで因子を追加します。

制御 2水準または3水準の制御因子を1つまたは複数指定します。制御因子とは、システムを制御する入力のこと、製造過程や工程において制御が可能な因子のことです。

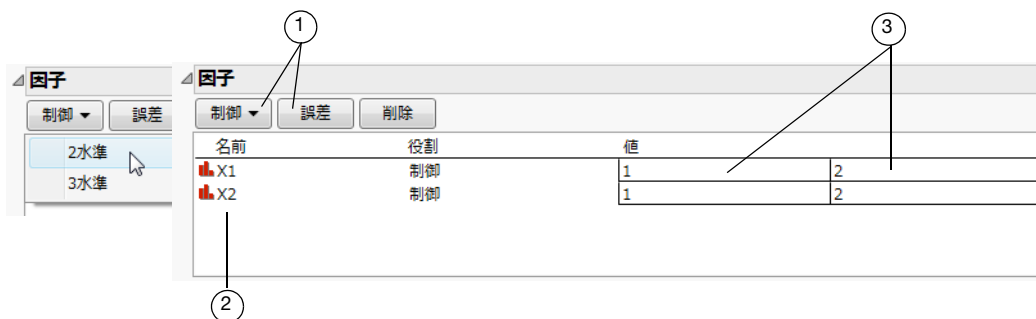
誤差 誤差因子を1つまたは複数指定します。誤差因子は、製造過程や工程において制御が困難な変数や制御に費用がかかる変数を表します。しかし、実験においては制御が可能でなければなりません。

削除 選択されている因子が削除されます。

因子を指定するための手順は、図 14.9 で解説されています。

1. クリックして **〔2水準〕** または **〔3水準〕** を選択し、制御因子を追加する。
または、クリックして誤差因子を追加する。
2. ダブルクリックして因子名を変更する。
3. 制御因子または誤差因子の値を変更する場合は、クリックして新しい値を入力する。

図14.9 因子の追加

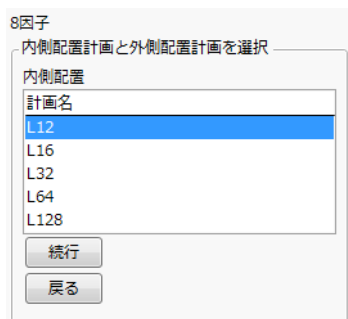


因子の追加が完了したら、**〔続行〕** をクリックします。

内側配置と外側配置を選択する

どの内側配置と外側配置を選択するかは、因子の数と種類によって決まります。図 14.10 は、制御因子が8つあるときの内側配置の選択肢です。誤差因子もある場合、外側配置の選択肢也表示されます。ここでの例の図は、2水準の制御因子を8つ入力して、**〔続行〕** をクリックしたときのものです。次に、計画の種類を選択し、もう一度 **〔続行〕** をクリックします。ここでの例では、L12計画を用いることにします。

図14.10 制御因子が8つある場合の計画

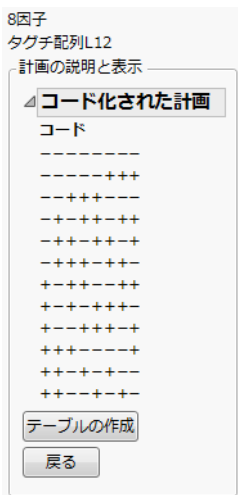


誤差因子を指定しなかった場合、[続行] をクリックすると、内側配置の実験回数を入力するダイアログボックスが開きます。この例では、「2」と入力します。

コード化された計画の表示

計画の種類を選択したら、「因子」パネルの下に「コード化された計画」が表示されます（図14.11）。

図14.11 8因子のL12計画



「コード化された計画」は、各実験において因子がどの水準を取っているかをパターンで表します。

計画テーブルの作成

[テーブルの作成] をクリックすると、図14.12のようなJMPテーブルが表示されます。データテーブルでは、各行が1回の実験を表しています。変数「パターン」の値で、プラス (+) 記号は高水準、マイナス (-) 記号は低水準を示します。

図14.12 8因子のL12計画のタグチ計画

	X1	X2	X3	X4	X5	X6	X7	X8	パターン	run 1
1	1	1	1	1	1	1	1	1	-----	*
2	1	1	1	1	1	2	2	2	-----++	*
3	1	1	2	2	2	1	1	1	-----+-	*
4	1	2	1	2	2	1	2	2	-----++	*
5	1	2	2	1	2	2	1	2	-----++	*
6	1	2	2	2	1	2	2	1	-----+-	*
7	2	1	2	2	1	1	2	2	-----++	*
8	2	1	2	1	2	2	2	1	-----+-	*
9	2	1	1	2	2	2	1	2	-----++	*
10	2	2	2	1	1	1	1	2	-----++	*
11	2	2	1	2	1	2	1	1	-----+-	*
12	2	2	1	1	2	1	2	1	-----+-	*

第 15 章

計画の評価

計画の性質を検討する

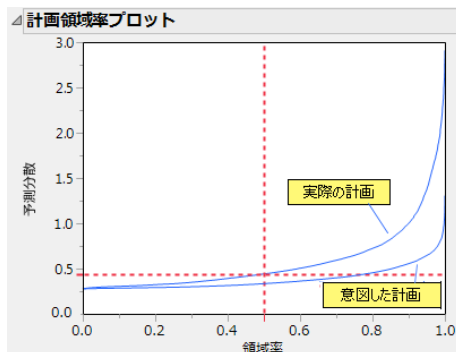
「計画の評価」プラットフォームでは、次のようなことができます。

- 既存の実験計画の長所と短所を確認する
- 現在の計画によって、応答に影響を与えている効果をきちんと検出できるかどうかを調べる
- 予測分散や推定精度を求める
- 交絡関係について調べる
- 効率の指標を求める

「計画の評価」プラットフォームが生成する結果は、いくつかの「実験計画 (DOE)」プラットフォームで「計画の評価」アウトラインに表示されるものと同じです。「計画の評価」プラットフォームと「計画の評価」アウトラインに表示される診断統計量には、次のようなものがあります。

- 検出力分析
- 予測分散プロファイルと曲面プロット
- 計画領域率プロット (モデルの予測分散が特定の値よりも小さくなっている領域は、全体に対してどれぐらいの割合であるかを示すグラフ)
- パラメータ推定値の推定効率を示す指標
- 交絡行列 (alias matrix; モデル効果のバイアス構造を示す行列)
- 効果間の絶対相関を示すカラーマップ
- 計画の効率を示す指標

図15.1 2つの計画領域率プロットの比較



「計画の評価」の概要

「計画の評価」プラットフォームは、計画の性質を評価します。評価対象となる計画は、JMPで作成したものでも構いません。実験を行う前に、いくつかの候補から適した計画を選ぶのに、このプラットフォームが役立ちます。すでに実施した計画において何らかの設定の不備や実験の未実施があった場合、それらがどのように影響しているかも評価できます。仮定しているモデルを変更して、その変更がパラメータ推定値にどう影響するかも確認できます。また、「交絡項」アウトラインで項を指定し、交絡行列 (alias matrix) を求めることもできます。

「計画の評価」プラットフォームでは、まず、起動ウィンドウで計画の情報を入力します。次に、仮定するモデルを指定します。このとき、モデルには含めないものの潜在的には興味がある効果も指定できます。これらの指定に基づいて、「計画の評価」プラットフォームはさまざまな方法で計画を評価します。

検出力分析 指定された大きさをもつ効果を検出できるかどうかを調べます。

予測分散プロファイル 計画の領域内における予測分散を示します。

計画領域率プロット モデルの予測分散が特定の値よりも小さくなっている領域は、全体に対してどれぐらいの割合であるかを示します。

予測分散曲面 任意の2つの連続変数に対し、予測分散を曲面で表したプロットを表示します。

推定効率 パラメータごとに、信頼区間幅を、理想的な（直交）計画で与えられる信頼区間幅と比較したときの増加率を示します。パラメータの相対標準誤差も表示されます。

交絡行列 モデルパラメータが、潜在的に有効でありながらモデルに含まれていない効果によってどれだけのバイアスを受けているかを示す係数。

関連のカラーマップ 効果間における相関係数の絶対値を、色でプロットしたグラフです。

計画の診断統計量 計画の効率の指標を示します。

メモ: いくつかの「実験計画 (DOE)」プラットフォームでは、計画を作成すると「計画の評価」アウトラインが表示されます。このアウトラインに表示される結果は、「計画の評価」プラットフォームで求められるものと同じです。「計画の評価」アウトラインを表示するプラットフォームは、「カスタム計画」、「決定的スクリーニング計画」、「スクリーニング計画」、「応答曲面計画」、種類を「最適計画」に設定したときの「配合計画」です。

「計画の評価」の例

この節では、2つの例を紹介します。最初の例では、一部の実験を除外したときの影響を調べます。2つ目の例では、仮定したモデルにおいて2次効果がどれだけ検出されるのかを評価します。

一部の実験結果を除外したときの影響

テニスボールの反発係数に関する実験が行われ、3つの因子（シリカ、硫黄、シラン）の効果が調べられました。実験の目的は、「反発係数」の予測モデルを作成することです。「応答曲面計画」プラットフォームを使い、実験回数15のBox-Behnken計画を選択しました。研究者は、実験終了後、「シリカ」=0.7と「シラン」=50を用いた2つの実験において、これらが正しく処理されていなかったことに気が付きました。これらの実験をデータの分析に含めることはできません。

「計画の評価」プラットフォームを使用して、これらの2つの実験を含めなかった場合の影響を評価しましょう。意図していた実験回数15の計画と、実際に行った実験回数13の計画の両方に対し、診断統計量を求めます。

意図した計画と実際の計画の作成

意図した計画

1. [ヘルプ]>[サンプルデータライブラリ]を選択し、「Design Experiment」フォルダの「Bounce Data.jmp」を開きます。
2. [実験計画(DOE)]>[計画の診断]>[計画の評価]を選択します。
3. 「シリカ」、「硫黄」、「シラン」を選択し、[X, 因子]をクリックします。
必要に応じて「反発係数」を[Y, 応答]として追加します。ただし、応答を指定してもしなくても、計画のプロパティには変化がありません。
4. [OK] をクリックします。

意図した計画用の「計画の評価」ウィンドウを開いたままにします。

ヒント: 意図した計画用の「計画の評価」ウィンドウを画面の左側に置きます。次の手順が終わったら、実際の計画用のウィンドウを右側に置きます。

実験が欠けている実際の計画

この節では、「シリカ」=0.7と「シラン」=50の2つの実験を除外します。データテーブルでは、行3と行7に当たります。

1. 「Bounce Data.jmp」で、行3と行7を選択し、強調表示部分を右クリックして[非表示かつ除外]を選択します。
2. [実験計画(DOE)]>[計画の診断]>[計画の評価]を選択します。
3. [前回の設定] をクリックします。
4. [OK] をクリックします。
5. JMPの警告ウィンドウで[OK] をクリックします。

実際の計画用の「計画の評価」ウィンドウを開いたままにします。

ヒント: 実際の計画に対する「計画の評価」ウィンドウを、意図した計画に対する「計画の評価」ウィンドウの右側に並べると、2つの計画が比べやすくなります。

意図した計画と実際の計画の比較

2つの計画を次のような方法で比較します。

- 「検出力分析」(404 ページ)
- 「予測分散プロファイル」(405 ページ)
- 「計画領域率プロット」(407 ページ)
- 「推定効率」(408 ページ)
- 「関連のカラーマップ」(409 ページ)
- 「計画の診断統計量」(409 ページ)

検出力分析

各ウィンドウで、次の手順を行います。

1. 「検出力分析」アウトラインを開きます。

「係数の予想値」が、すべてデフォルトの値である1になっています。「係数が1である」ことは、「その因子の下限と上限で、応答の平均が2単位異なる」ことに相当します。ただし、交互作用の項と2乗項が重要でないことを前提とします。

また、デフォルトでは、誤差の標準偏差（「RMSEの予想値」）は1と仮定されています。ここでは、過去に行った調査から、RMSEはおおよそ2であることがわかっているものとします。

2. 「RMSEの予想値」に「2」と入力します。

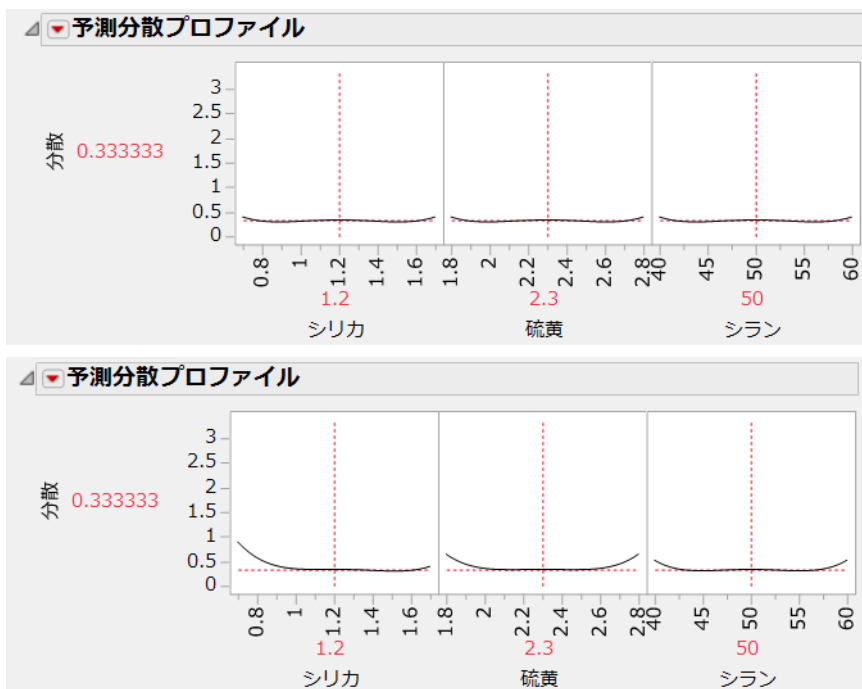
テキストボックスの外側をクリックすると、検出力の値が更新されます。

ここでは、因子の上下限における応答の6単位の差を検出できるかどうかを調べます。ただし、交互作用の項と2乗項が重要でないことを前提とします。すべての因子に関してこの設定を適用するには、赤い三角ボタンのメニューを使用します。

3. 「計画の評価」の赤い三角ボタンのメニューから、[詳細オプション] > [検出力計算のデルタを設定] を選択します。
4. デルタの値として「6」を入力します。
5. [OK] をクリックします。

図15.2は、両ウィンドウの「検出力分析」アウトラインです。「計画と予測応答」アウトラインは閉じています。

図15.3 意図した計画（上）と実際の計画（下）の予測分散プロファイル



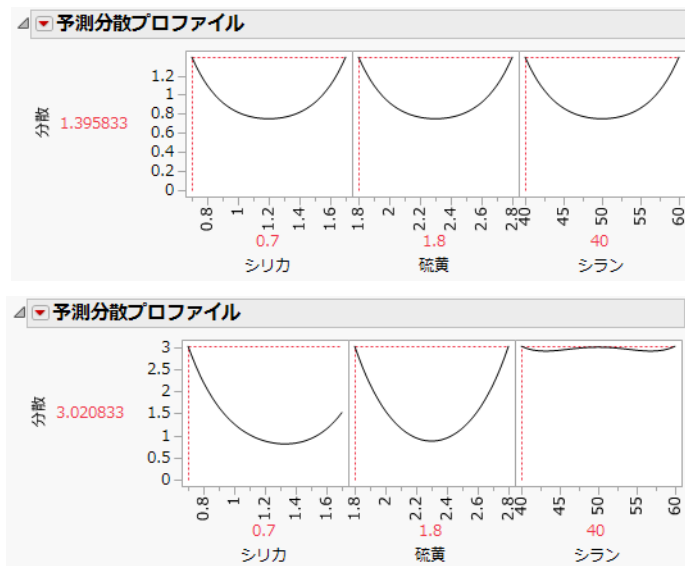
「予測分散プロファイル」プロットは、相対的な予測分散をプロットしたものです。計画領域のさまざまな位置における相対的な予測分散を調べることができます。

計画領域の中央を見ると、相対的な予測分散はどちらのプロットでも同じです。しかし、計画領域の端の方を見ると、分散は意図した計画より実際の計画の方が大きいようです。このことを確認するために、3本の縦線をすべて因子設定の端へ動かします。

4. 両方のウィンドウで、「予測分散プロファイル」の赤い三角ボタンをクリックし、[最適化と満足度] > [満足度の最大化] を選択してください。

意図した計画と実際の計画で、相対的な予測分散を最大にしたときのプロファイルを図15.4に示します。

図15.4 意図した計画（上）と実際の計画（下）の予測分散を最大にしたプロファイル



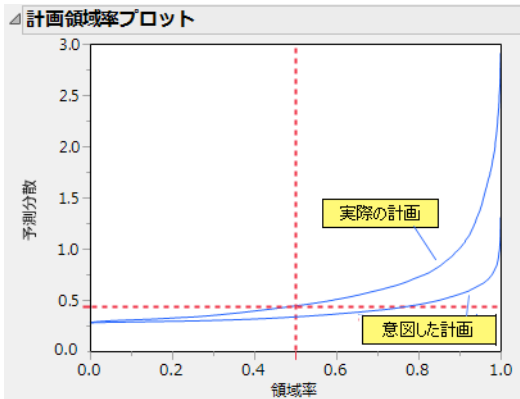
どちらの計画も、「シリカ」=0.7、「硫黄」=1.8、「シラン」=40の計画点で予測分散が最大になっています。意図した計画では、予測分散の最大値は1.396でした。しかし実験の少ない実際の計画では、予測分散の最大値は3.021にもなります。予測分散が最大になる点は、他にもあることに注意してください。実際の計画の方が最大予測分散が大きいのは、計画領域の一部における予測の精度が、意図した通りに計画を実施した場合より低いことを意味します。

計画領域率プロット

1. 各ウィンドウで、「計画領域率プロット」アウトラインを開きます。
2. 意図した計画のウィンドウで、プロット内を右クリックし、[編集] > [フレーム内容のコピー] を選択します。
3. 実際の計画のウィンドウの「計画領域率プロット」アウトラインに移ります。
4. プロット内を右クリックし、[編集] > [フレーム内容の貼り付け] を選択します。

図15.5では、プロットに注釈を付与しています。計画領域率プロットは、計画領域全体のうちで、相対的な予測分散が特定の値を下回る領域の割合を示しています。

図15.5 計画領域率プロット



実際の計画の相対的な予測分散は、計画領域全体で、意図した計画のそれより大きいことがわかります。その差は、領域が広くなるにつれて大きくなっています。

推定効率

各ウィンドウで、「推定効率」アウトラインを開きます。

図15.6 意図した計画（左）と実際の計画（右）の「推定効率」アウトライン

▲ 推定効率			▲ 推定効率		
項	信頼区間幅の増加率	推定値の相対標準誤差	項	信頼区間幅の増加率	推定値の相対標準誤差
切片	1.236	0.577	切片	1.082	0.577
シリカ	0.369	0.354	シリカ	0.803	0.5
シラン	0.369	0.354	硫黄	0.803	0.5
硫黄	0.369	0.354	シラン	0.275	0.354
シリカ*シラン	0.936	0.5	シリカ*硫黄	2.122	0.866
シリカ*硫黄	0.936	0.5	シリカ*シラン	0.803	0.5
硫黄*シラン	0.936	0.5	硫黄*シラン	0.803	0.5
シリカ*シリカ	1.016	0.52	シリカ*シリカ	1.268	0.629
シラン*シラン	1.016	0.52	硫黄*硫黄	1.268	0.629
硫黄*硫黄	1.016	0.52	シラン*シラン	1.268	0.629

実際の計画（右）におけるパラメータの相対標準誤差は、意図した計画（左）のものよりも大きいか、等しくなっています。切片以外のパラメータのうち3つを除くすべてにおいて、実際の計画における相対標準誤差は意図した計画のものよりも大きくなっています。

「信頼区間幅の増加率」は、現在の計画から計算される信頼区間の幅を、実験回数が同じ理想的な計画から計算される信頼区間の幅と比較します。信頼区間の幅は、実験回数に左右されます（その結果、「信頼区間幅の増加率」も実験回数に左右されます）。「信頼区間幅の増加率」（426 ページ）を参照してください。今回の例における実際の計画では、意図した計画の値よりも、実験回数が減っているにも関わらず、「シラン」、「シリカ*シラン」、「硫黄*シラン」での増加率が小さくなっています。これは、実際の計画において除外された2つの実験が、「シラン」の中心点で行われているためです。それら2つの実験を除外することで、パラメータの信頼区間幅が中心点のない理想的な直交計画のものに近づき、増加率が小さくなっているのです。

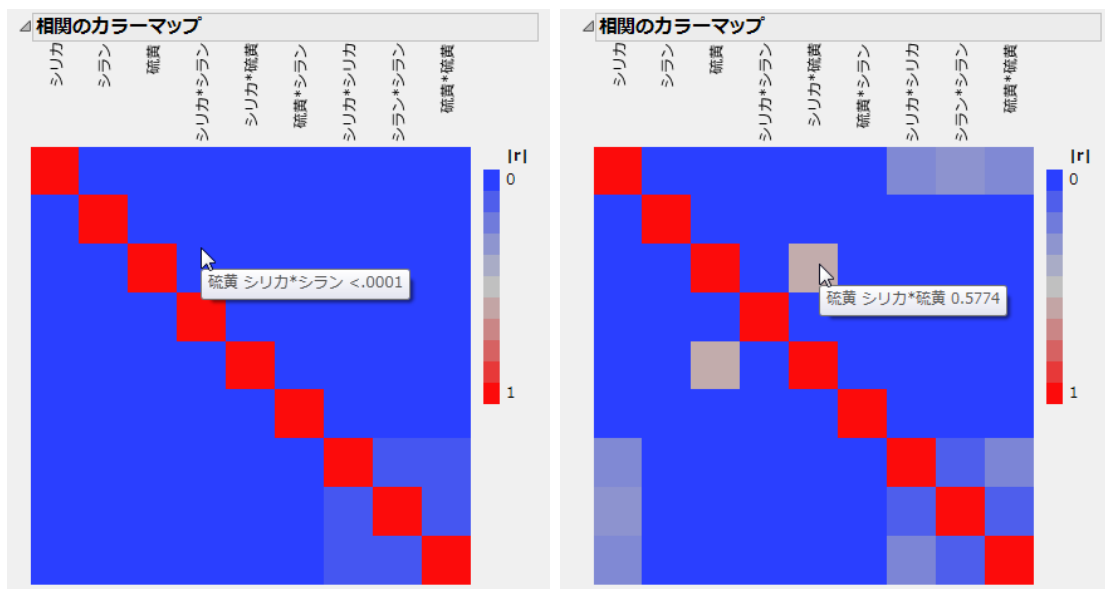
相関のカラーマップ

各レポートで、次の手順を行います。

1. 「相関のカラーマップ」アウトラインを開きます。

2つのカラーマップに、「モデル」アウトラインの効果が表示されます。どちらのプロットも、効果間における相関係数の絶対値を、その大きさに応じて、青～赤のスケールで示しています（JMPのデフォルトの色を使用している場合）。効果の間に相関がまったく無いか、ごく小さな相関しかない状況が理想です。

図15.7 意図した計画（左）と実際の計画（右）の相関のカラーマップ



相関係数の絶対値は、0（青）から1（赤）の値を取ります。セルの上にポインタを置くと、相関係数の絶対値が確認できます。相関係数の絶対値は、実際の計画におけるカラーマップを見ると、意図した計画のそれより大きくなっています。たとえば、「硫黄」と「シリカ*硫黄」間の相関は、意図した計画では0.0001より小さいですが、実際の計画では0.5774になっています。

計画の診断統計量

各レポートで、「計画の診断統計量」アウトラインを開きます。

図15.8 意図した計画（左）と実際の計画（右）の計画の診断統計量

計画の診断統計量		計画の診断統計量	
D効率	36.6429	D効率	32.04245
G効率	47.76119	G効率	25.46419
A効率	29.3578	A効率	22.65219
平均予測分散	0.384722	平均予測分散	0.570833
計画作成時間 (秒)	0	計画作成時間 (秒)	0

意図した計画（左）は、実際の計画（右）に比べ、効率が良く、平均予測分散が小さいことがわかります。これらの結果から、2つの実験を除外することは、悪い影響を与えることが分かります。

計画の効率は、実験回数とモデル行列の両方によって決まります。ある計画のD効率、G効率、A効率は、同じ実験回数での理想的な計画と比較して求められます。実験回数が多い計画のほうが、少ない計画に比べて常にこれらの効率が良いわけではありません。ただし、因子数が同じ場合には、実験回数が多いほうが平均予測分散は小さくなる傾向にあります。効率の定義については、「[計画の診断統計量](#)」（430ページ）を参照してください。

特定のモデルにおける検出力を評価する

本節の例では、抽出工程の歩留りに対する効果を調べた、6因子の決定的スクリーニング計画を用います。ここで用いるデータは、「Design Experiment」フォルダの「Extraction Data.jmp」データテーブルに保存されています。決定的スクリーニング計画なので、各因子は3水準になっています。決定的スクリーニングについては、「[決定的スクリーニング計画](#)」章（223ページ）を参照してください。

ここでの目的は、2乗項が強い効果をもっている場合に、その効果を検出できるかどうかを求めることです。誤差分散の3倍以上の大きさを持つ効果を、「強い効果」とみなします。

実験では6因子が使われますが、「効果の希薄性」が成り立っているとすると、そのうちごく一部のみしか効果がないと考えられます。その場合、より少ない因子のモデルで検出力を調べたほうが良いでしょう。ここでは、過去の調査から、「プロパノール」、「ブタノール」、「pH」の3因子が、無視できるほど小さい主効果しかなく、他の因子との交互作用がないこと、2乗効果を持たないことを示唆する強い証拠を得ているとします。そして、「メタノール」、「エタノール」、「時間」のみの主効果、交互作用、2乗効果をモデルに含めるのが適切と考えます。3因子だけの応答曲面モデルに基づいて検出力を求めることにしましょう。

「計画の評価」プラットフォームを使って、「メタノール」、「エタノール」、「時間」の2乗項が強く影響している場合、それらを検出できるかどうかを調べましょう。

1. [ヘルプ] > [サンプルデータライブラリ] を選択し、「Design Experiment」フォルダの「Extraction Data.jmp」を開きます。
2. [実験計画(DOE)] > [計画の診断] > [計画の評価] を選択します。
3. 「メタノール」、「エタノール」、「時間」を選択し、[X, 因子] をクリックします。

必要に応じて「収率」を[Y, 応答]として追加します。ただし、応答を指定してもしなくても、計画のプロパティには変化がありません。

4. [OK] をクリックします。

5. 「モデル」アウトラインで **[RSM]** をクリックします。
3 因子に関して、それらの交互作用と 2 乗項が追加されます。
6. 「検出力分析」アウトラインを開きます。
「RMSE の予想値」はデフォルトで 1 に設定されています。過去の調査から「RMSE の予想値」が手元にあったとしても、この例ではそれを指定する必要はありません。なぜなら、ここでは「検出力を求めたい効果の大きさは、誤差分散の 3 倍である」と想定するからです。
7. 「係数の予想値」で「メタノール*メタノール」、「エタノール*エタノール」、「時間*時間」の隣に「3」と入力します。
8. **[係数の予想値に基づき変更]** をクリックします。

図15.9 係数に変更を加えた後の「検出力分析」アウトライン

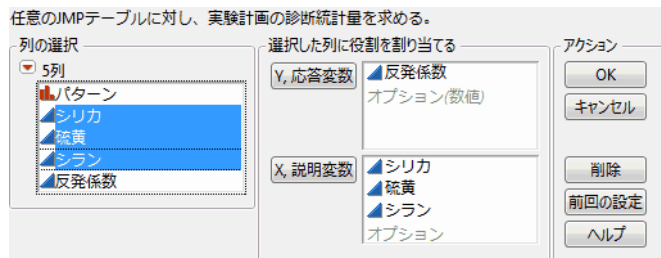
検出力分析		
有意水準	0.05	
RMSEの予想値	1	
項	係数の予想値	検出力
切片	1	0.111
メタノール	1	0.573
エタノール	1	0.573
時間	1	0.573
メタノール*メタノール	3	0.737
メタノール*エタノール	-1	0.331
エタノール*エタノール	3	0.737
メタノール*時間	-1	0.331
エタノール*時間	1	0.331
時間*時間	3	0.737
係数の予想値に基づき変更		

誤差分散の 3 倍の大きさを持つ 2 乗効果を検出する検出力は、0.737 です。これは、モデルが 3 因子の応答曲面であることを前提としています。また、検定の有意水準は 0.05 と仮定しています。

「計画の評価」起動ウィンドウ

「計画の評価」プラットフォームを起動するには、目的のデータテーブルを開き、[実験計画 (DOE)] > [計画の診断] > [計画の評価] を選択します。図 15.10 の例は、「Design Experiment」フォルダの「Bounce Data.jmp」データテーブルを使っています。

図 15.10 「計画の評価」起動ウィンドウ



起動ウィンドウには、次のようなボタンがあります。

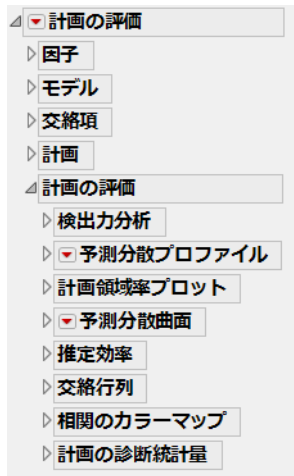
- Y, 目的変数** 応答列を指定します。応答の入力は必須ではありません。計画の評価は、応答値を使用せずに行われます。応答は数値でなければなりません。
- X, 説明変数** 因子列を指定します。因子の種類や尺度はどんなものであってもかまいません。

「計画の評価」ウィンドウ

「計画の評価」ウィンドウは、2つの部分から成ります。すべてのアウトラインを閉じると、図 15.11 のようになります。

- 「因子」、「モデル」、「交絡項」、「計画」は、モデルと計画を定義します。
- 「計画の評価」アウトラインには、計画の性質に関する結果が表示されます。

図15.11 「計画の評価」ウィンドウと各種アウトライン



「因子」、「モデル」、「交絡項」、「計画」アウトラインには、それぞれ因子、仮定したモデル、交絡している可能性のある効果、実際の計画について、分析者が指定した情報が含まれています。これらのアウトラインの内容は、計画のデータテーブルと、起動ウィンドウで行った選択に基づいています。ただし、「モデル」と「交絡項」アウトラインの効果は変更できます。これらのアウトラインについては、以下の節で解説します。

- 「因子」(414 ページ)
- 「モデル」(414 ページ)
- 「交絡項」(415 ページ)
- 「計画」(415 ページ)

指定を行うと、「計画の評価」の各アウトラインが更新されます。アウトラインを開くと、レポートやコントロールウィンドウが表示され、計画に関する情報を確認できます。これらのアウトラインについては、以下の節で解説します。

- 「検出力分析」(416 ページ)
- 「予測分散プロファイル」(422 ページ)
- 「計画領域率プロット」(423 ページ)
- 「予測分散曲面」(424 ページ)
- 「推定効率」(425 ページ)
- 「交絡行列」(427 ページ)
- 「相関のカラースマップ」(429 ページ)
- 「計画の診断統計量」(430 ページ)

因子

「因子」アウトラインには、起動ウィンドウで入力した因子の一覧が表示されます。ここで因子を選択し、「モデル」アウトラインで効果を構成することができます。

モデル

データテーブルに、「モデル」または「モデルのあてはめ」というスクリプトが保存されている場合、「モデル」アウトラインにはスクリプトで使われている効果が指定されます。そうでない場合は、主効果のみが指定されます。

図15.12は、「Design Experiment」フォルダの「Bounce Data.jmp」データテーブルの「モデル」アウトラインです。データテーブルの「モデル」スクリプトには、「シリカ」、「シラン」、「硫黄」の3因子の応答曲面効果が含まれています。そのため、「モデル」アウトラインには、それら3因子の主効果、2次交互作用、2乗効果が指定されます。

図15.12 「Bounce Data.jmp」の「モデル」アウトライン



「モデル」アウトラインでは、次のボタンを使って効果を追加することができます。

主効果 モデルにある全因子の主効果を追加します。

交互作用 交互作用効果を追加します。「因子」アウトラインで因子を選択していない場合は、[2次]、[3次]、[4次]、[5次]を選択すると、その次数までの交互作用すべてが追加されます。特定の因子についてある次数までの交互作用を追加するには、「因子」アウトラインで因子名を選択し、交互作用を選択し、指定したい次数を選択します。なお、非配合因子と配合因子の間の交互作用、ブロック因子や定数因子との間の交互作用は追加されません。

RSM 連続尺度の因子に対し、応答曲面モデルの項（2次までの交互作用と2乗項）を追加します。応答曲面モデル（RSM; Response Surface Model）の項にはカテゴリカル因子は含まれません。また、非配合因子の主効果のうち、すべての配合因子と交互作用があるものは、モデルから削除されます。

交差 特定の交互作用項を追加します。「因子」アウトラインで因子名、「モデル」アウトラインで効果名を選択します。[交差] をクリックすると、「モデル」アウトラインにそれらの交差項が追加されます。

べき乗 べき乗の項を追加します。「因子」アウトラインで因子を選択していない場合は、連続尺度の因子すべてに対してべき乗項が追加されます。「因子」アウトラインで因子を選択している場合は、選択されている因子に対してのみ、べき乗項が追加されます。[2 次]、[3 次]、[4 次]、[5 次]の中から追加する項の次数を選択してください。

Scheffe の 3 次多項式 すべての配合因子に対して Scheffé の 3 次多項式を追加します。これらの項は、3 次多項式の配合モデルを作成する際に使用します。

項の削除 選択されている効果を削除します。

交絡項

仮定したモデルに含まれていない効果が、応答に影響しているケースもあります。「交絡項」アウトラインには、仮定したモデルには含まれていないものの、モデル項の推定値にバイアスを与えている可能性がある効果を指定します。交絡行列 (alias matrix) に、この「交絡項」アウトラインで指定した効果ごとに、それらの効果によって「モデル」のパラメータ推定値がどれだけバイアスをもつかが表示されます。詳細については、付録「技術的詳細」の「[交絡行列](#)」(676 ページ) を参照してください。

デフォルトでは、「交絡項」アウトラインには「モデル」アウトラインに含まれていない 2 次交互作用効果がすべて含まれます (ブロック因子に関連する項を除く)。項は、ボタンを使って追加または削除できます。ボタンを使って「交絡項」に効果を追加する方法については、「[モデル](#)」(414 ページ) を参照してください。

「計画の評価」プラットフォームでは、「交絡行列」に含まれる効果に変更を加えると、それに応じてただちに「交絡行列」アウトラインが更新されます。一方、「カスタム計画」プラットフォームでは、「交絡項」アウトラインで効果に変更を加えた後、「計画の作成」をクリックする必要があります。なお、これら以外の「実験計画 (DOE)」プラットフォームには、「交絡項」アウトラインがありません。しかし、計画を作成した後、「計画の評価」アウトラインの下に「交絡行列」アウトラインが表示されます。

計画

「計画」アウトラインには、起動ウィンドウで指定した因子の実験が表示されます。計画の性質は、「計画の評価」アウトラインで検討できます。

計画の評価

「計画の評価」プラットフォームの「計画の評価」アウトラインの結果は、評価対象となっている計画と、「モデル」アウトラインおよび「交絡項」アウトラインで行った指定に基づいています。「実験計画 (DOE)」プラットフォームのなかでは、「カスタム計画」、「決定的スクリーニング計画」、「応答曲面計画」、種類を「最適計画」に設定したときの「配合計画」において、「計画の評価」アウトラインが用意されています。これらのプラットフォームは、作成された計画を評価します。

「計画の評価」アウトラインには、8 つの見出しがあります。

- 「[検出力分析](#)」(416 ページ)
- 「[予測分散プロファイル](#)」(422 ページ)

- 「計画領域率プロット」(423ページ)
- 「予測分散曲面」(424ページ)
- 「推定効率」(425ページ)
- 「交絡行列」(427ページ)
- 「相関のカラーマップ」(429ページ)
- 「計画の診断統計量」(430ページ)

検出力分析

「検出力分析」アウトラインは、モデルのパラメータに対する検定の検出力を計算します。検出力とは、特定の大きさをもつ効果を検出できる確率のことです。「検出力分析」アウトラインは、現在の計画によって重要な効果を検出できるかどうかを評価するのに役立ちます。検出力は、実験の回数、有意水準、誤差分散などによって決まります。検出力分析は、追加の実験が必要かどうかを判断するのに役立ちます。

この節では、次のようなトピックを扱います。

- 「検出力分析の概要」(416ページ)
- 「「検出力分析」の詳細」(417ページ)
- 「個々のパラメータに対する検定」(418ページ)
- 「3水準以上のカテゴリカルな効果に対する検定」(419ページ)
- 「計画と予測応答」アウトライン」(419ページ)
- 「コーヒー実験の検出力分析」(420ページ)

検出力分析の概要

検出力は、「モデル」アウトラインに一覧されている効果に対して計算されます。検出力が計算される効果には、連続変数、離散数値、カテゴリカル、ブロック、共変量、配合の因子が含まれます。また、検出力は、個々のモデルパラメータに対してと、効果全体に対して計算されます。検出力の計算については、付録「技術的詳細」の「[検出力の計算](#)」(677ページ)を参照してください。

検出力とは、真のモデルパラメータが特定の値をもっている場合に、「効果がない」という帰無仮説を棄却できる確率を指します。多くの場合、分析者が興味をもっているのは、モデルパラメータそのものではなく、応答平均における差でしょう。「検出力分析」アウトラインでは、「係数の予想値」で指定した値に対し、「応答の予想値」が算出されます。これにより、応答平均の差に対応した係数値を知ることができます。

図15.13は、「Design Experiment」フォルダにある「Coffee Data.jmp」データテーブルの計画の「検出力分析」アウトラインです。「モデル」スクリプトで指定されているモデルは、主効果のみを含むモデルです。

図15.13 「Coffee Data.jmp」の検出力分析

検出力分析

有意水準 0.05
RMSEの予想値 1

項	係数の予想値	検出力
切片	1	0.789
挽き	-1	0.789
温度	1	0.789
時間	1	0.789
豆の量	1	0.789
場所 1	1	0.507
場所 2	1	0.507

係数の予想値に基づき変更

効果 検出力
場所 0.888

計画と予測応答

応答の予想値	挽き	温度	時間	豆の量	場所
6	Medium	205	4	2.4	1
-2	Coarse	195	3	1.6	1
2	Medium	205	3	1.6	1
2	Coarse	195	4	2.4	1
2	Coarse	205	4	1.6	2
4	Medium	195	4	2.4	2
0	Medium	195	3	1.6	2
2	Coarse	205	3	2.4	2
-1	Coarse	205	4	1.6	3
-3	Coarse	195	3	2.4	3
-1	Medium	195	4	1.6	3
1	Medium	205	3	2.4	3

応答の予想値に基づき変更

「検出力分析」アウトラインでは、次のことができます。

- 検出したい差を反映する係数値を指定します。値は、アウトラインの上部に「係数の予想値」として入力します。
- 応答の予想値を指定し、対応する「係数の予想値」を特定します。「応答の予想値」は、「計画と予測応答」パネルで指定します。

「検出力分析」の詳細

検出力を求めるには、「有意水準」と「RMSEの予想値」も指定してください。これらの値も考慮して、モデルパラメータの検定に対する検出力が計算されます。

有意水準 「効果なし」という仮説が真のときに、これを棄却する確率。検出力の計算結果は、値を入力するとすぐに更新されます。

RMSEの予想値 誤差分散の平方根。検出力の計算結果は、値を入力するとすぐに更新されます。

「検出力分析」レポートの冒頭部分が開き、「係数の予想値」のデフォルトの値が表示されます。図15.13を参照してください。デフォルトの値は、デルタに基づいて求めた値です。詳細については、[「詳細オプション」> 検出力計算のデルタの設定](#)（432ページ）を参照してください。

メモ: 推定するパラメータ数が実験回数を上回る過飽和計画の場合、係数の予想値は0に設定されます。

図15.14のような「検出力分析」レポートの冒頭部分で、「係数の予想値」を指定してください。これらの値は、検出したい差を表します。

図15.14 「Coffee Data.jmp」の「係数の予想値」における入力例

項	係数の予想値	検出力
切片	1.4	1
挽き	0.05	0.291
温度	0.05	0.291
時間	0.05	0.291
豆の量	0.05	0.291
場所 1	0.1	0.507
場所 2	0.1	0.507

効果 検出力
場所 0.888

個々のパラメータに対する検定

「項」の列には、モデル項が一覧表示されています。「係数の予測値」には、それらの項に対するパラメータ値が含まれます。「検出力」の列に含まれている値は、「係数の予想値」を真の係数の値としたときの、「係数が0である」という帰無仮説に対する検定の検出力です。

項 検定される係数に対応しているモデル項の名前。

メモ: 「検出力分析」レポートのモデル項の表示順序は、標準最小2乗法で取得した「パラメータ推定値」レポートでの順序と異なる場合があります。表示順が異なるのは、自由度が2以上の交互作用項がモデルに含まれる場合だけです。

係数の予想値 モデル項に対応している係数の値。この値は、検出力の計算に使われます。また、「計画と予測応答」アウトラインの「応答の予想値」列の計算にも使われます。「係数の予想値」列に新しい値を入力し、**「係数の予想値に基づき変更」** ボタンをクリックすると、「検出力」と「応答の予想値」の列が更新されます。

メモ: 「係数の予想値」のデフォルト値は、連続尺度の効果に対しては、1です。カテゴリカルな効果に対しては、1と-1が交互に現れます。赤い三角ボタンのメニューから**「詳細オプション」 > 「検出力計算のデルタを設定」**を選択すると、デルタの値を変更できます。デルタの値を変更すると、「係数の予想値」の値が、それらの絶対値がデルタの半分になるように更新されます。詳細については、**「詳細オプション > 検出力計算のデルタの設定」** (432 ページ) を参照してください。

検出力 指定した「係数の予想値」が真の係数の値である場合に「効果なし」という帰無仮説を棄却できる確率。連続変数の主効果に対しては、低水準と高水準における応答平均の差は、係数に2を掛けた値です。

カテゴリカル因子の係数の場合、因子の全水準における（モデルに基づく）応答平均の変化は、係数の予想値の絶対値に2を掛けた値になります。

検出力の計算には、「有意水準」と「RMSEの予想値」も考慮されます。検出力の計算については、付録「技術的詳細」の「[単一パラメータに対する検出力](#)」（677ページ）を参照してください。

係数の予想値に基づき変更 「係数の予想値」列に新しい値を入力し、**[係数の予想値に基づき変更]** ボタンをクリックすると、「検出力」と「応答の予想値」の列が更新されます。

3水準以上のカテゴリカルな効果に対する検定

3水準以上のカテゴリカルな効果がモデルに含まれている場合は、**[係数の予想値に基づき変更]** ボタンの下に次の列が表示されます。

効果 カテゴリカルな効果の名前。

検出力 「効果がない」という帰無仮説に対する検定の検出力。なお、この帰無仮説は、「因子のすべての水準において、応答平均は等しい」、つまり、「効果に関係するすべてのモデルパラメータはゼロである」というものです。検出したい応答平均の差は、「係数の予想値」列によって決められます。「係数の予想値」によって定義された応答平均の差をもとに、検出力が計算されます。検出力は、係数の予想値によって定義された応答平均の差を反映します。

検出力の計算には、「有意水準」と「RMSEの予想値」も考慮されます。検出力の計算については、付録「技術的詳細」の「[カテゴリカルな効果に対する検出力](#)」（678ページ）を参照してください。

「計画と予測応答」アウトライン

「計画と予測応答」アウトラインでは、冒頭に「応答の予想値」列、続いて計画が表示されます。「応答の予想値」列の値は、それぞれ計画の設定に対応しています。「応答の予想値」は、「係数の予想値」を使って計算されます。

図15.15の「計画と予測応答」アウトラインは、図15.14で指定した「係数の予想値」に対応しています。

図15.15 「Coffee Data.jmp」の「応答の予想値」

計画と予測応答					
応答の予想値	挽き	温度	時間	豆の量	場所
1.6	Medium	205	4	2.4	1
1.4	Coarse	195	3	1.6	1
1.4	Medium	205	3	1.6	1
1.6	Coarse	195	4	2.4	1
1.6	Coarse	205	4	1.6	2
1.5	Medium	195	4	2.4	2
1.3	Medium	195	3	1.6	2
1.6	Coarse	205	3	2.4	2
1.3	Coarse	205	4	1.6	3
1.2	Coarse	195	3	2.4	3
1.1	Medium	195	4	1.6	3
1.2	Medium	205	3	2.4	3

応答の予想値に基づき変更

「応答の予想値」列では、因子の設定ごとに値を指定できます。これらの値は、検出したい差を表します。

[**応答の予想値に基づき変更**] をクリックすると、「係数の予想値」列と「検出力」列が更新されます。

応答の予想値 「係数の予想値」をモデルの係数として使い、計算した応答値。「応答の予想値」のデフォルト値は、「係数の予想値」のデフォルト値に基づいて計算されています。「応答の予想値」列で新しい値を設定し、[**応答の予想値に基づき変更**] をクリックすると、「係数の予想値」と「検出力」の列が更新されます。

計画 「応答の予想値」の右に続く列は、計画に含まれる全実験の因子設定を示します。

応答の予想値に基づき変更 「応答の予想値」列で新しい値を設定し、[**応答の予想値に基づき変更**] をクリックすると、「係数の予想値」と「検出力」の列が更新されます。

コーヒー実験の検出力分析

「Coffee Data.jmp」データテーブルの計画を見てみましょう。ここでは、「濃度」に対する各効果の影響を検出できるかどうかを調べたいとします。「挽き」は2水準のカテゴリカル因子で、「温度」、「時間」、「豆の量」は連続因子、「場所」は3水準のカテゴリカルなブロック因子です。

この例では、「場所」の役割がブロック因子であることは無視します。そして、「場所」が「濃度」に及ぼす効果に興味があるとします。「場所」は、3水準のカテゴリカル因子であるため、「パラメータ」リストでは2つの項（「場所 1」と「場所 2」）で表されます。

ここで知りたいのは、「濃度」の平均における次のような変化を検出できる確率です。

- 「挽き」を「Coarse」（粗い）から「Medium」（中）に変更したときに、平均が0.10だけ変化すること。
- 「温度」、「時間」、「豆の量」を低水準から高水準に変更したときの、平均が0.10だけ変化すること。
- 場所1および2が、両方とも、全体平均よりも0.10だけ上回る。これは、場所3が全体平均よりも0.20下回ることを意味します。

ここでは、有意水準を「0.05」に設定します。また、「濃度」の標準偏差は以前の調査から0.1と分かっているので、それを「RMSEの予想値」として入力します。

値を入力すると、「検出力分析」は図15.16のようになります。ここまでの、「有意水準」、「RMSEの予想値」、各「係数の予想値」を指定しています。

[**係数の予想値に基づき変更**] をクリックすると、「応答の予想値」が指定したモデルを反映した値に更新されます。

図15.16 「係数の予想値」アウトラインの「係数の予想値」に入力を行ったところ

計画の評価

検出力分析

有意水準

0.05

RMSEの予想値

0.1

項

係数の予想値

検出力

切片

1.4

1

挽き

0.05

0.291

温度

0.05

0.291

時間

0.05

0.291

豆の量

0.05

0.291

場所 1

0.1

0.507

場所 2

0.1

0.507

係数の予想値に基づき変更

効果

検出力

場所

0.888

計画と予測応答

応答の予想値

挽き

温度

時間

豆の量

場所

1.6

Medium

205

4

2.4

1

1.4

Coarse

195

3

1.6

1

1.4

Medium

205

3

1.6

1

1.6

Coarse

195

4

2.4

1

1.6

Coarse

205

4

1.6

2

1.5

Medium

195

4

2.4

2

1.3

Medium

195

3

1.6

2

1.6

Coarse

205

3

2.4

2

1.3

Coarse

205

4

1.6

3

1.2

Coarse

195

3

2.4

3

1.1

Medium

195

4

1.6

3

1.2

Medium

205

3

2.4

3

応答の予想値に基づき変更

「温度」は、-1と1にコード化された水準を持つ連続因子です。「温度は濃度に影響しない」という帰無仮説の検定に対する検出力について考えてみましょう。図15.16を見ると、「温度」の変化に伴う0.10単位分の差を統計的検定で検出できる確率は0.291に過ぎないことが分かります。

次に、3水準のカテゴリカル因子である「場所」について、効果全体の検定に対する検出力を検討してみましょう。つまり、「場所は濃度に影響しない」という帰無仮説の検定に対する検出力について検討してみましょう。この検定は、[分析] > [モデルのあてはめ] を実行したときに「効果の検定」レポートでカテゴリカル因子に対して表示される通常のF検定に該当します。（『基本的な回帰モデル』の標準最小2乗に関する章を参照してください。）

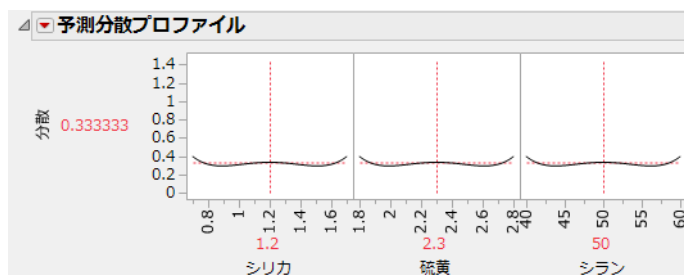
この検定の検出力は、「係数の予想値に基づき変更」ボタンのすぐ下に表示されます。「係数の予想値」には、「場所 1」と「場所 2」に対してどちらも0.10を指定しました。この指定によって、これら2つの場所における「濃度」の平均は全体平均を0.10上回ると仮定しています。「場所 1」と「場所 2」に対するこの指定は、「場所 3」における「濃度」の平均が、全体平均よりも0.20だけ下回することを意味しています。図15.16を見ると、検定の検出力が0.888であることがわかります。

予測分散プロファイル

「予測分散プロファイル」アウトラインには、相対的な予測分散のプロファイルが表示されます。「予測分散プロファイル」の赤い三角ボタンのメニューから**【最適化と満足度】 > 【満足度の最大化】**を選択すると、相対的な予測分散の、計画領域全体における最大値が求められます。詳細については、「満足度の最大化」(423ページ)を参照してください。

予測分散プロファイルは、相対的な予測分散をプロットしたものです。他の因子の値を固定したときの、各因子における予測値の相対的な分散が描かれています。図15.17は、「Design Experiment」フォルダにある「Bounce Data.jmp」データテーブルの予測分散プロファイルです。

図15.17 予測分散プロファイル



相対的な予測分散

予測値の分散（「予測分散」）は、与えられた因子設定に対し、計画と因子設定に依存する値と誤差分散を掛け合わせて算出されます。実験を行うまでは、誤差分散がわからないので、予測分散も不明です。しかし、予測分散と誤差分散の比は、誤差分散には依存しません。この比は、**相対的な予測分散**と呼ばれ、計画と因子設定にのみ依存します。そのため、データを取得する前に計算することができます。詳細については、付録「技術的詳細」の「相対的な予測分散」(680ページ)を参照してください。

実験を行い、最小2乗法でモデルをあてはめれば、あてはめたモデルの平均2乗誤差（MSE）によって誤差分散が推定されます。実際のデータから計算される予測分散は、相対的な予測分散に誤差分散を掛けたものです。

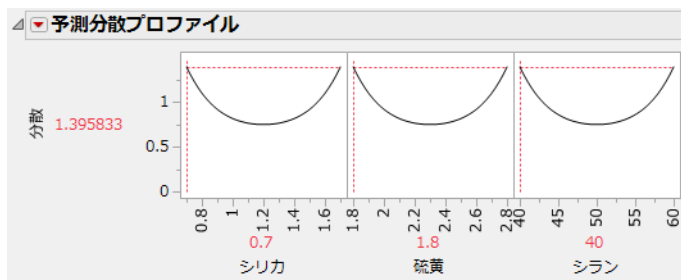
予測分散は、計画領域全体で小さいのが理想です。予測値の分散は、一般に標本サイズが大きくなるにつれて小さくなります。2つの計画を比較する場合は、予測分散プロファイルを並べて検討します。予測分散が平均的に小さい方が優れた計画といえます。

満足度の最大化

相対的な予測分散の最大値によっても、計画を評価したり、比較したりできます。「予測分散プロファイル」の横にある赤い三角ボタンをクリックし、**[最適化と満足度] > [満足度の最大化]**を選択してください。そうすると、JMPで使用される満足度関数によって、相対的な予測分散が最大化されます。このときに「予測分散プロファイル」に表示される値は、相対的な予測分散が最悪になる（つまり、計画領域のなかで予測分散が最も大きくなる）ときのものです。

図15.18は、**[満足度の最大化]**を選択した後の予測分散プロファイルです。このプロットでは「Design Experiment」フォルダの「Bounce Data.jmp」データテーブルを使っています。相対的な予測分散の最大値は、1.395833です。また、この最悪の分散が因子のどの値で生じているのかも見て取れます。ただし、最悪の分散の値につながる設定が多数あることに注意してください。**[予測分散曲面]**（424ページ）を参照してください。

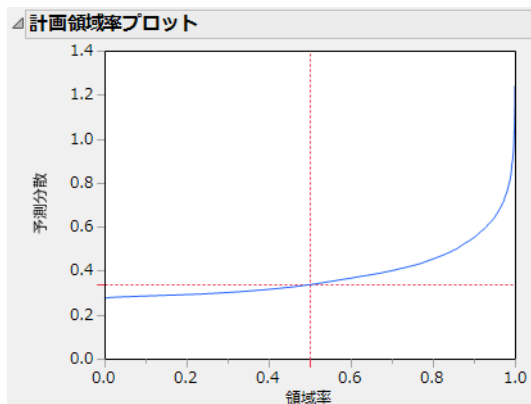
図15.18 最大の分散を示す予測分散プロファイル



計画領域率プロット

計画領域率プロット（Fraction of Design Space Plot）は、計画領域のうち、相対的な予測分散が特定の値を下回る領域の割合を示します。図15.19は、「Design Experiment」フォルダにある「Bounce Data.jmp」データテーブルの計画領域率プロットです。

図15.19 計画領域率プロット



プロットのX軸は、計画領域の割合（0～100%）を表します。Y軸は、相対的な予測分散の値を表します。青色の曲線上にある点 (x, y) では、分散が y 以下となる計画領域の割合が x 座標になっています。赤色の点線が交わる点は、計画領域率が50%のときの相対的な予測分散を示します。

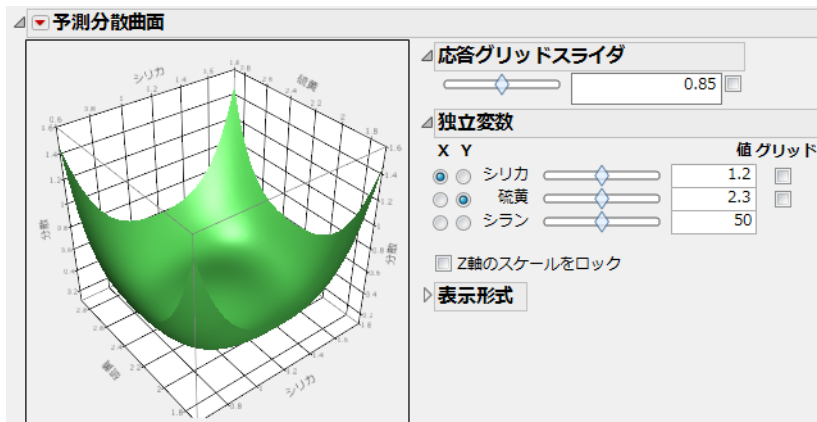
図15.19から、最小の相対的な予測分散が0.3よりわずかに低い値で、最大が1.4を下回る値であることがわかります。（実際の最大値は、図15.18にある1.395833です。）赤色の点線が、計画空間の約50%で、相対的な予測分散が0.34より小さいことを示しています。十字線ツールを使うと、任意の計画領域率に対応する相対的な予測分散を知ることができます。図15.19の例で十字線ツールを使えば、90%の領域において相対的な予測分散が約0.55より低い値であることがわかります。

メモ：「計画領域率プロット」の作成には、計画領域のモンテカルロ標本が使用されます。そのため、同じ計画のプロットでも若干異なることがあります。

予測分散曲面

「予測分散曲面」は、任意の2因子の関数として、相対的な予測分散の曲面をプロットしたものです。図15.20は、「Design Experiment」フォルダにある「Bounce Data.jmp」データテーブルの「予測分散曲面」アウトラインです。設定パネルの表示と非表示を切り替えるには、赤い三角ボタンをクリックし、[設定パネル]を選択します。「設定パネル」（425ページ）を参照してください。

図15.20 予測分散曲面



因子が2つ以上ある場合、「予測分散曲面」アウトラインに、任意の2つの変数の相対的な予測分散をプロットしたものが表示されます。「予測分散曲面」アウトラインは、相対的な予測分散の計算式をプロットします。プロットを回転させ、向きを変えるには、プロット上をクリックしてドラッグします。

設定パネル

設定パネルは、次のような要素で構成されています。

応答グリッドスライダ [グリッド] チェックボックスをチェックすると、特定の分散に対応したグリッドがプロットに描かれます。分散の値はテキストボックスに表示されています。スライダによって、グリッドの位置を変更できます。また、テキストボックスに分散の値を直接入力することで変更することもできます。テキストボックスに値を入力した後、テキストボックスの外をクリックすると、プロットが更新されます。

独立変数 このパネルでは、プロットに描く2つの因子を選択したり、それら以外の因子の値を指定したりします。X軸とY軸に描く因子を選択するには、該当する列をクリックします。それら以外の各因子の値は、スライダやテキストボックスによって指定します。軸として使われていない因子を指定の値に固定したときの曲面が、3次元の断面としてプロットに表示されます。スライダを動かすと、断面がさまざまに変化します。

[グリッド] チェックボックスは、それぞれの因子のグリッドを表示します。グリッドの位置は、スライダによって変更できます。

[Z軸のスケールをロック] は、Z軸を現在の値で固定します。これは、軸として使われていない因子のスライダを動かすときに便利です。

表示形式 [レゾリューション] スライダは、計算式の評価に使う点の数を制御します。レゾリューションが粗いと、関数の急激な変化などが確認しにくい場合があります。一方で、レゾリューションを高くすると、計算式の評価と曲面の描画に時間がかかります。

[平行投影] チェックボックスをオンにすると、2次元に投影するのに平行投影が使われます。

[等高線] メニューは、等高線の位置を制御します。等高線は、応答変数が特定の値をもつものをつないだ線です。表示形式の選択肢には、[オフ] (デフォルト)、[下]、[上]、[曲面上] があります。

推定効率

このレポートには、モデル内の各パラメータの「信頼区間幅の増加率」と「推定値の相対標準誤差」が表示されます。図15.21は、「Design Experiment」フォルダにある「Bounce Data.jmp」データテーブルの「推定効率」アウトラインです。

図15.21 「推定効率」アウトライン

▲ 推定効率		
項	信頼区間幅の増加率	推定値の相対標準誤差
切片	1.236	0.577
シリカ	0.369	0.354
シラン	0.369	0.354
硫黄	0.369	0.354
シリカ*シラン	0.936	0.5
シリカ*硫黄	0.936	0.5
硫黄*シラン	0.936	0.5
シリカ*シリカ	1.016	0.52
シラン*シラン	1.016	0.52
硫黄*硫黄	1.016	0.52

信頼区間幅の増加率

「信頼区間幅の増加率」は、現在の計画で与えられるパラメータの信頼区間幅を、理想的な計画の信頼区間幅と比較します。

- まず理想的なパラメータの信頼区間幅を、実際の信頼区間幅から引きます。
- そして、その差を理想的な信頼区間幅で割ります。

直交のD-最適計画の場合、増加率はゼロになります。計画を決めるときは、信頼区間幅の増加率ができるだけ小さい計画を選びます。

理想的な計画

通常の最小2乗法による推定値の共分散行列は、 $\sigma^2(\mathbf{X}'\mathbf{X})^{-1}$ です。 $(\mathbf{X}'\mathbf{X})^{-1}$ の対角要素は、パラメータ推定値の**相対分散**（分散を σ^2 で割った値）です。2水準の計画で、効果をコード変換している場合（付録「列プロパティ」の「**コード変換**」（647ページ）を参照）、パラメータ推定値の相対分散の最小値は、どのパラメータについても $1/n$ （ n は実験回数）となります。これは、D-最適計画ですべての効果が直交している場合に対応します。

パラメータ推定値のベクトルを、 $\hat{\beta}$ で表すとしましょう。このとき、**理想的な計画**（存在するとは限りません）の共分散行列は、以下のように表されます。

$$\text{Var}(\hat{\beta}) = (\sigma^2/n)\mathbf{I}_n$$

この式で、 $\mathbf{I}_n$ は $n \times n$ の単位行列、 σ は応答の標準偏差です。

直交のD-最適計画が存在する場合は、それが理想的な計画です。ただし、上の定義は、理想的な計画の概念を、直交のD-最適計画が存在しない状況にも拡張したものとなっています。

この定義は、多水準のカテゴリカル因子の計画にもあてはまります。カテゴリカル因子に直交コード変換を適用すると、これらの計画が理想的な共分散行列を持つようになります。カスタム計画でコード変換行列を確認するには、「カスタム計画」ウィンドウで「X行列の保存」を選択してから、計画テーブルを作成し、計画テーブルに保存された「モデル行列」スクリプトを参照してください。

信頼区間幅の増加率

理想的な計画においては、パラメータ推定値の標準誤差は以下のようになります。

$$SE_{Ideal}(\hat{\beta}) = (\sigma/\sqrt{n})\mathbf{I}_n$$

信頼区間幅は、標準誤差によって決まります。信頼区間幅の増加率は、作成した計画と理想的な計画のそれぞれの標準誤差の差分を、理想的な計画の標準誤差で割ったものとなります。

i 番目のパラメータ推定値の信頼区間幅の増加率は、次のように定義されます。

$$FI = \frac{\sigma \sqrt{(\mathbf{X}'\mathbf{X}_{ii})^{-1}} - (\sigma/(\sqrt{n}))}{(\sigma/\sqrt{n})} = \sqrt{n(\mathbf{X}'\mathbf{X}_{ii})^{-1}} - 1$$

この式で、

σ^2 は、誤差の分散です（通常、その値は未知です）。

$\mathbf{X}$ は、作成した計画のモデル行列です。このモデル行列の定義については、付録「技術的詳細」の「[交絡行列](#)」（676 ページ）を参照してください。

$(\mathbf{X}'\mathbf{X})_{ii}^{-1}$ は、 $(\mathbf{X}'\mathbf{X})^{-1}$ の i 番目の対角要素、

n は、実験回数です。

推定値の相対標準誤差

「推定値の相対標準誤差」は、誤差の標準偏差を 1 としたときの、パラメータ推定値の標準偏差です。この値は、誤差の標準偏差を 1 としたときの、パラメータ推定量のばらつき（標準誤差の大きさ）を表しています。 i 番目のパラメータの推定値に対し、「推定値の相対標準誤差」は次のように定義されます。

$$SE = \sqrt{(\mathbf{X}'\mathbf{X})_{ii}^{-1}}$$

この式で、

$\mathbf{X}$ は、付録「技術的詳細」の「[交絡行列](#)」（676 ページ）で定義されたモデル行列です。

$(\mathbf{X}'\mathbf{X})_{ii}^{-1}$ は、 $(\mathbf{X}'\mathbf{X})^{-1}$ の i 番目の対角要素です。

交絡行列

「交絡行列」(alias matrix) は、モデルに含まれていない項のうち、実際には影響がある項が、モデル項の推定にどのように影響しているかを示します。「交絡項」アウトラインで、仮定したモデルには含まれていないものの、モデル項の推定値にバイアスを与えている可能性がある効果をリストします。「交絡行列」には、「交絡項」アウトラインの効果ごとに、モデルパラメータに対するバイアスの大きさが表示されます。「[交絡項](#)」（415 ページ）を参照してください。

「交絡行列」の行の要素は、「モデル」アウトラインに一覧されているモデル効果に対応します。列の項は、「交絡項」アウトラインに一覧されている効果に対応します。ある行、ある列の要素は、そのモデル項に対応するパラメータ推定値に交絡項が及ぼす影響の程度を示します。

次に示す 2 つの条件のいずれかが満たされていれば、パラメータ推定値におけるバイアスは小さくなります。1 つ目の条件は、交絡行列における要素の絶対値が小さいことです。第 2 の条件は、交絡項がもつ効果が小さいことです。いずれかの条件が満たされていれば、バイアスは小さくなります。交絡項が大きな効果を持つと予想される場合は、その項をモデルに含めるか、交絡最適計画を作成することを検討してください。

「交絡行列」の計算方法については、付録「技術的詳細」の「[交絡行列](#)」(676ページ)を参照してください。[Lekivetz, R. \(2014\)](#) も参照してください。

次の点を確認してください。

- 計画が直交計画である場合、交絡行列の各要素は、「[相関のカラーマップ](#)」における相関の絶対値に等しくなります。
- 計画の複雑さによっては、交絡行列の要素が1より大きい値または-1より小さい値になる可能性があります。

交絡行列の例

「Design Experiment」フォルダにある「Coffee Data.jmp」サンプルデータテーブルを開きます。この計画は、主効果モデルを仮定しています。データテーブルに含まれている「モデル」スクリプトを実行すると、それが確認できます。「計画の評価」ウィンドウの「モデル」アウトラインには、切片と5つの主効果のみが表示されます。「交絡項」アウトラインには、2次の交互作用が表示されます。「交絡行列」を図15.22に示します。

図15.22 「Coffee Data.jmp」の「交絡行列」

交絡行列						
効果	挽き*温度	挽き*時間	挽き*豆の量	温度*時間	温度*豆の量	時間*豆の量
切片	0	0	0	0	0	0
挽き	0	0	0	0.333	-0.33	-0.33
温度	0	0.333	-0.33	0	0	-0.33
時間	0.333	0	-0.33	0	-0.33	0
豆の量	-0.33	-0.33	0	-0.33	0	0
場所 1	-0.41	0	0	0	0	0.816
場所 2	0.707	0	0	0	0	0

「交絡行列」の表側は、モデル項を示しています。それらのモデル項は、交絡行列の各行に対応しています。「交絡行列」の表頭は、「交絡項」に指定された2次の交互作用で構成されています。それらは交絡行列の各列に対応しています。たとえば、「**温度**」のモデル項について考えてみましょう。「**挽き*時間**」の交互作用が存在していた場合、「**温度**」の係数の推定値には、「**挽き*時間**」の真の効果の0.333倍のバイアスがかかります。同様に、他の交互作用も存在している場合には、「交絡行列」の値に応じて、「**温度**」の推定値に対してバイアスが加算されていきます。

次に、「Design Experiment」フォルダにある「Bounce Data.jmp」サンプルデータを検討してみましょう。「モデル」スクリプトには、3因子から構成されるすべての2因子間交互作用が含まれます。このため、「計画の評価」ウィンドウの「モデル」アウトラインには、すべての主効果と2因子間交互作用が表示されます。また、すべての2因子間交互作用は、自動的に「交絡項」のリストにも追加されます。このため、「交絡行列」の各列には、すべての2因子間交互作用が表示されます(図15.23)。交絡行列におけるゼロでない要素は、その個所がバイアスを受けることを示します。2因子間交互作用はモデルにも含まれているため、それらに対応した要素は必ず1になります。

図15.23 「Bounce Data.jmp」の「交絡行列」

交絡行列				
効果	シリカ*硫黄	シリカ*シラン	硫黄*シラン	
切片	0	0	0	
シリカ	0	0	0	
シラン	0	0	0	
硫黄	0	0	0	
シリカ*シラン	0	1	0	
シリカ*硫黄	1	0	0	
硫黄*シラン	0	0	1	
シリカ*シリカ	0	0	0	
シラン*シラン	0	0	0	
硫黄*硫黄	0	0	0	

相関のカラーマップ

「相関のカラーマップ」は、「モデル」や「交絡項」アウトラインに指定された効果間における相関係数の絶対値を示したものです。カラーマップの上部には、効果名が表示されています。「モデル」アウトラインにある各効果と、「交絡項」アウトラインにある各効果に対し、セルが1つずつ作成されています。

デフォルトでは、相関係数の大きさの絶対値が、青色からグレー、そして、赤へと移るカラーテーマで表現されています。一般に、カラーマップの対角線以外のセルが青色になっているのが良い計画です。その場合、効果間には、直交性があること、もしくは、わずかな相関しかないことを示しています。効果間の相関が大きい場合、推定値の標準誤差が大きくなります。

2つの効果に見られる相関の絶対値を確認するには、対応するセルの上にカーソルを置きます。プロット全体のカラーテーマを変更するには、プロット上を右クリックし、[カラーテーマ]を選択します。

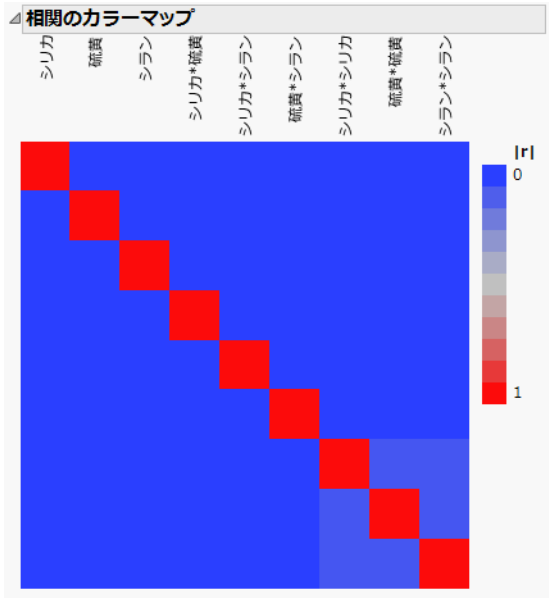
カラーマップの例

図15.24は、「Design Experiment」フォルダにある「Bounce Data.jmp」データテーブルの「相関のカラーマップ」です。濃い赤は、相関係数の絶対値が1であることを示しています。対角要素は、各項の自分自身との相関を表しており、それらの相関は1なので、赤色になっています。

その他のセルは、濃い青または明るい青になっています。明るい青になっているセルは、2乗項の間の相関です。数値を確認するには、明るい青のセルの上にカーソルを置きます。2乗項の間における相関係数の絶対値は、0.0714と小さいことがわかります。

効果間の相関という点では、この計画は良好です。効果間に強い相関がある場合は、どの効果が応答に影響しているのかが特定しにくくなります。

図15.24 相関のカラーマップ



計画の診断統計量

「計画の診断統計量」アウトラインには、*D* 効率・*G* 効率・*A* 効率、および平均予測分散が表示されます。これらの診断統計量は、変更が「困難」または「非常に困難」に設定されている因子、あるいは推定が「可能な場合のみ」に設定されている効果を含む計画については表示されません。

「計画の評価」プラットフォーム以外の「実験計画 (DOE)」プラットフォームにおける「計画の診断統計量」アウトラインの「計画作成時間」は、計画の作成にかかった時間を示しています。一方、「計画の評価」プラットフォームにおける「計画の診断統計量」アウトラインの「計画作成時間」は、数値的な結果の計算にかかった時間を示しています。

図15.25は、「Design Experiment」フォルダにある「Bounce Data.jmp」データテーブルの「計画の診断統計量」アウトラインです。

図15.25 「計画の診断統計量」アウトライン

計画の診断統計量	
D効率	36.6429
G効率	47.76119
A効率	29.3578
平均予測分散	0.384722
計画作成時間 (秒)	0

注意: 効率の指標は、それだけで解釈するのではなく、計画の比較に使用します。2つの計画を比較したとき、効率の値が高い方が良い計画と言えます。どの基準も最大値を 100 としていますが、計画の効率は 100 を下回る場合がほとんどです。

表記

効率の指標を求める計算式の説明において、次の記号を用います。

- $\mathbf{X}$ は、モデル行列
- n は、計画の実験回数
- p は、切片を含めたモデル項の数
- $Var(\hat{y}|\mathbf{x})$ は、点 $\mathbf{x}$ における相対的な予測分散。付録「技術的詳細」の「[相対的な予測分散](#)」(680 ページ)を参照してください。
- $Var(\hat{y}|\mathbf{x})_{max}$ は、計画領域全体における相対的な予測分散の最大値

D 効率

D-最適化基準。理想的な直交計画と比較したときの相対的な D-最適化基準です。D-最適計画は、回帰係数ベクトルに対する同時信頼領域の体積を最小にする計画です。

$$D\text{-効率} = 100 \left(\frac{1}{n} |\mathbf{X}'\mathbf{X}|^{1/p} \right)$$

G 効率

G-最適化基準。理想的な直交計画と比較したときの相対的な G-最適化基準です。G-最適計画は、計画領域全体における予測分散の最大値を最小にする計画です。

$$G\text{-効率} = 100p / (n Var(\hat{y}|\mathbf{x})_{max})$$

ここで、Dを計画領域としたとき、

$$Var(\hat{y}|\mathbf{x})_{max} = \underset{\mathbf{x} \text{ in } D}{\text{maximum}} [\mathbf{x}'(\mathbf{X}'\mathbf{X})^{-1}\mathbf{x}]$$

メモ: 「G 効率」は、計画領域のモンテカルロ標本を使って計算されます。そのため、同じ計画でも計算値が若干異なることがあります。

A 効率

A-最適化基準。理想的な直交計画と比較したときの相対的なA-最適化基準です。A-最適計画は、回帰係数の分散の和を最小にする計画です。

$$A\text{-効率} = 100p / (n \text{Trace}(\mathbf{X}'\mathbf{X})^{-1})$$

予測値の分散の平均

計画領域の点 $\mathbf{x}$ において、相対的な予測分散は次のように定義されます。

$$\text{Var}(\hat{y}|\mathbf{x}) = \mathbf{x}'(\mathbf{X}'\mathbf{X})^{-1}\mathbf{x}$$

これは、予測分散を誤差分散で割った値です。計算について詳しくは、Goos and Jones (2011) の節4.3.5を参照してください。

計画作成時間

計画作成時間は、「計画の評価」プラットフォームの各種結果の計算にかかった時間です。

「計画の評価」のオプション

「計画の評価」の赤い三角ボタンのメニューには、次のようなオプションが含まれています。

詳細オプション > 分割実験の分散比 二次誤差の分散に対する一次誤差の分散の比を指定します。この値を設定する前に、分割実験の場合は変更が「困難」な因子、2段分割実験の場合は変更が「非常に困難」な因子を定義する必要があります。その後、分割実験と2段分割実験のどちらを指定したかによって、1つまたは2つの正の数値を分散比として入力します。

詳細オプション > 検出力計算のデルタの設定 「検出力分析」レポートの「係数の予想値」に適用される、検出したい差の値を指定します。連続量の効果の場合、「係数の予想値」はデルタの2分の1に設定されます。カテゴリカルな効果の場合、デルタの2分の1と、それに負の符号をつけた値が交互に使用されます。検出力分析について詳しくは、「[検出力分析](#)」(416ページ)を参照してください。

デフォルトのデルタ値は2です。そのため、「係数の予想値」には、連続量の効果なら1、カテゴリカルな効果なら1と-1が交互に割り当てられます。デルタが2のときに「係数の予想値」として入力されるデフォルト値には、次のような性質があります。

- 連続尺度や離散数値の主効果に対する検出力は、「因子を最小から最大に変更したときに、応答平均がデルタだけ変化する」場合に、それを検出できる確率と解釈できます。
- カテゴリカルな主効果に対する検出力は、「平均の差がデルタである」場合にそのデルタだけの差を検出できる確率と解釈できます。

- 3水準数以上のカテゴリカルな主効果全体に対する検出力は、自由度が2以上のF検定に対する検出力となります。この検定の帰無仮説は、「すべての水準の応答平均は等しい」となります。検出力は、各応答平均が「係数の予想値」により導かれるものであったときの検出力と解釈できます。「係数の予想値」を指定することにより、ある水準と別の水準との差（「デルタ」）を定義できます。ただし、因子全体の検出力は、2つの水準だけではなく、それらとは別の水準の「係数の予想値」によっても異なってきます。

スクリプトをスクリプトウィンドウに保存 「計画の評価」ウィンドウを再現するスクリプトが作成され、開いているスクリプトウィンドウの中に表示されます。

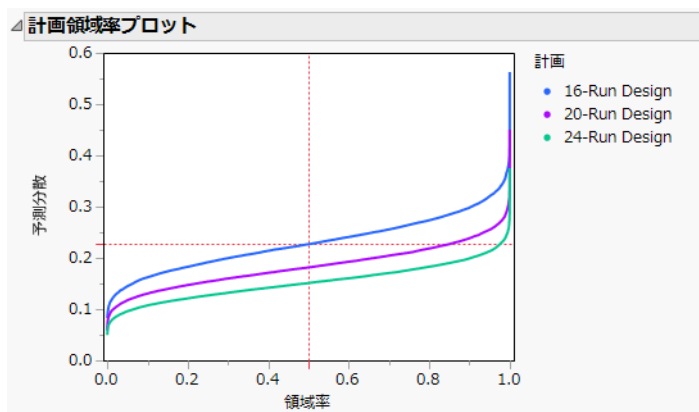
第 16 章

計画の比較

計画の同時比較および評価

2つまたは3つの計画を同時に比較し、それらの計画の効率性を比べます。各計画における絶対的な効率性と、計画を相互に比較したときの相対的な効率性が計算されます。特定の目的に合わせて計画を比較できるように、仮定したモデルの項と、交絡項の両方を自由に変更できます。

図16.1 異なる実験数の3つの計画の比較



計画の比較の概要

「計画の比較」プラットフォームは、「計画の評価」プラットフォームを拡張したものであり、2つまたは3つのデザインを簡単に比較できます。1つまたは2つの計画のパフォーマンスを相互に比較するには、基本の計画として扱われる基準の計画を選択します。「モデル」アウトライン内の効果と「交絡項」アウトライン内の効果を指定できます。

「計画の評価」レポートには、次のような診断結果とプロットが含まれます。

- 検出力分析
- 予測分散
- 計画領域率
- 相対推定効率
- 交絡行列の診断統計量
- 効果間の相関（交絡を含む）
- 計画全体の相対効率

計画の比較の例

この節では、3つの例を紹介します。

- 「[同じ実験数の計画](#)」（436 ページ）
- 「[異なる実験数の計画](#)」（441 ページ）
- 「[一次単位の数異なる分割実験](#)」（445 ページ）

同じ実験数の計画

この例では、6 因子を 13 回実験する 2 つの計画を比較します。1 つは、中心点が 1 つ追加された実験回数 12 の Plackett-Burman 計画です。もう 1 つは、決定的スクリーニング計画です。

主効果のみの比較

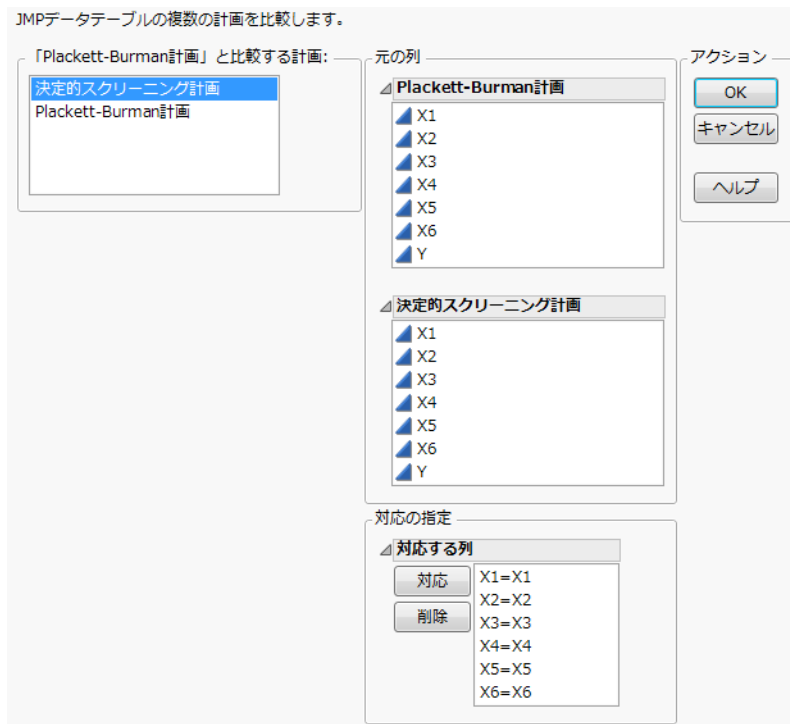
まず、推定対象のモデルに主効果だけが含まれているという仮定の下で、2 つの計画を比較します。

1. [ヘルプ] > [サンプルデータ] を選択し、[サンプルスクリプトディレクトリを開く] をクリックし、「Compare Same Run Size.jsl」を開きます。
2. スクリプトウィンドウ内で右クリックし、[スクリプトの実行] を選択します。

「決定的スクリーニング計画」と「Plackett-Burman 計画」という、実験回数 13 の計画テーブルが 2 つ作成されます。これら 2 つの計画を比較しましょう。「Plackett-Burman 計画」を基準の計画として、「決定的スクリーニング計画」と比較します。「Plackett-Burman 計画」テーブルをアクティブにしてください。

3. 「Plackett-Burman 計画」データテーブルで、[実験計画 (DOE)] > [計画の診断] > [計画の比較] を選択します。
4. 「「Plackett-Burman 計画」と比較する計画」のリストから、[決定的スクリーニング計画] を選択します。
5. 「Plackett-Burman 計画」パネルと「決定的スクリーニング計画」パネルで「X1」から「X6」までを選択します。
6. [対応する列] を開き、[対応] をクリックします。

図16.2 対応する列を指定した起動ウィンドウ

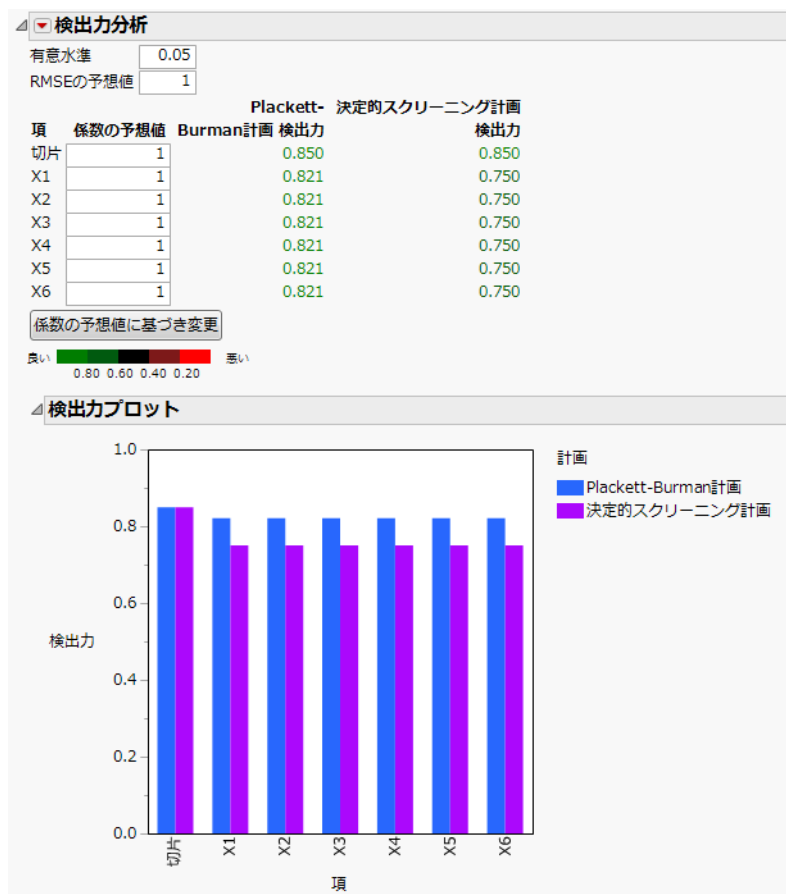


これで、2つの計画の因子間の対応関係を指定できました。

7. [OK] をクリックします。

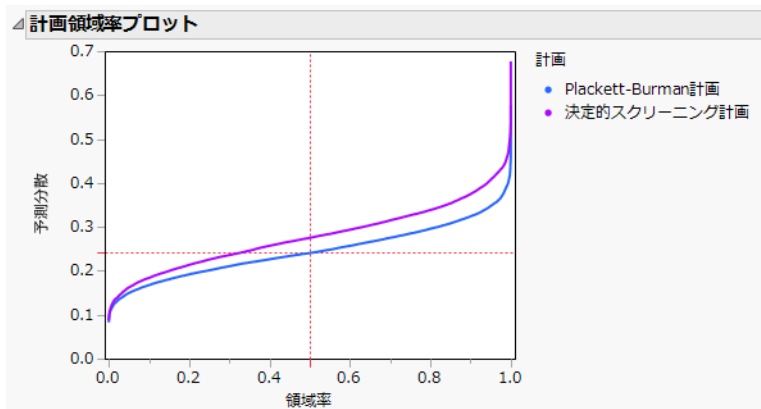
基準の計画は、Plackett-Burman計画です。「計画の評価」アウトラインで、比較の指標により、Plackett-Burman計画が決定的スクリーニング計画と比較されています。2つの計画の検出力・予測分散・推定効率・交絡・効率性が比較されます。

図16.3 Plackett-Burman計画と決定的スクリーニング計画における検出力分析の比較



主効果だけを確認する実験では、検出力・予測分散・推定効率において、Plackett-Burman計画の方が決定的スクリーニング計画より優れています。図16.3は、有意水準、RMSEの予想値、および係数の予想値をデフォルトで設定した「検出力分析」レポートです。主効果だけの実験においては、Plackett-Burman計画は、決定的スクリーニング計画より検出力が高いことがわかります。

図16.4 Plackett-Burman計画と決定的スクリーニング計画における計画領域率プロットの比較



計画領域率プロットでは、Plackett-Burman計画は、計画領域全体において決定的スクリーニング計画より予測分散が小さいことがわかります。

つまり、主効果だけが応答に影響していると想定できる場合には、Plackett-Burman計画の方が望ましいです。

2 因子間交互作用の比較

いくつかの2因子間交互作用が応答に影響していると思われるとします。次の分析を見ると、2因子間交互作用が存在している場合には、決定的スクリーニング計画の方がPlackett-Burman計画より望ましいことがわかります。

1. 「相関係数の絶対値」レポートで、「相関のカラーマップ」レポートとその下のカラーマップレポートを開きます。

図16.5 Plackett-Burman計画と決定的スクリーニング計画におけるカラーマップの比較

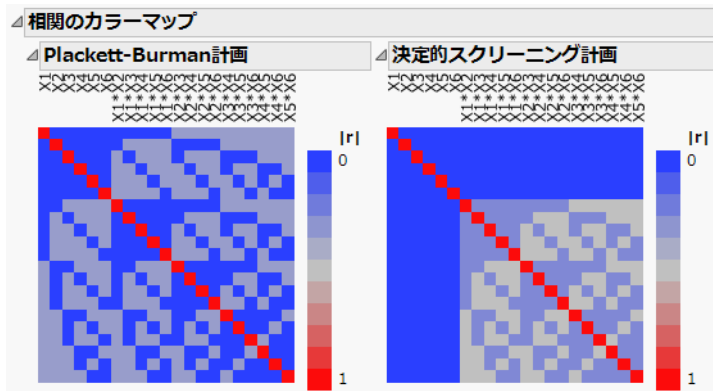
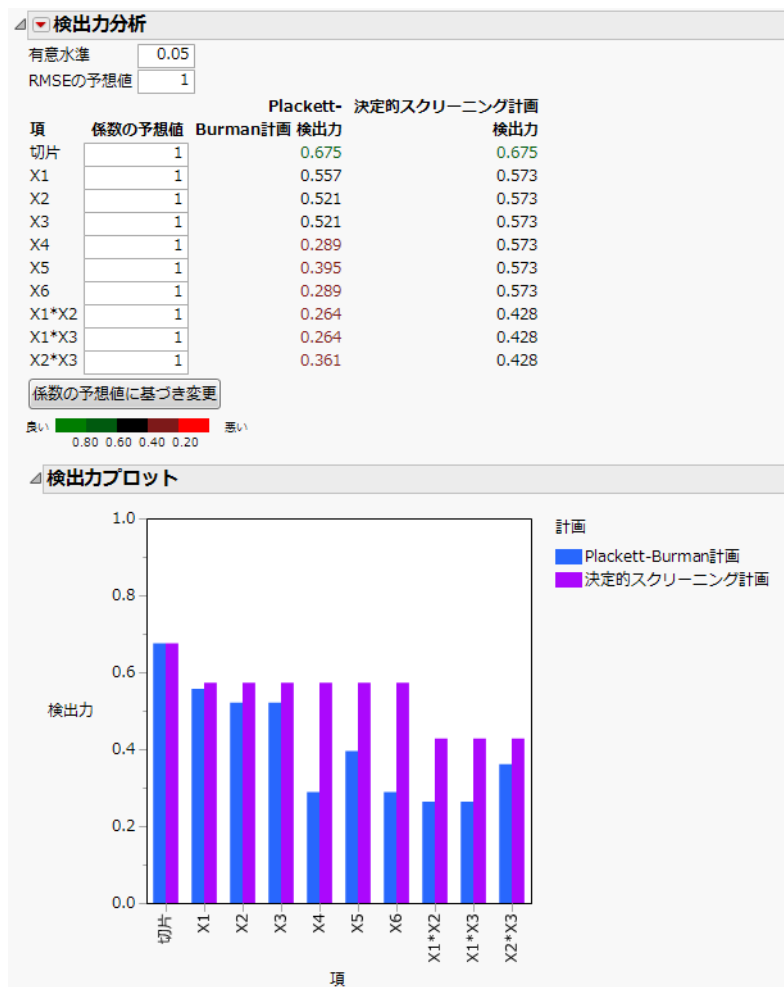


図16.5の「相関のカラマップ」プロットを見ると、Plackett-Burman計画で、2因子間交互作用と主効果が部分交絡していることがわかります。一方、決定的スクリーニング計画では、主効果と2因子間交互作用は直交しています。

いくつかの2因子間交互作用が応答に影響している状況で計画を比較するために、「モデル」に2因子間交互作用を追加しましょう。

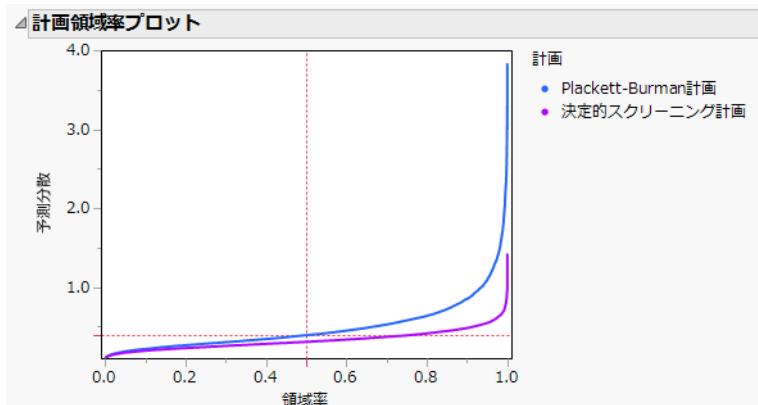
2. 「因子」アウトラインで、「X1」から「X3」までを選択します。
3. 「モデル」パネルで「交互作用」>「2次」を選択します。

図16.6 交互作用がある場合のPlackett-Burman計画と決定的スクリーニング計画における検出力分析の比較



「項」リストに、2因子間交互作用が表示されます。2因子間交互作用が応答に影響している場合、Plackett-Burman計画よりも決定的スクリーニング計画の方がそれらに対する検出力が高いことがわかります。

図 16.7 交互作用がある場合のPlackett-Burman計画と決定的スクリーニング計画における予測分散の比較



3つの交互作用を含むモデルの場合には、Plackett-Burman計画より決定的スクリーニング計画の方が予測分散でも優れています。他のレポートでも、交互作用がある場合には、決定的スクリーニング計画の方が望ましいことを確認できます。

異なる実験数の計画

この例では、実験回数16、20、および24の計画3つを比較します。計画は、「モデル」に主効果だけを入力して作成されます。「計画の比較」プラットフォームを使って、追加費用が発生しても実験回数を増やす方が潜在的にメリットがあるかどうかを判断します。

1. [ヘルプ] > [サンプルデータ] を選択し、[サンプルスクリプトディレクトリを開く] をクリックし、「Compare Three Run Sizes.jsl」を開きます。
2. スクリプトウィンドウ内で右クリックし、[スクリプトの実行] を選択します。

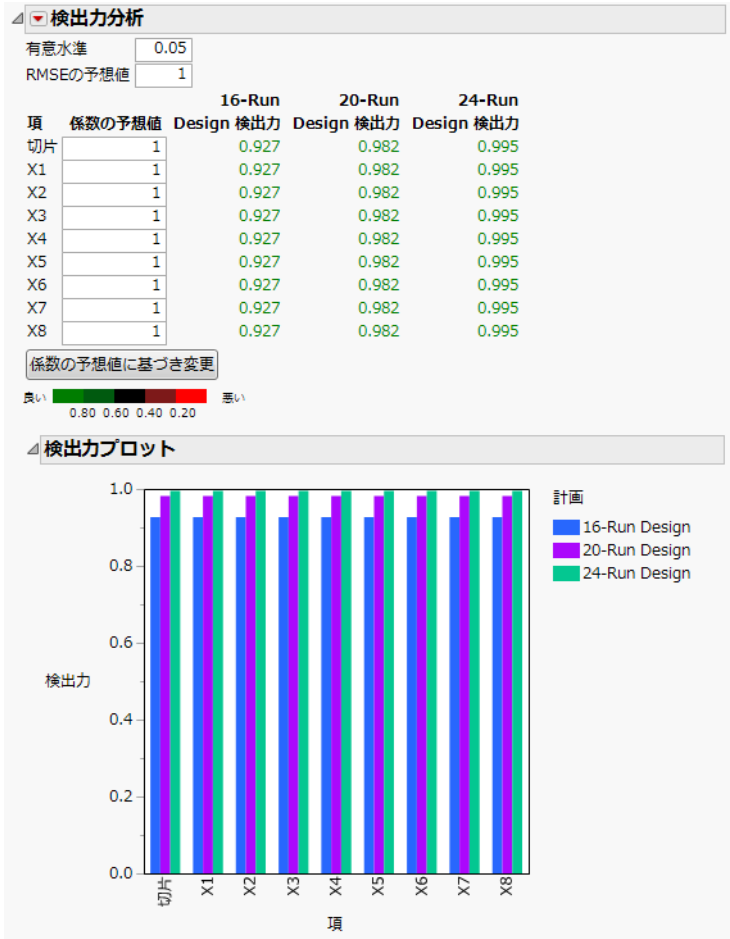
3つの計画テーブルは、「カスタム計画」を使って、「モデル」に主効果だけを入力して作成されます。

- 実験回数16の計画
- 実験回数20の計画
- 実験回数24の計画

これら3つの計画を比較しましょう。「16-Run Design」テーブルをアクティブな状態にしてください。

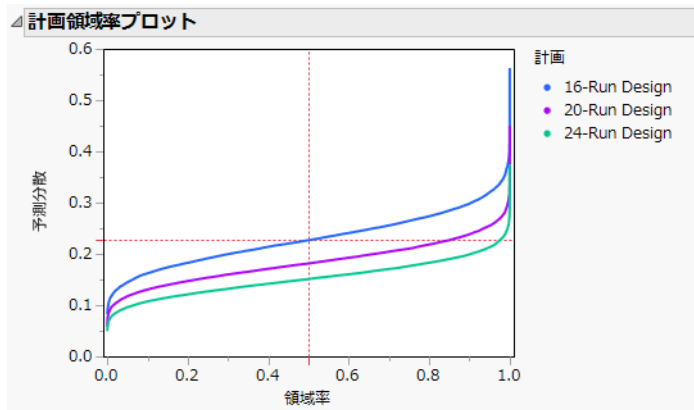
3. 「16-Run Design」データテーブルで、[実験計画(DOE)] > [計画の診断] > [計画の比較] を選択します。
4. 「「16-Run Design」と比較する計画」リストから、「20-Run Design」と「24-Run Design」を選択します。
各計画のパネルが起動ウィンドウに追加されます。3つの計画テーブルに表示される順序で、自動的に列が対応します。
5. [OK] をクリックします。

図16.8 検出力分析の比較



モデルの係数がRMSEと同じ大きさである場合には、3つの計画すべてにおいて主効果に対する検出力は高いです。

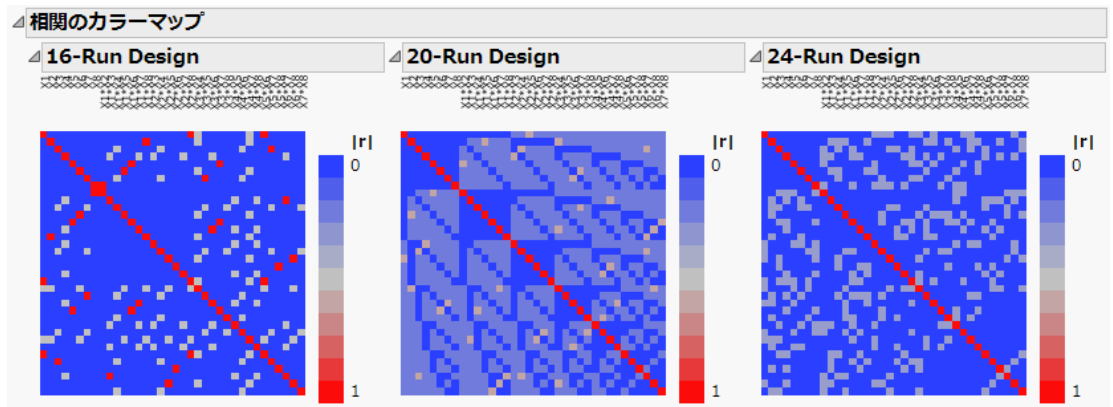
図16.9 計画領域率の比較



予想通り、実験回数24の計画の方が、他の2つの計画に比べて、計画領域全体における予測分散が小さくなっています。また、実験回数20の計画が実験回数16の計画より分散が小さいです。

6. 「相関係数の絶対値」レポートで、「相関のカラーマップ」レポートとその下の3つのカラーマップレポートを開きます。

図16.10 相関のカラーマップの比較



実験回数16の計画における「相関のカラーマップ」では、いくつかの主効果といくつかの2因子間交互作用との間に、および、2因子間交互作用間に完全交絡があることが示されています。

実験回数20の計画における「相関のカラーマップ」では、いくつかの主効果といくつかの2因子間交互作用との間に、および、いくつかの2因子間交互作用間に大きな相関があることが示されています。

実験回数24の計画における「相関のカラーマップ」では、いくつかの主効果といくつかの2因子間交互作用との間に、および、いくつかの2因子間交互作用間に中程度の相関があることが示されています。

図 16.11 相関係数の絶対値の比較

相関係数の絶対値			
モデル項 × モデル項	相関の平均	完全交絡の個数	ペアの個数
16-Run Design	0.000	0	28
20-Run Design	0.000	0	28
24-Run Design	0.000	0	28
モデル項 × 交絡項	相関の平均	完全交絡の個数	ペアの個数
16-Run Design	0.080	9	224
20-Run Design	0.166	0	224
24-Run Design	0.103	0	224
交絡項 × 交絡項	相関の平均	完全交絡の個数	ペアの個数
16-Run Design	0.063	6	378
20-Run Design	0.124	0	378
24-Run Design	0.066	0	378

良い0.100.300.500.70悪い

「相関係数の絶対値」テーブルには、「相関のカラーマップ」に示されている情報の要約が表示されます。3つの計画のすべてにおいて、モデルは主効果だけのモデルであり、「交絡項」には2因子間交互作用が含まれます。

実験回数16の計画では、「モデル項×交絡項」を見ると、主効果と2因子間交互作用との間に完全交絡が9つあることが示されています。また、「交絡項×交絡項」には、2因子間交互作用において6つのものが完全交絡していることが示されています。

図 16.12 計画の診断統計量の比較

計画の診断統計量		
	20-Run Designに対する 16-Run Designの効率	24-Run Designに対する 16-Run Designの効率
D効率	0.800	0.667
G効率	0.800	0.667
A効率	0.800	0.667
I効率	0.800	0.667
追加実験のサイズ	-4	-8

良い1.501.250.800.67悪い

- 「計画の診断統計量」レポートでは、いくつかの推定効率の指標に関して、実験回数16の計画を、実験回数20の計画および実験回数24の計画と比較します。1を越える相対効率値は、その項目に関して基準の計画の方が好ましいことを意味します。1未満の相対効率値は、その指標に関して、基準の計画より比較対象の計画の方が好ましいことを意味します。すべての指標において、他の計画に比べて、実験回数16の計画の効率が低いことから、実験回数の多い計画の方が好ましいことがわかります。
- 「因子」アウトラインで、「X1」から「X3」までを選択します。
 - 「モデル」パネルで「交互作用」>「2次」を選択します。

「推定不可能な項」ウィンドウに、実験回数16の計画では、モデルに追加した効果の1つ（X1*X2）をあてはめることができない旨が表示されます。
 - 「OK」をクリックします。

それ以外の交互作用である $X1 \times X3$ と $X2 \times X3$ は、「計画の比較」レポートに追加されます。レポートを検討することにより、これら2つの交互作用を含んだモデルをもとに、計画を比較できます。

一次単位の数異なる分割実験

この例では、一次単位の数異なる分割実験2つを比較します。計画の因子は次の3つです。

- 変更の困難な連続因子
- 変更の容易な連続因子
- 変更の容易な3水準のカテゴリカル因子

計画には、想定したモデルの2因子間交互作用すべてが含まれます。実験回数を20として、一次単位3つの計画と8つの計画を比較します。

「計画の比較」の起動

1. [ヘルプ] > [サンプルデータ] を選択し、[サンプルスクリプトディレクトリを開く] をクリックし、「Compare Split Plots.jsl」 をクリックします。
2. スクリプトウィンドウ内で右クリックし、[スクリプトの実行] を選択します。

「カスタム計画」を使って、2つの計画テーブルが作成されます。

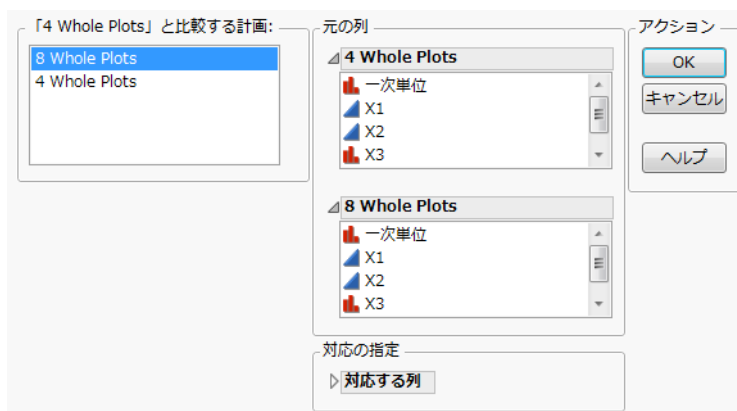
- 4 Whole Plots
- 8 Whole Plots

これら2つの計画を比較しましょう。「4 Whole Plots」テーブルをアクティブな状態にしてください。

3. 「4 Whole Plots」テーブルで、[実験計画(DOE)] > [計画の診断] > [計画の比較] を選択します。
4. 「「4 Whole Plots」と比較する計画」リストから、「8 Whole Plots」を選択します。

起動ウィンドウにこの計画のパネルが追加されます。2つの計画テーブルに表示される順序で、自動的に列が対応します。

図16.13 設定後の起動ウィンドウ



- 5. [OK] をクリックします。
- 6. 「基準の計画: 「4 Whole Plots」 (20 実験)」 アウトラインの「対応の指定」を開きます。

図 16.14 分割実験の対応の指定

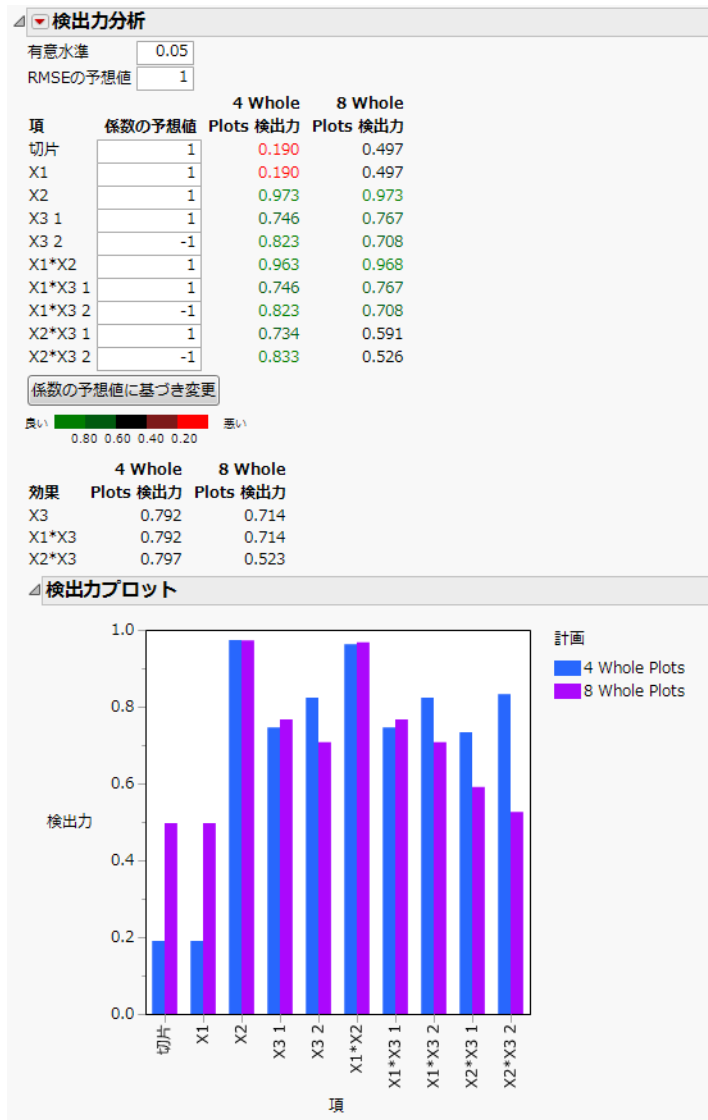


「一次単位」列が計画の一部として入力されています。「計画の比較」では、一次単位の構造について把握しておく必要があるためです。

レポートの検討

「計画の評価」レポートには、2つの計画を比較できる様々な診断統計量が表示されます。

図16.15 2つの分割実験の検出力分析



「検出力分析」レポートを見ると、一次単位に割り付ける因子 **X1** の検出力は、一次単位 4 つの計画のほうが一次単位 8 つの計画より低いです (0.19 と 0.497)。しかし、二次単位に割り付ける因子、特に **X2*X3** の検出力は、一次単位 4 つの計画のほうが一次単位 8 つの計画より高いです (0.797 と 0.523)。**X2*X3** の検出力は、カラーバーと凡例の下に表示されています。

図16.16 相対推定効率で分割実験を比較



「相対推定効率」レポートを見ると、**X1**の相対推定効率は0.778であることがわかります。これは、**X1**の標準誤差が、一次単位4つの計画のほうが一次単位8つの計画より顕著に大きいことを示します。

「推定値の相対標準誤差」レポートを開きます。一次単位4つの計画での**X1**の標準誤差は0.553であり、一次単位8つの計画では0.43であることがわかります。

「相対推定効率」レポートで、**X2*X3 2**の相対推定効率は1.449です。これは、**X2*X3 2**に関連するパラメータの標準誤差は、一次単位8つの計画のほうが一次単位4つの計画より顕著に大きいことを意味します。

「検出力分析」レポートと「相対推定効率」レポートを見ると、これらの計画は、一次単位効果**X1**に対する検出力において大きく異なっています。一次単位8つの計画のほうが、一次単位効果に対する検出力が高いです。一方、一次単位4つの計画のほうが、二次単位効果に対する検出力がやや高いです。

「計画の比較」起動ウィンドウ

「計画の比較」を起動するには、[実験計画(DOE)] > [計画の診断] > [計画の比較] を選択します。現在、開いているすべてのデータテーブルを表示しているリストが左側にあるウィンドウが開きます。アクティブなデータテーブルとその列は、「元の列」パネルに表示されます。最初の「元の列」パネルにある計画が**基準の計画**となります。つまり、この計画に対して他の計画を比較します。この基準の計画と比較する対象の計画を追加すると、それらの列が基準の計画のパネルの下に表示されます。

図16.17は、「異なる実験数の計画」(441ページ)での3つの計画を表示した起動ウィンドウです。

図16.17 「計画の比較」起動ウィンドウ



計画のデータテーブルを選択

まず、左側のリストから、計画のデータテーブルを1つまたは2つ選択します。

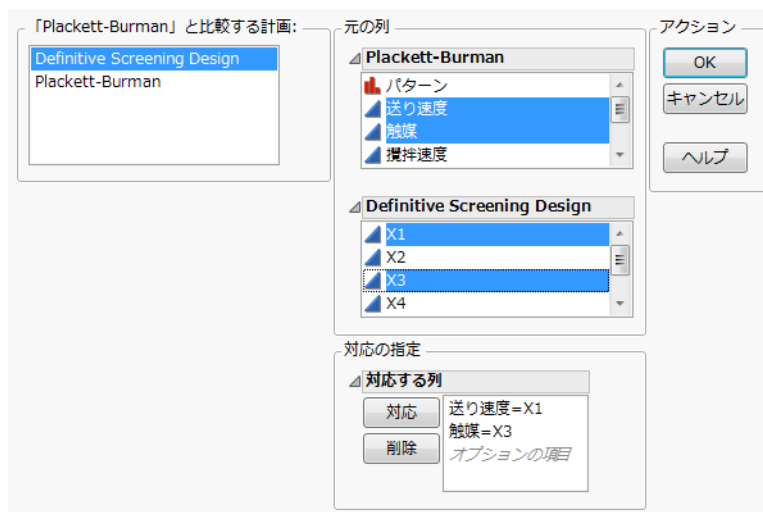
- 2つの計画を基準の計画と比較するには、左のリストボックスから、2つのデータテーブルを同時に選択する必要があります。
- 「元の列」リストの計画を変更するには、左側のリストから目的のテーブルを選びます。そうすると、基準の計画の下に表示されている計画が変更されます。

メモ: 基準となる計画のデータテーブルを、その基準のデータテーブル自身と比較することもできます。これは、計画行列の各列に因子を割り当てる場合に役立ちます。

対応する列

「対応する列」パネルでは、計画テーブルのどの列をどの列と対応するかを指定します。列を対応させるには、「元の列」リストにある各計画テーブルから対応させる列を選択し、「対応」をクリックします。

図16.18 対応させる列の選択



- 各リストから1列ずつ対応させるには、各リストから1列ずつ選択し、[対応] をクリックします。
- 各リストで正しい対応順序で表示されている複数の列に対応させるには、各リストでそれらの列を選択します。[対応] ボタンをクリックします。リスト内の順序で対応します。図16.18を参照してください。この例で、「送り速度」は「X1」に、「触媒」は「X3」に対応します。
- 各リストに同数の列があり、リストでの順序と同じ順序で列に対応させる場合は、[対応] をクリックする必要はありません。[OK] をクリックし、起動ウィンドウを実行すると、列が表示順序に従って自動的に対応します。レポートの「対応の指定」で、正しく対応しているかを確認できます。

「計画の比較」ウィンドウ: モデルと交絡項の指定

「計画の比較」ウィンドウは、主に2種類のアウトラインで構成されています。

- 「因子」、「モデル」、および「交絡項」の各アウトラインを使用して、モデル内の効果、および潜在的にアクティブな効果を指定します。
- 「計画の評価」アウトラインの診断統計量を使用して、計画を比較します。「モデル」アウトラインと「交絡項」アウトラインで指定を変更すると、「計画の評価」レポートに反映されます。

「計画の評価」レポートでは、基準の計画の列名が使用されます。

この節では、「基準の計画」、「因子」、「モデル」、および「交絡項」の各アウトラインについて説明します。「計画の評価」アウトラインについては、「[「計画の比較」ウィンドウ: 計画の評価](#)」(451ページ)を参照してください。

基準の計画

基準の計画のウィンドウの名前は、アウトラインタイトルに表示されます。「対応の指定」には、起動ウィンドウで指定した内容が表示されます。

因子

「因子」アウトラインを使って、「モデル」リストと「交絡項」リストに効果を追加します。

「因子」アウトラインには、因子が、基準の計画での列名とコード化された値とともに表示されます。一次単位と二次単位は因子ではないため、「因子」アウトラインにそれらの列は表示されません。ただし、それらの一次単位と二次単位は分析では考慮されます。

モデル

必要と思われる効果を追加したり、不必要だと思われる効果を削除したりして、計画の評価に用いるモデルを指定します。「モデル」アウトラインには、最初、基準となる計画のデータテーブルの「モデル」スクリプトに指定されているモデルが設定されます。ただし、そのモデルのなかで、すべての計画により推定される効果のみを含めます。基準となる計画のデータテーブルに「モデル」スクリプトがない場合、比較されるすべての計画により推定できる主効果だけが最初のモデルとして設定されます。効果の追加と削除については、「計画の評価」章の「[モデル](#)」(414 ページ) を参照してください。

メモ: 比較する計画の中に、推定されるパラメータ数が実験回数を越える過飽和実験計画が含まれる場合には、「モデル」には推定できる効果だけが設定されます。

交絡項

応答に影響している可能性がある効果を追加したり、そうでない効果を削除したりして、交絡項を設定します。「交絡項」アウトラインには、最初、「モデル」アウトラインに含まれないすべての2因子間交互作用が含まれます。「交絡項」アウトラインで設定した効果は、「交絡行列の要約」と「相関係数の絶対値」の計算に使われます。「[交絡行列の要約](#)」(460 ページ) および「[相関係数の絶対値](#)」(461 ページ) を参照してください。

効果の追加と削除については、「計画の評価」章の「[交絡項](#)」(415 ページ) を参照してください。

「計画の比較」ウィンドウ: 計画の評価

「計画の評価」レポートは、以下のアウトラインで構成されています。

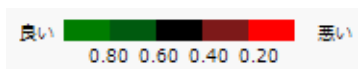
- 「[検出力分析](#)」(452 ページ)
- 「[予測分散プロファイル](#)」(456 ページ)
- 「[計画領域率プロット](#)」(457 ページ)
- 「[相対推定効率](#)」(458 ページ)

- 「[交絡行列の要約](#)」(460 ページ)
- 「[相関係数の絶対値](#)」(461 ページ)
- 「[計画の診断統計量](#)」(463 ページ)

カラーバー

「計画の評価」における複数の結果において、カラーバーに応じて数値が色付けされます。診断統計量の値に応じて色が付けられ、どの数値が好ましいかが視覚的に示されます。カラーバーの閾値は編集できるので、良い／悪いに関して独自の閾値を設定できます。

図16.19 カラーバー



カラーバーを変更するには、アウトラインの赤い三角ボタンのメニューから次の2つのオプションを選択するか、または、カラーバーを右クリックします。

凡例の閾値を表示 カラーバーの下にある値の表示／非表示を切り替えます。

凡例の閾値を編集 各色に対応した閾値を指定します。

検出力分析

検出力とは、特定の大きさをもつ効果を検出できる確率のことです。「検出力分析」レポートは、現在の計画によって重要な効果を検出できるかどうかを評価および比較するのに役立ちます。各計画について、「検出力分析」レポートは、「モデル」の効果に対する検定の検出力を計算します。

個々のモデルパラメータと効果全体に対する検定の検出力が計算されます。なお、このレポートには、「検出力プロット」と「標本サイズと検出力プロット」も表示されます。

検出力は、実験の回数、有意水準、誤差分散などによって決まります。検出力の計算方法については、付録「技術的詳細」の「[検出力の計算](#)」(677 ページ)を参照してください。

図16.20 3つの計画の「検出力分析」アウトライン

検出力分析					
有意水準		0.05			
RMSEの予想値		1			
項	係数の予想値	16-Run Design 検出力	20-Run Design 検出力	24-Run Design 検出力	
切片	1	0.887	0.977	0.995	
X1	1	0.887	0.967	0.984	
X2	1	0.887	0.971	0.986	
X3	1	0.887	0.977	0.995	
X4	1	0.623	0.822	0.986	
X5	1	0.887	0.958	0.984	
X6	1	0.887	0.961	0.964	
X7	1	0.887	0.961	0.995	
X8	1	0.887	0.961	0.984	
X1*X3	1	0.743	0.932	0.952	
X2*X3	1	0.743	0.750	0.912	

係数の予想値に基づき変更

良い 0.80 0.60 0.40 0.20 悪い

検出力プロット

標本サイズと検出力

図16.20は、「異なる実験数の計画」（441ページ）で作成された3つの計画の「検出力分析」アウトラインです。この例では、「モデル」に、2つの2因子間交互作用も追加しています。

「検出力分析」レポート

「有意水準」や「RMSEの予想値」に数値を指定すると、それらの情報も検出力の計算に使われます。また、「係数の予想値」に、検出したい差に対応した係数を入力してください。全ての計画の結果を更新するには、「係数の予想値に基づき変更」をクリックしてください。

有意水準 「効果なし」という仮説が真のときに、これを棄却する確率。検出力の計算結果は、値を入力するとすぐに更新されます。

RMSEの予想値 誤差の標準偏差（誤差分散の平方根）。検出力の計算結果は、値を入力するとすぐに更新されます。

検出力の値は、「係数の予想値に基づき変更」の下に表示されるカラーグラデーションに応じて色付けされます。「検出力分析」の赤い三角ボタンのメニューで、色の凡例を設定できます。「カラーバー」（452ページ）を参照してください。

「検出力プロット」の詳細については、「検出力プロット」（455ページ）を参照してください。

メモ：比較する計画の中に、推定されるパラメータ数が実験回数を越える過飽和実験計画が含まれる場合には、「検出力分析」アウトラインには推定できる効果だけが設定されます。

個々のパラメータに対する検定

「項」の列には、モデル項が一覧表示されています。「係数の予測値」には、それらの項に対するパラメータ値が含まれます。「検出力」の列に含まれている値は、「係数の予想値」を真の係数の値としたときの、「係数が0である」という帰無仮説に対する検定の検出力です。

項 検定される係数に対応しているモデル項の名前。

係数の予想値 モデル項に対応している係数の値。この値は、検出力の計算に使われます。「係数の予想値」列に新しい値を入力し、**「係数の予想値に基づき変更」** ボタンをクリックすると、「検出力」の計算結果が更新されます。

メモ：「係数の予想値」のデフォルト値は、連続尺度の効果に対しては、1です。カテゴリカルな効果に対しては、1と-1が交互に現れます。

検出力 指定した「係数の予想値」が真の係数の値である場合に、「効果なし」という帰無仮説を棄却できる確率。

- 連続変数の主効果に対しては、低水準と高水準における応答平均の差は、係数に2を掛けた値です。
- カテゴリカル因子の係数の場合、因子の全水準における（モデルに基づく）応答平均の変化は、係数の予想値の絶対値に2を掛けた値になります。

検出力の計算には、「有意水準」と「RMSEの予想値」も考慮されます。検出力の計算については、付録「技術的詳細」の**「単一パラメータに対する検出力」**（677ページ）を参照してください。

係数の予想値に基づき変更 「係数の予想値」列に新しい値を入力し、**「係数の予想値に基づき変更」** ボタンをクリックすると、「検出力」の列が更新されます。

3水準以上のカテゴリカルな効果に対する検定

3水準以上のカテゴリカルな効果がモデルに含まれている場合は、**「係数の予想値に基づき変更」** ボタンの下に次の列が表示されます。

効果 カテゴリカルな効果の名前。

検出力 「効果がない」という帰無仮説に対する検定の検出力。なお、この帰無仮説は、「因子のすべての水準において、応答平均は等しい」、つまり、「効果に関係するすべてのモデルパラメータはゼロである」というものです。検出したい応答平均の差は、「係数の予想値」列によって決められます。「係数の予想値」によって定義された応答平均の差をもとに、検出力が計算されます。検出力は、係数の予想値によって定義された応答平均の差を反映します。

検出力の計算には、「有意水準」と「RMSEの予想値」も考慮されます。検出力の計算については、付録「技術的詳細」の**「カテゴリカルな効果に対する検出力」**（678ページ）を参照してください。

検出力プロット

「検出力プロット」には、「検出力分析」から得た検出力の値がグラフで描かれます。このグラフは、各効果の検出力を横並びの棒グラフで描いたものです。

図16.21 3つの計画の検出力プロット

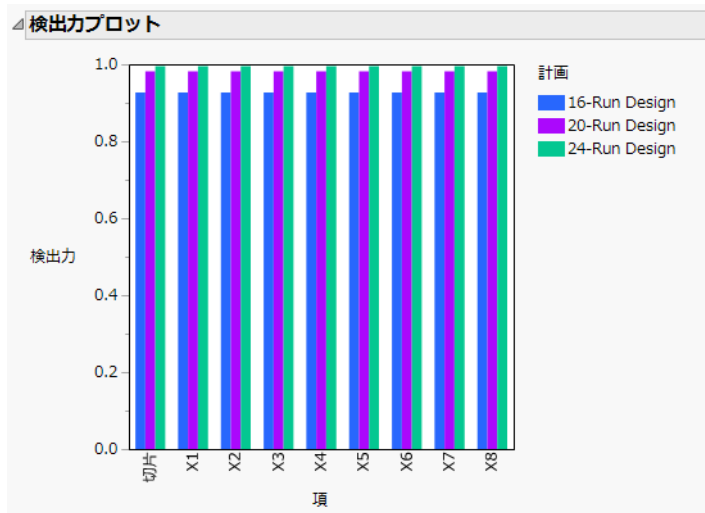


図16.21の「検出力プロット」は、「異なる実験数の計画」(441ページ)で作成された3つの計画に関するものです。この例では、「モデル」に2つの2因子間交互作用も追加しています。

標本サイズと検出力

「標本サイズと検出力」プロファイルは、比較する計画の実験回数が異なる場合のみ表示されます。モデルの各効果において、標本サイズが検出力に及ぼす影響がわかります。「検出力プロット」のグラフと同様の情報ですが、異なる形式で表示します。整数の標本サイズに対して、検出力が折れ線で描かれています。

図16.22 3つの計画の「標本サイズと検出力」プロファイル

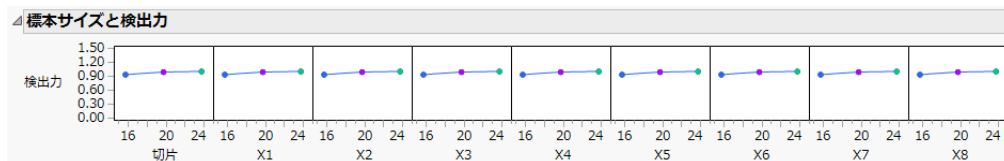


図16.22の「標本サイズと検出力」プロファイルは、「異なる実験数の計画」(441ページ)で作成された3つの計画に関するものです。この例では、「モデル」に2つの2因子間交互作用も追加しています。**X4**に対する検出力が、他の因子のものよりも、標本サイズが増加するにつれて劇的に増加することがわかります。

予測分散プロファイル

「予測分散プロファイル」アウトラインには、比較対象の各計画の相対的な予測分散のプロファイルが表示されます。各プロットは、他の因子の値を固定したときの、各因子における予測値の相対的な分散を表示します。

「予測分散プロファイル」の横にある赤い三角ボタンをクリックし、[最適化と満足度] > [満足度の最大化]を選択すると、すべての計画の計画領域における最大値が求められます。詳細については、「満足度の最大化」(457ページ)を参照してください。

図16.23 3つの計画の予測分散プロファイル

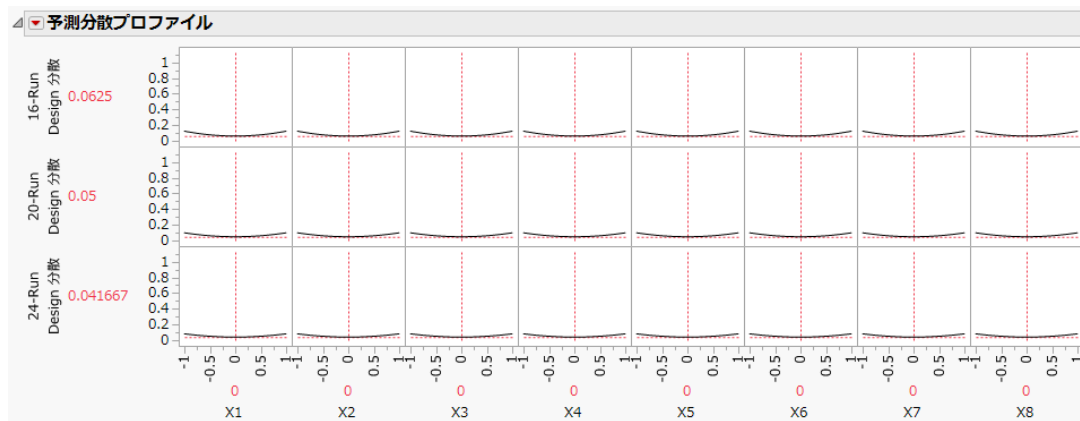


図16.23は、「異なる実験数の計画」(441ページ)で作成された3つの計画の予測分散プロファイルです。**X1*X3**および**X2*X3**の2つの2次交互作用が「モデル」に追加されています。プロットの連続尺度の各因子の初期値は、計画の設定の中間点です。左側の分散の値を見ると、実験回数が増加するにつれて、中間点での分散は小さくなることがわかります。

相対的な予測分散

予測値の分散(「予測分散」)は、与えられた因子設定に対し、計画と因子設定に依存する値と誤差分散を掛け合わせて算出されます。実験を行うまでは、誤差分散がわからないので、予測分散も不明です。しかし、予測分散と誤差分散の比は、誤差分散には依存しません。この比は、**相対的な予測分散**と呼ばれ、計画と因子設定にのみ依存します。そのため、データを取得する前に計算することができます。詳細については、付録「技術的詳細」の「相対的な予測分散」(680ページ)を参照してください。

実験を行い、最小2乗法でモデルをあてはめれば、あてはめたモデルの平均2乗誤差(MSE)によって誤差分散が推定されます。実際のデータから計算される予測分散は、相対的な予測分散に誤差分散を掛けたものです。

予測分散は、計画領域全体で小さいのが理想です。予測値の分散は、一般に標本サイズが大きくなるにつれて小さくなります。計画を比較する場合は、予測分散が平均的に小さい方が優れた計画といえます。

満足度の最大化

相対的な予測分散の最大値によっても、計画を評価したり、比較したりできます。「予測分散プロファイル」の横にある赤い三角ボタンをクリックし、[最適化と満足度] > [満足度の最大化] を選択してください。そうすると、JMPで使用される満足度関数によって、相対的な予測分散が最大化されます。このときに「予測分散プロファイル」に表示される分散値は、相対的な予測分散が最悪になる（つまり、計画領域のなかで予測分散が最も大きくなる）ときのものです。

図16.24 3つの計画における最大の分散を示す予測分散プロファイル

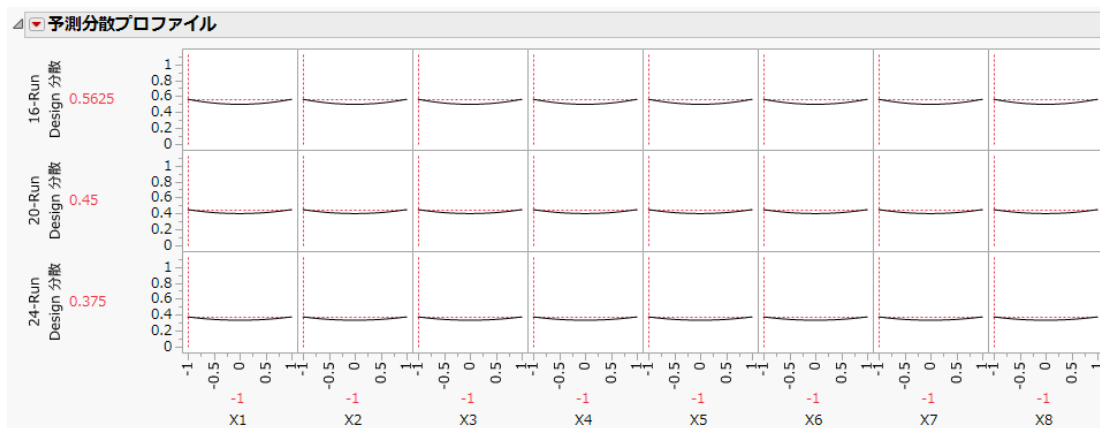


図16.24は、「異なる実験数の計画」（441ページ）で作成された3つの計画の「満足度の最大化」を選択した後の予測分散プロファイルです。予想のとおり、相対的な予測分散の最大値は、実験回数が増加するにつれて小さくなっています。また、この最悪の分散が因子のどの値で生じているのかも見て取れます。ただし、最悪の分散の値につながる設定が多数あることに注意してください。

計画領域率プロット

計画領域率プロット（Fraction of Design Space Plot）は、計画領域のうち、相対的な予測分散が特定の値を下回る領域の割合を示します。

図16.25 3つの計画の計画領域率プロット

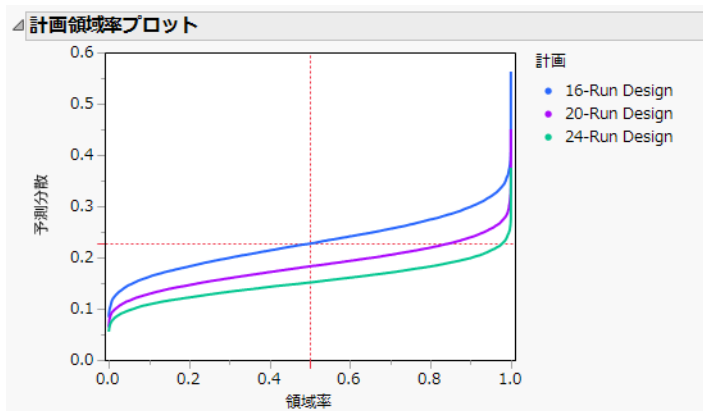


図16.25は、「異なる実験数の計画」(441ページ)で作成された3つの計画領域率プロットです。次の点を確認してください。

- プロットのX軸は、計画領域の割合(0～100%)を表します。
- Y軸は、相対的な予測分散の値を表します。
- 曲線上にある点 (x, y) では、分散が y 以下となる計画領域の割合が x 座標になっています。
- 赤色の点線が交わる点は、基準の計画の計画領域率が50%のときの相対的な予測分散を示します。

図16.25から、実験回数が24である計画の相対的な予測分散は、他の2つの計画より一様に小さいことがわかります。実験回数が20である計画の予測分散は、実験回数が16である計画の予測分散より一様に小さいです。赤色の点線によって、実験回数が20である計画の相対的な予測分散は、計画領域の50%において0.23より小さいことがわかります。

十字線ツールを使うと、任意の計画領域率に対応する相対的な予測分散を知ることができます。たとえば、十字ツールを使えば、実験回数24の計画で、90%の領域において相対的な予測分散が約0.20より低い値であることがわかります。

メモ：「計画領域率プロット」の作成には、計画領域のモンテカルロ標本が使用されるため、同じ計画のプロットでも若干異なることがあります。

相対推定効率

「相対推定効率」レポートは、パラメータ推定値の標準誤差によって計画を比較します。パラメータ推定値の信頼区間がどれぐらいの幅になるかは、パラメータ推定値の標準誤差によって決まります。このレポートには、相対推定効率と相対標準誤差が表示されます。

相対推定効率は、表の下にあるカラーバーで示されている色で色付けされています。「検出力分析」の赤い三角ボタンのメニューで、色の設定を変更できます。「カラーバー」(452ページ)を参照してください。

図 16.26 相対推定効率で分割実験を比較



図 16.26 は、「一次単位の数異なる分割実験」(445 ページ) で比較している分割実験の「相対推定効率」アウトラインです。

相対推定効率

特定の項における、比較対象の計画に対する、基準の計画の「相対推定効率」は、比較対象の計画におけるその項の標準誤差を、基準の計画における標準誤差で割ったものです。この「相対推定効率」が 1 未満である場合は、比較対象の計画に比べ、基準の計画が効率的ではないことを示します。1 より大きい値は、基準の計画が比較対象の計画より効率的であることを示します。

推定値の相対標準誤差

「推定値の相対標準誤差」レポートは、誤差の標準偏差を 1 としたときの、パラメータ推定値の標準誤差を示しています。この値は、誤差の標準偏差を 1 としたときの、パラメータ推定量のばらつき (標準誤差) を表しています。 i 番目のパラメータの推定値に対し、「推定値の相対標準誤差」は次のように定義されます。

$$SE = \sqrt{(\mathbf{X}'\mathbf{X})_{ii}^{-1}}$$

この式で、

$\mathbf{X}$ は、付録「技術的詳細」の「交絡行列」(676 ページ) で定義されたモデル行列です。

$(\mathbf{X}'\mathbf{X})_{ii}^{-1}$ は、 $(\mathbf{X}'\mathbf{X})^{-1}$ の i 番目の対角要素です。

交絡行列の要約

「交絡行列」(alias matrix)は、モデルに含まれていない項のうち、実際には影響がある項が、モデル項の推定にどのように影響しているかを示します。「交絡項」アウトラインには、あてはめるモデルには含めないものの、モデル項の推定値にバイアスを与えている可能性がある効果を指定してください。「交絡行列」には、「交絡項」アウトラインの効果ごとに、モデルパラメータに対するバイアスの大きさが表示されます。「[交絡項](#)」(451 ページ) および「[交絡行列](#)」(460 ページ) を参照してください。

「交絡行列の要約」テーブルには、仮定したモデルの項が一覧されます。これらの項は、「モデル」アウトラインに一覧されているモデル効果に対応しています。計画の「項」列の要素ごとに、「交絡項」アウトラインの効果に対応する項における交絡行列の平方和の平方根が計算されます。この値は、計画の「平均2乗値の平方根」列に表示されます。例については、「[「交絡行列の要約」の値の計算例](#)」(461 ページ) を参照してください。

メモ：「交絡行列の要約」レポートは、「交絡項」リストに効果が存在する場合のみ表示されます。

図16.27 2つの計画の交絡行列の要約

項	平均2乗値の平方根 Plackett-Burman計画	平均2乗値の平方根 決定的スクリーニング計画
切片	0.0000	0.0000
X1	0.2722	0.0000
X2	0.2722	0.0000
X3	0.2722	0.0000
X4	0.2722	0.0000
X5	0.2722	0.0000
X6	0.2722	0.0000
全体	0.2520	0.0000

良い 0.10 0.30 0.50 0.70 悪い

図16.27は、「[同じ実験数の計画](#)」(436 ページ) で作成された、「モデル」アウトラインに主効果だけを含む、「Plackett-Burman 計画」と「決定的スクリーニング計画」の「交絡行列の要約」レポートです。「交絡項」リストには、すべての2因子間交互作用が表示されています。結果を見ると、「決定的スクリーニング計画」では、主効果は2因子間交互作用と直交していることが分かります。

「平均2乗値の平方根」は、「交絡行列の要約」表の下にあるカラーバーで示されている色で色付けされています。「交絡行列の要約」の赤い三角ボタンのメニューで、色の設定を変更できます。「[カラーバー](#)」(452 ページ) を参照してください。

交絡行列

「交絡行列」の行の要素は、「モデル」アウトラインに一覧されているモデル効果に対応します。列の項は、「交絡項」アウトラインに一覧されている効果に対応します。ある行、ある列の要素は、そのモデル項に対応するパラメータ推定値に交絡項が及ぼす影響の程度を示します。

次に示す2つの条件のいずれかが満たされていれば、パラメータ推定値におけるバイアスは小さくなります。1つ目の条件は、交絡行列における要素の絶対値が小さいことです。第2の条件は、交絡項がもつ効果が小さいことです。いずれかの条件が満たされていれば、バイアスは小さくなります。交絡項が大きな効果を持つと予想される場合は、その項をモデルに含めるか、交絡最適計画を作成することを検討してください。交絡最適化は、交絡行列の2乗値によって決まります。

「交絡行列」の詳細については、付録「技術的詳細」の「[交絡行列](#)」(676ページ)を参照してください。また、[Lekivetz, R. \(2014\)](#) も参照してください。

「交絡行列の要約」の値の計算例

この例では、「交絡行列の要約」アウトラインに表示される値の計算について説明します。ここでは、あてはめるモデルには主効果のみを含めるものとして、2つの計画を比較します。

1. [ヘルプ] > [サンプルデータ] を選択し、[サンプルスクリプトディレクトリを開く] をクリックし、「Compare Same Run Size.jsl」を開きます。
2. スクリプトウィンドウ内で右クリックし、[スクリプトの実行] を選択します。
実験回数13のデザインが2つ作成されます。
 - 決定的スクリーニング計画
 - Plackett-Burman 計画ここでは、Plackett-Burman 計画だけを取り上げます。「Plackett-Burman 計画」テーブルのウィンドウをアクティブな状態にしてください。
3. Plackett-Burman 計画のデータテーブルで、[実験計画(DOE)] > [計画の診断] > [計画の評価] を選択します。
4. 「X1」から「X6」まで選択し、[X, 説明変数] をクリックします。
5. [OK] をクリックします。
6. 「交絡項」アウトラインを開き、「交絡項」リストにすべての2因子間交互作用があることを確認します。
7. 「交絡行列」アウトラインを開きます。

このテーブルでは、「効果」列の各モデル項において、そのモデル項に対応するパラメータ推定値に各交絡項が及ぼす影響の程度がわかります。

たとえば、図16.27における「X1」の「交絡行列の要約」の値を求めるには、「交絡行列」の「X1」行の項を2乗し、その値を平均して平方根を計算します。これにより、0.2722が求められます。

相関係数の絶対値

「相関係数の絶対値」レポートは、モデル項と交絡項の相関を要約したものです。

図16.28 3つの計画の「相関係数の絶対値」レポート

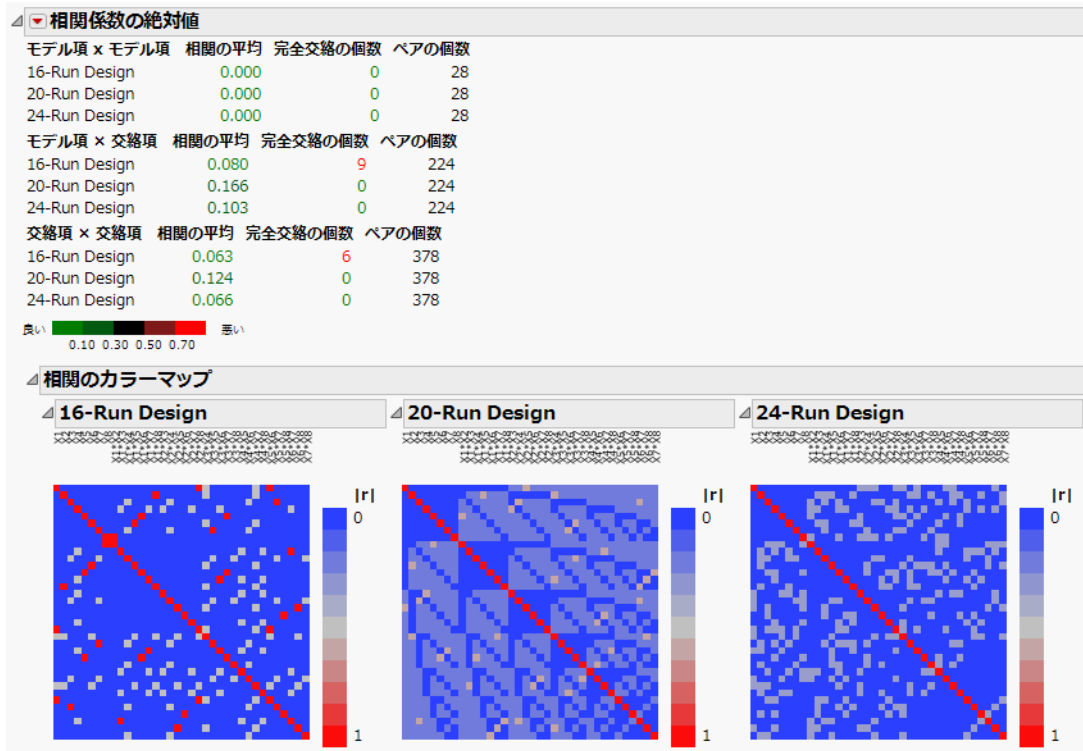


図16.28は、「異なる実験数の計画」(441ページ)で作成された、「モデル」アウトラインに主効果だけを含む3つの計画の「相関係数の絶対値」レポートです。

「相関係数の絶対値」テーブル

「相関係数の絶対値」レポートには、次に示す3種類の表があります。

- 「モデル項 x モデル項」は、「モデル」リストに指定されている項の間の相関に関する情報です。
- 「モデル項 x 交絡項」は、「モデル」リストに指定された項と、「交絡項」リストに指定された項との相関に関する情報です。
- 「交絡項 x 交絡項」は、「交絡項」リストに指定されている項の間の相関に関する情報です。

メモ：交絡項がない場合は、「モデル項 x モデル項」セクションのみ表示されます。

このレポートの各セクションには、次のものが表示されます。

相関の平均 当該セクションに含まれるすべての効果のペアから算出される相関の平均。

完全交絡の個数 ペアのうち、完全交絡となっているものの個数。

ペアの個数 当該セクションに含まれるすべての項の組み合わせ数。

「相関係数の絶対値」は、表の下にあるカラーバーで示されている色で色付けされています。「相関係数の絶対値」の赤い三角ボタンのメニューで、色の設定を変更できます。「[カラーバー](#)」(452ページ)を参照してください。

相関のカラーマップ

「相関のカラーマップ」アウトラインには、計画ごとにカラーマップが描かれます。カラーマップの上部には、効果名が表示されています。「モデル」や「交絡項」アウトラインで指定された各効果に対応した各項につき、セルが1つつつ作成されています。各セルは、2つの項の間の相関の絶対値によって色付けされます。

デフォルトでは、相関係数の大きさの絶対値が、青色からグレー、そして、赤へと移るカラーテーマで表現されています。一般に、カラーマップの対角線以外のセルが青色になっているのが良い計画です。その場合、効果間には、直交性があること、もしくは、わずかな相関しかないことを示しています。効果間の相関が大きい場合、推定値の標準誤差が大きくなります。

2つの効果に見られる相関の絶対値を確認するには、対応するセルの上にカーソルを置きます。プロット全体のカラーテーマを変更するには、プロット上を右クリックし、[カラーテーマ]を選択します。

相関係数の絶対値と相関のカラーマップの例

図16.28は、「[異なる実験数の計画](#)」(441ページ)で作成された、「Plackett-Burman計画」と「決定的スクリーニング計画」の「相関係数の絶対値」レポートです。「モデル」アウトラインには主効果のみが含まれ、「交絡項」アウトラインにはすべての2因子間交互作用が含まれています。これらすべての主効果と2因子間交互作用がカラーマップに表示されます。

実験回数16の計画における相関のカラーマップで、対角要素ではない赤色のセルは、対応する項の相関関係の絶対値が1で、完全に交絡していることを表します。モデル項（主効果）が交絡項（2因子間交互作用）と完全交絡している組み合わせが9つ、交絡項が互いに完全交絡している組み合わせが6つあります。これらは、このレポートの「完全交絡の個数」の下に表示されます。

実験回数20の計画と実験回数24の計画におけるカラーマップには、非対角要素で赤色となっているセルはありません。これは、これらの計画では、主効果や2因子間交互作用効果において完全交絡がないことを意味します。ただし、実験回数20の計画も、実験回数24の計画も、「モデル項 x 交絡項」の相関の平均は、実験回数16の計画より高くなっています。実験回数16の計画には完全交絡がありますが、それに関わらず、相関の平均値は、実験回数20の計画や実験回数24の計画より低いのです。

計画の診断統計量

「計画の診断統計量」アウトラインには、比較対象の計画に対する基準の計画のD効率・G効率・A効率・I効率が表示されます。「追加実験のサイズ」も表示されます。2つの計画を比較したとき、相対効率の指標が高い方が良い計画といえます。

図16.29 3つの計画の診断統計量



図16.29は、「異なる実験数の計画」(441ページ)で作成された、「モデル」アウトラインに主効果だけを含む3つの計画の「計画の診断統計量」レポートです。

「計画の診断統計量」は、表の下にあるカラーバーで示されている色で色付けされています。「計画の診断統計量」の赤い三角ボタンのメニューで、色の設定を変更できます。「カラーバー」(452ページ)を参照してください。

効率と追加実験のサイズ

「計画の診断統計量」レポートには、 D 効率・ G 効率・ A 効率・ I 効率に関して、相対効率が求められています。相対効率は、各計画の効率を計算し、それらの比を求めたものです。相対効率については、「相対効率の指標」(464ページ)を参照してください。

「追加実験のサイズ」は、基準の計画における実験回数から、比較対象の計画における実験回数を引いたものです。基準の計画における実験回数が比較対象の計画における実験回数より多い場合、「追加実験のサイズ」には、基準の計画の実験回数にするのに必要な追加実験の回数が表示されます。

相対効率の指標

表記

- $\mathbf{X}$ は、モデル行列
- p は、切片を含めたモデル項の数
- $Var(\hat{y}|\mathbf{x})$ は、点 $\mathbf{x}$ における相対的な予測分散。付録「技術的詳細」の「相対的な予測分散」(680ページ)を参照してください。

相対効率

比較対象の計画 (Comp) に対する基準の計画 (Ref) の相対効率は、次の式によって計算されます。

D 効率 Eff_{Ref} / Eff_{Comp} 。この式で、各計画の Eff は、次の式で計算されます。

$$Eff = |\mathbf{X}'\mathbf{X}|^{1/p}$$

G 効率 Eff_{Comp} / Eff_{Ref} 。この式で、各計画の Eff は、次の式で計算されます。

$$Eff = Var(\hat{y}|\mathbf{x})_{max} = \underset{\mathbf{x} \text{ in } D}{\text{maximum}}[\mathbf{x}'(\mathbf{X}'\mathbf{X})^{-1}\mathbf{x}]$$

ここで、Dは計画領域を指します。

メモ:「G効率」は、計画領域のモンテカルロ標本を使って計算されます。この数値は、 $Var(\hat{y}|\mathbf{x})_{max}$ (予測分散) のモンテカルロ標本における最大値から求められています。そのため、同じ計画でも計算値が若干異なることがあります。

A効率 Eff_{Comp} / Eff_{Ref} 。この式で、各計画の Eff は、次の式で計算されます。

$$Eff = \text{Trace}[(\mathbf{X}'\mathbf{X})^{-1}]$$

I効率 Eff_{Comp} / Eff_{Ref} 。この式で、各計画の Eff は、次の式で計算されます。

$$Eff = \frac{\int \mathbf{x}'(\mathbf{X}'\mathbf{X})^{-1}\mathbf{x}d\mathbf{x}}{\int d\mathbf{x}}$$

計算について詳しくは、Goos and Jones (2011) の節4.3.5を参照してください。

計画の比較のオプション

詳細オプション > 分割実験の分散比 二次誤差の分散に対する一次誤差の分散の比を指定します。この値を設定する前に、分割実験の場合は変更が「困難」な因子、2段分割実験の場合は変更が「非常に困難」な因子を定義する必要があります。その後、分割実験と2段分割実験のどちらを指定したかによって、1つまたは2つの正の数値を分散比として入力します。

詳細オプション > 検出力計算のデルタの設定 検出力の計算で用いる、応答平均の差を指定します。「カスタム計画」章の「[検出力計算のデルタを設定](#)」(108 ページ) を参照してください。

第17章

検出力と標本サイズ

[実験計画(DOE)] > [計画の診断] > [標本サイズ/検出力] プラットフォームを使うと、「何回実験を行う必要があるか」がわかります。ここでの計算で重要な要素は、「標本サイズ」、「検出力」、「効果の大きさ」です。これら3つの値は、仮説検定の有意水準（ α 水準）、および、応答における誤差の標準偏差によっても変わってきます。JMPでは、これら3つの値のうち、1つか2つを指定します。数値を1つだけ指定すると、他の2つの数値の関係を示すプロットが得られます。数値を2つ指定すると、残りの1つが計算されます。

また、「標本サイズと検出力」プラットフォームは、「想定している標本サイズ、グループ内分散（群内分散）、および α 水準から、グループの差を検出できるかどうか」ということも調べることができます。この種の分析には、グループ平均と標本サイズ、そしてグループ内標準偏差（ σ ）のおおよその数値を指定する必要があります。

「標本サイズと検出力」プラットフォームは、真の効果の大きさが特定の値以上であると仮定して、統計的に有意な結果を得るために必要な標本サイズを求めます。検出する差、標本サイズ、検出力という3つの数値のうち、いずれか2つを入力すると、第3の値が計算されます。JMPでは、以下のような状況の検出力を求めることができます。

- 1標本の平均と仮説値の間に差があるかどうか
- 2標本の平均の間に差があるかどうか
- k 標本の平均の間に差があるかどうか
- 標準偏差と仮説値の間に差があるかどうか
- 1標本の割合と仮説値の間に差があるかどうか
- 2標本の割合の間に差があるかどうか
- Poisson分布に従った標本のユニットあたり度数と仮説値の間に差があるかどうか

なお、各グループの標本サイズが等しいものとして計算は行われます。バランスが取れている場合には、追加するパラメータ数を指定することにより、より一般的な実験計画にもこのプラットフォームを利用できます。

信頼性試験や信頼性実証（reliability demonstration）に必要な標本サイズを求めることも可能です。

「標本サイズと検出力」プラットフォームの起動

「標本サイズと検出力」プラットフォームでは、1 標本の平均または割合、2 標本の平均または割合、1 標本の標準偏差、k 標本の平均、あるいはユニットあたりの度数に対する実験を計画できます。

ヒント: 標本サイズの計算式の多くは、

http://www.jmp.com/en_us/whitepapers/jmp/power-sample-calculations.html に記載されています。

実験状況に応じて、次の値のうちの1つまたは2つを指定して、第3の値を求めます。

- 必要な標本サイズ
- 期待される検出力
- 期待される効果の大きさ

[実験計画(DOE)] > [計画の診断] > [標本サイズ/検出力] を選択すると、統計的検定の種類を選択するためのパネルが開きます (図 17.1)。数値と計算方法を指定する方法を紹介します。

図 17.1 状況の選択

標本サイズ	
検出力および標本サイズの事前計算	
標本サイズまたは検出力を計算するための状況を選択	
1標本平均	1標本の平均を検定するための標本サイズ
2標本平均	2標本で平均が異なることを調べる検定
k標本平均	k個の標本で平均が異なることを調べる検定
1標本標準偏差	標準偏差における変化が検出できる標本サイズ
1標本割合	1標本の割合を検定するための標本サイズ
2標本割合	2標本の割合を検定するための標本サイズ
ユニットあたり度数	ユニットあたり度数(DPU)における変化が検出できる標本サイズ
シグマクオリティの水準	機会あたりの不適合数を一般的な指数として計算
信頼性試験計画	信頼性試験の標本サイズ
信頼性実証	信頼性実証試験を計画するための計算

1 標本平均と 2 標本平均

最初に表示される「標本サイズ」の選択リスト（図 17.1）で「1 標本平均」または「2 標本平均」を選択すると、「標本サイズと検出力」ウィンドウが開きます（図 17.2 を参照）。

図 17.2 「1 標本平均」（左）と「2 標本平均」（右）の「検出力と標本サイズ」ウィンドウ

標本サイズ

1 平均

1つの平均が仮説値と異なることを調べる検定。

Alpha

標準偏差

追加パラメータ数

2つの値を与えて第3の値を決定。
1つの値を入力し、他の2つの値のプロットを見る。

検出する差

標本サイズ

検出力

標本サイズ

2 平均

2つの平均が互いに異なることを調べる検定。

Alpha

標準偏差

追加パラメータ数

2つの値を与えて第3の値を決定。
1つの値を入力し、他の2つの値のプロットを見る。

検出する差

標本サイズ

検出力

標本サイズは合計の標本サイズ。グループ別ならn/2。

2つのウィンドウは、「1 平均」パネルの下部に「アニメーションスクリプト」ボタンがある点を除き、同じです。

「検出力と標本サイズ」ウィンドウでは、「Alpha」と「標準偏差」（誤差標準偏差）を入力する必要があります。また、「検出する差」、「標本サイズ」、「検出力」のうち1つまたは2つを入力します。すると、入力していない項目が計算されます。入力していない項目が2つある場合は、次のような形で項目の関係を表すプロットが作成されます。

- 効果の大きさ（「検出する差」）を指定した場合、検出力が標本サイズの関数として表される
- 標本サイズを指定した場合、検出力が効果の大きさの関数として表される
- 検出力を指定した場合、効果の大きさが標本サイズの関数として表される

「標本サイズと検出力」ウィンドウでは、以下の値を入力します。

Alpha 第1種の誤りの確率（真である帰無仮説を誤って棄却する確率）です。この値は、一般には、「有意水準」や「 α 水準」などと呼ばれています。デフォルトの α 水準は0.05です。 $\alpha=0.05$ と設定した場合、「真の差が0である時に、有意な差があると誤って判断してしまう確率」が5%であることを意味します。

標準偏差 誤差の母標準偏差です。平均周りの説明できないランダムな変動を指します。真の母標準偏差が未知であったとしても、指定された値が真の母標準偏差であると仮定して検出力分析は行われます。この誤差の母標準偏差に指定する値としては、前回あてはめたモデルから計算された誤差平均平方の平方根（RMSE; Root Mean Square Error）を用いることが考えられます。

追加パラメータ数 複数の因子がある計画で使用します。単純な計画の場合は値を0のままにしておいてください。複数の因子があるバランスが取れた計画に対する検出力を求めたい場合に、ここに追加されるパラメータの数を指定します。たとえば、2水準3因子の計画に2因子間交互作用が3つとも存在する場合、追加パラメータの数は5になります（追加されるパラメータとして、主効果が2つ、交互作用のパラメータが3つ存在します）。実際には、誤差の自由度が少ない場合を除き、この項目に入力する値はそれほど重要ではありません。

検出する差 検定で比較の対象となる、検出可能な最小の差（統計的に有意であると判断したい差の大きさ）を指します。1標本の問題では仮説値と真の値の差を指定します。

標本サイズ 実験での観測値の総数（実験回数、実験ユニット数、試料の個数）を指します。ここでいう標本サイズは、各グループごとの数ではなく、すべてのグループを合計したものです。

検出力 誤った帰無仮説を正しく棄却できる確率です。検出力は大きい方が望ましいのですが、そのためには標本サイズを大きくする必要があり、コストがかかります。

続行 入力した値を使って評価が開始されます。

戻る 1つ前の「標本サイズと検出力」ウィンドウに戻り、分析を再実行するか、または新しい分析を開始できます。

アニメーションスクリプト このボタンをクリックすると、JSLスクリプトによって、検出力または標本サイズを表す対話式のプロットが作成されます。アニメーションスクリプトについては、「[1 標本平均での標本サイズ/検出力アニメーション](#)」(473ページ) の節で詳しく説明します。

1 標本平均

「1 標本平均」の「標本サイズと検出力」ウィンドウでは、「1 標本の母平均が、仮説値と異なるか」という検定に対する検出力分析を行えます。

1 標本平均の場合、帰無仮説は次のとおりです。

$$H_0: \mu = \mu_0$$

対立仮説（両側検定）は次のとおりです。

$$H_a: \mu \neq \mu_0$$

ここで、 μ は母平均、 μ_0 はその母平均に対する仮説値です。検出力分析は、母集団が正規分布に従うこと、および、真の平均が0であることを前提として算出されます。この設定での検出力は、帰無仮説が $H_0: \mu=0$ で、真の平均（検出したい差）が μ_0 である場合の検出力と同じです。

たとえば、会社が新たに開発した生地 of 燃焼性を試験するとしましょう。前回の試験では、この生地 of 燃焼時間の標準偏差は 2 秒という結果でした。今回は、 α 水準を 0.05、標本サイズを 20、標準偏差を 2 秒、検出する差を 1.5 秒として検出力を求めます。この例では、 μ_0 は 1.5 です。検出力を計算するには、次の手順を実行します。

1. [実験計画(DOE)] > [計画の診断] > [標本サイズ/検出力] を選択します。
2. 「標本サイズと検出力」ウィンドウで [1 標本平均] ボタンをクリックします。
3. 「Alpha」はデフォルトの「0.05」のままにしておきます。
4. 「追加パラメータ数」はデフォルトの「0」のままにしておきます。
5. 「標準偏差」として「2」を入力します。
6. 「検出する差」として「1.5」を入力します。
7. 「標本サイズ」として「20」を入力します。
8. 「検出力」は空白にします。(図17.3の左側のウィンドウを参照)。
9. [続行] をクリックします。

検出力が「0.8888478174」と計算され、0.89に近い値になっています(図17.3の右側のウィンドウを参照)。結論として、有意水準が0.05、検出する差が1.5秒、標本サイズが20の実験条件では、89%の確率で燃焼時間の差が検出されます。

図17.3 1 標本の例

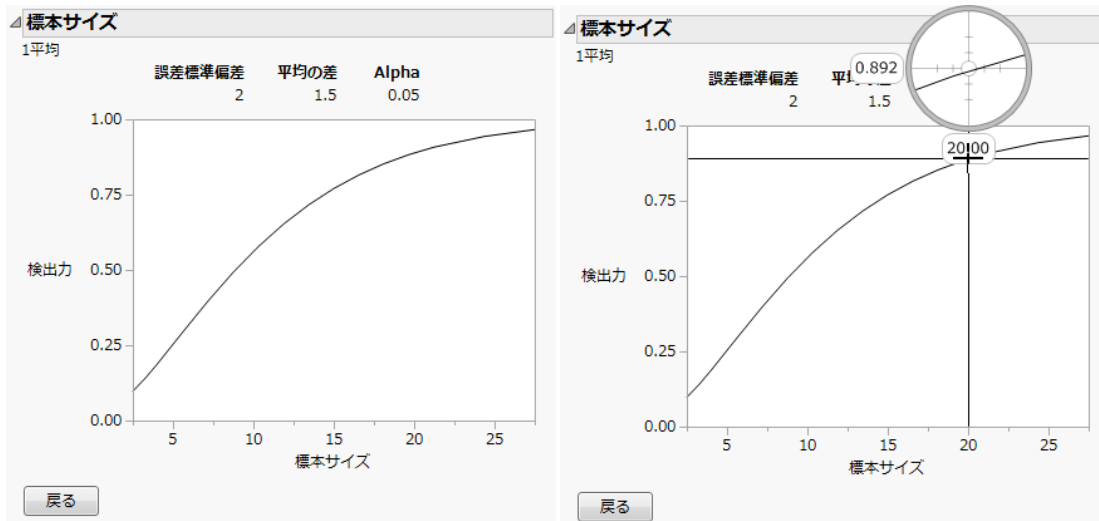
The figure consists of two side-by-side screenshots of a software window titled '標本サイズ' (Sample Size). Both windows have a section '1 平均' (1 Average) with the following fields: Alpha (0.05), 標準偏差 (Standard Deviation, 2), and 追加パラメータ数 (Additional Parameters, 0). Below this is a section '2つの値を与えて第3の値を決定。1つの値を入力し、他の2つの値のプロットを見る。' (Determine the third value by giving two values. Enter one value and see the plot of the other two values). In the left window, the '検出する差' (Difference to detect) is 1.5, '標本サイズ' (Sample Size) is 20, and '検出力' (Detection Power) is blank. In the right window, the '検出力' is 0.8888478174, which is circled in red. Both windows have buttons for '続行' (Continue), '戻る' (Back), and 'アニメーションスクリプト' (Animation Script).

検出力と標本サイズのプロット

標本サイズと検出力の関係を示すプロットを表示するには、「標本サイズ」と「検出力」を空白にしたまま [続行] ボタンをクリックします。

図 17.4 のプロットは、標本サイズに対する検出力の変化を示しています。検出力の値は、約 0.1 ~ 0.95 の間で動いています。図 17.4 の右のプロットでは、十字ツールを使って図 17.3 の例を図示しています。

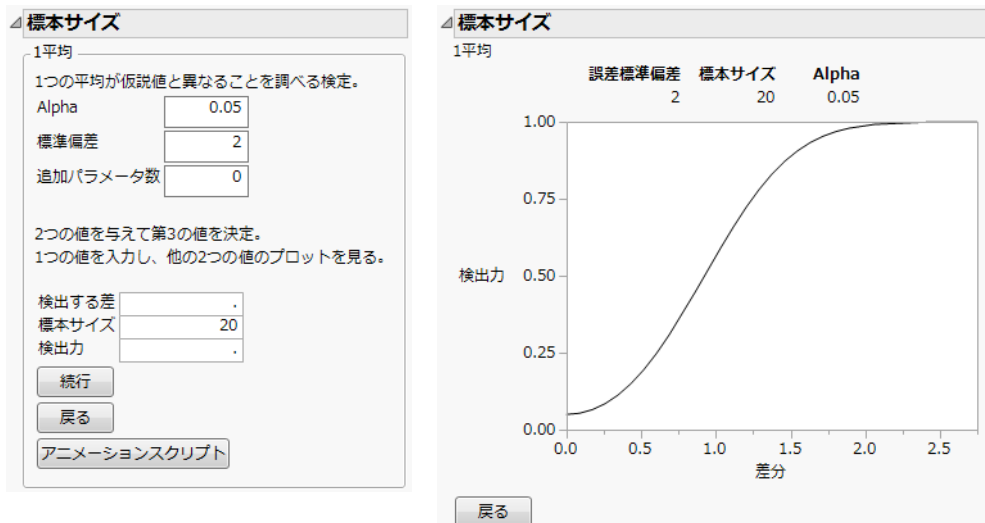
図 17.4 1 標本の例のプロット



検出力と検出する差のプロット

「標本サイズ」だけを指定し、「検出する差」と「検出力」を空白にして[続行]をクリックすると、検出する差と検出力のプロットが表示されます(図 17.5)。

図 17.5 特定の標本サイズでの検出する差と検出力のプロット



1 標本平均での標本サイズ/検出力アニメーション

1 標本平均の場合は、「標本サイズと検出力」ウィンドウで[アニメーションスクリプト] ボタンをクリックすると、対話式のプロットが表示されます。このプロットは、標本サイズを変更すると検出力がどのように変化するかを表します。[アニメーションスクリプト] の使用例として、次の手順を実行してみましょう。

1. [実験計画(DOE)] > [計画の診断] > [標本サイズ/検出力] を選択します。
2. 「標本サイズと検出力」ウィンドウで[1 標本平均] ボタンをクリックします。
3. 「標準偏差」として「2」を入力します。
4. 「検出する差」として「1.5」を入力します。
5. 「標本サイズ」として「20」を入力します。
6. 「検出力」は空白にします。

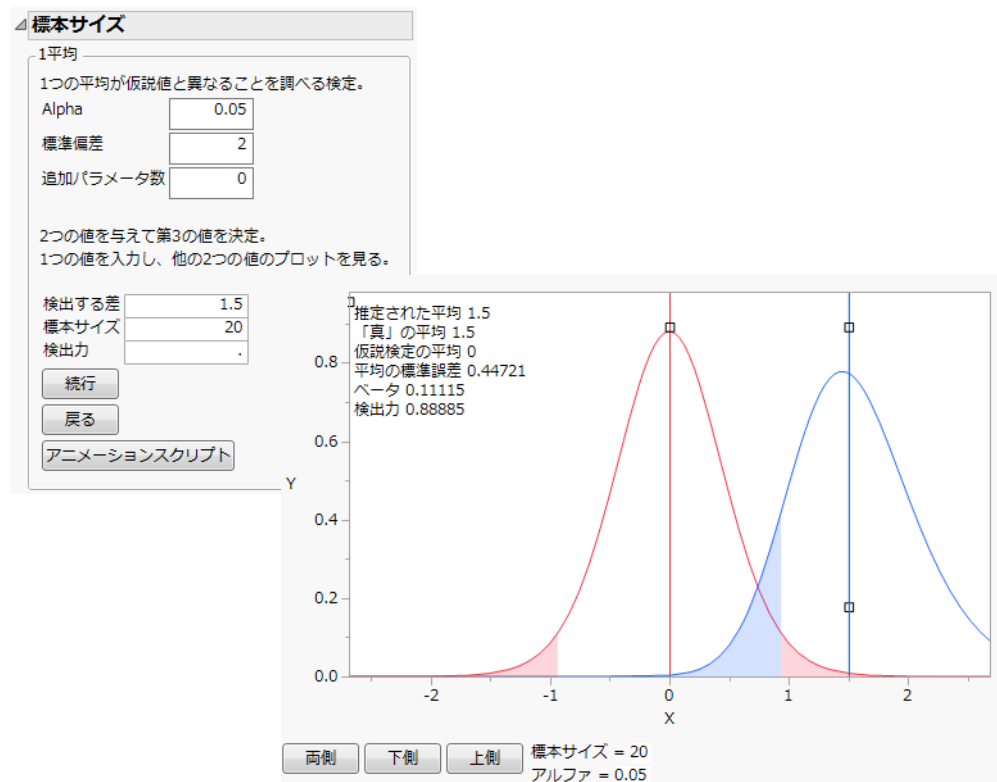
「標本サイズと検出力」ウィンドウは図17.6の左側のようにになります。

7. [アニメーションスクリプト] をクリックします。

最初に表示されるのは、2つのt分布の密度曲線です。赤い曲線は真の平均が0であるときのt分布を表します。青い曲線は真の平均が1.5（検出する差を表す）であるときのt分布の曲線です。プロット上で青い影のついた領域は、第2種の誤りの確率（差があるときにその差を検出できない確率）を示します（通常、この確率は β という記号で表されます）。同様に、赤い影のついた領域は、第1種の誤りの確率（本当は差がないのに「差がある」と有意に判定する確率）を示します（通常、この確率は α という記号で表されます）。

四角いハンドルを選択してドラッグすると、曲線の位置に応じた統計量の変化を確認できます。「標本サイズ」と「Alpha」の値を変更するには、プロットの下に表示されているそれぞれの値をクリックします。

図17.6 検出力を表すアニメーションスクリプトの例



2 標本平均

2 標本の場合も、1 標本と同じような「標本サイズと検出力」ウィンドウが表示されます。ただし、「検出する差」は2 標本の平均の差を意味します。つまり、1つの標本と仮説平均との比較ではなく、2つの標本を比較します。

2 標本平均の差を検定する場合、帰無仮説は次のとおりです。

$$H_0: \mu_1 - \mu_2 = D_0$$

対立仮説（両側検定）は次のとおりです。

$$H_a: \mu_1 - \mu_2 \neq D_0$$

ここで、 μ_1 と μ_2 は2つの母平均、 D_0 は、帰無仮説におけるそれぞれの母平均の差です。検出力分析は、母集団が正規分布に従うこと、および、真の差が0であることを前提として算出されます。この設定での検出力は、帰無仮説が $H_0: \mu_1 - \mu_2 = 0$ で、真の母平均の差（検出したい差）が D_0 である場合の検出力と同じです。

たとえば、両グループの標準偏差が2（前回同様）、2つの平均の差（検出する差）が1.5、標本サイズが30（グループごとに15）だとします。この例の検出力を推定するには、次の手順を実行します。

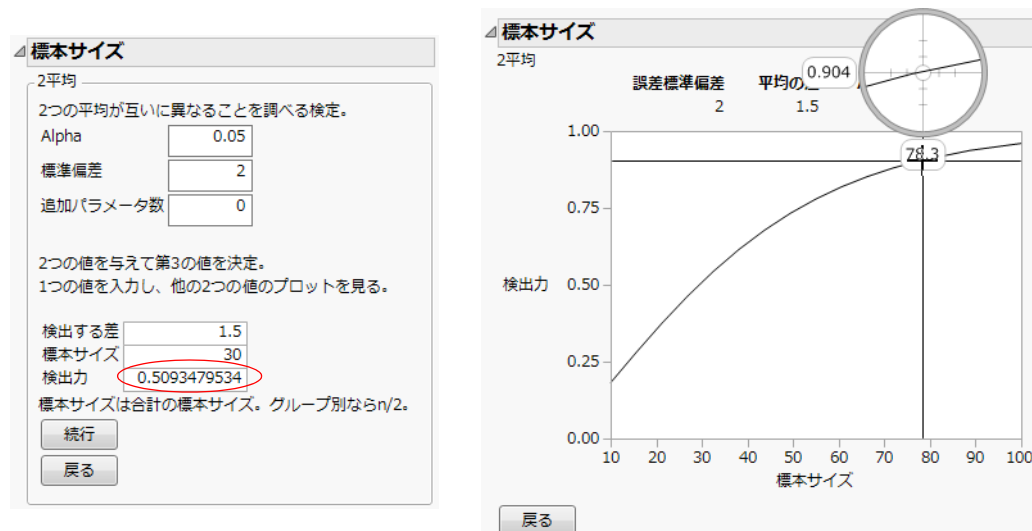
1. [実験計画(DOE)] > [計画の診断] > [標本サイズ/検出力] を選択します。
2. 「標本サイズと検出力」ウィンドウで [2 標本平均] ボタンをクリックします。
3. 「Alpha」はデフォルトの「0.05」のままにしておきます。
4. 「標準偏差」として「2」を入力します。
5. 「追加パラメータ数」はデフォルトの「0」のままにしておきます。
6. 「検出する差」として「1.5」を入力します。
7. 「標本サイズ」として「30」を入力します。
8. 「検出力」は空白にします。
9. [続行] をクリックします。

「検出力」が0.51と計算されます（図17.7の左側のウィンドウを参照）。つまり、有意水準が0.05、検出する差が1.5、各標本のサイズが15の場合は、2標本の平均間に51%の確率で有意差が認められます。

標本サイズと検出力のプロット

検出力を高めるには、標本サイズを増やす必要があります。どの程度、増やす必要があるかを調べるには、同じ例で「標本サイズ」と「検出力」の両方を空白にして [続行] をクリックします。すると、図 17.7 のようなプロットが表示されます。[ツール] メニューの [十字ツール] を使用して、検出力が 0.9 になる点を探すと、約 78 の標本サイズが必要なのことがわかります。

図17.7 特定の差の場合の検出力と標本サイズのプロット



k 標本平均

[k 標本平均] オプションでは、最大10群の平均を比較する検定の検出力を求めることができます。4群で、各群の平均が10～13、誤差の標準偏差が0.9、全体の標本サイズが16である状況について検討してみましょう。

この例で検定する仮説は次のとおりです。

$$H_0: \mu_1 = \mu_2 = \mu_3 = \mu_4, \quad H_a: \text{少なくとも1つの平均に差がある}$$

検出力を計算するには、次の手順を実行します。

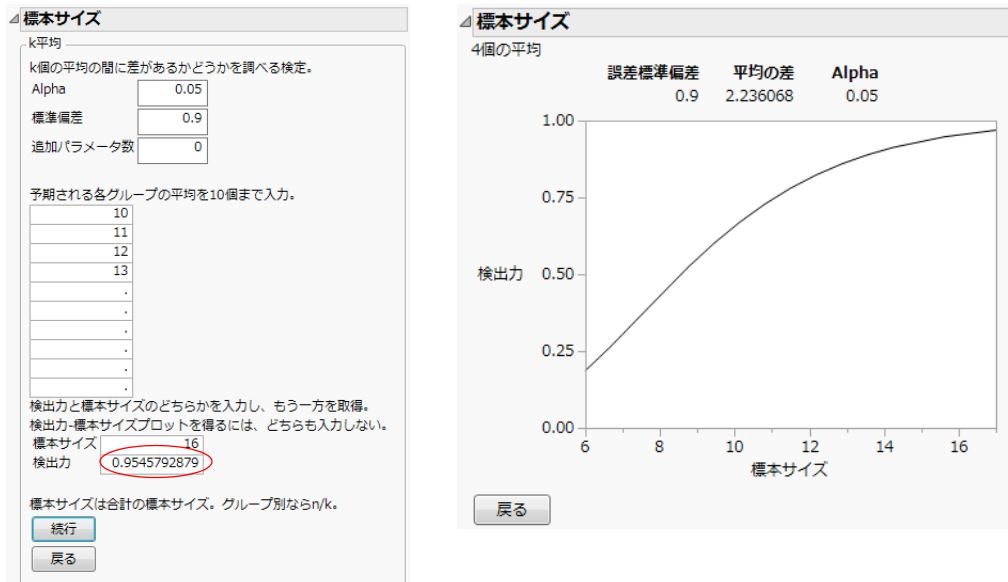
1. [実験計画(DOE)] > [計画の診断] > [標本サイズ/検出力] を選択します。
2. 「標本サイズと検出力」ウィンドウで [k 標本平均] ボタンをクリックします。
3. 「Alpha」はデフォルトの「0.05」のままにしておきます。
4. 「標準偏差」として「0.9」を入力します。
5. 「追加パラメータ数」はデフォルトの「0」のままにしておきます。
6. 4グループの平均として、「10」、「11」、「12」、「13」と入力します。
7. 「標本サイズ」として「16」を入力します。
8. 「検出力」は空白にします。
9. [続行] をクリックします。

「検出力」が0.95と計算されます（図17.8の左側を参照）。つまり、有意水準が0.05、母平均が10、11、12、13、合計標本サイズが16の場合、95%の確率で、帰無仮説を棄却することができ、「少なくとも1つの平均は他と異なる」という対立仮説を検出できます。

この例で「標本サイズ」と「検出力」の両方を空白にすると、**検出力と標本サイズ**のプロットが表示されます（図17.8の右側を参照）。このプロットから、16という標本サイズは十分だと考えられます。

平均の差は「2.236」と表示されています。これは全体平均との差の平方和の平方根として計算されたものです。この例では、 $(-1.5)^2 + (-0.5)^2 + (0.5)^2 + (1.5)^2$ の平方根、つまり5の平方根です。

図 17.8 k 個の平均での検出力と標本サイズのプロット



1 標本標準偏差

「標本サイズと検出力」ウィンドウ（図 17.1）の [1 標本標準偏差] オプションを使用すると、1 標本の標準偏差に対する検定に必要な標本サイズを求めることができます。また、1 標本の標準偏差を検定するときに、標本サイズをどの程度にすれば第2種の誤りの確率 (β) が小さくなるかも調べることができます（「第2種の誤りの確率」とは、帰無仮説が偽であるのに、その偽である帰無仮説を棄却できない確率です）。

「標本サイズと検出力」ウィンドウで以下の値を指定します。

Alpha 有意水準です。通常は 0.05 に設定します。有意水準を 0.05 に設定した場合、「真の標準偏差と帰無仮説の値が同じであるときに、有意な差があると誤って判断してしまう確率」が 5% であることを意味します。

帰無仮説の標準偏差 帰無仮説の値（ベースライン標準偏差）を指します。標準偏差がこの値と等しいかどうかを判断するのが検定の目的です。

対立仮説の方向 メニューから [大きい] または [小さい] を選択し、検出する変化の方向を指定します。

検出する差 検出可能な最小の差（統計的に有意であると判断したい差の大きさ）を指します。1 標本の問題では仮説値と真の値の差を指定します。

標本サイズ 実験での観測値の総数（実験回数、実験ユニット数、試料の個数）を指します。

検出力 本当に効果があるときに、有意であると正しく判定する確率を指します。誤った帰無仮説を正しく棄却できる確率です。

ウィンドウの下部で、3つの値のうち2つを入力します。第3の値は自動的に計算されます。

この章の一部の例では、NIST (米国立標準技術研究所) のオンラインマニュアルの例を使っています。NIST のマニュアルは、<http://www.itl.nist.gov/div898/handbook> で入手できます。

1 標本標準偏差の例

NIST の例に、分散が異なった値になるのを検出する例があります。この抵抗率の分散は、公称値が100Ω 平方 cm です。そして、ある顧客は、納品されるロットの分散を（ベースライン分散より55Ω 平方 cm 高い）155Ω 平方 cm 以下に抑えることを要求しています。

「標本サイズと検出力」ウィンドウの「1 標本標準偏差」では、分散の代わりに標準偏差を使用します。この例で検定する仮説は次のとおりです。

$H_0: \sigma = \sigma_0$ 。この式で、 σ_0 は帰無仮説における標準偏差を表します。真の標準偏差は、この σ_0 に検出したい差を足した値であると仮定されます。

ここでは、仮説の標準偏差 (σ_0) は10 (100の平方根)、真の標準偏差は12.4499 (100 + 55 = 155の平方根) です。検出する差は12.4499 - 10 = 2.4499 です。

検定の有意水準を0.05とし、標準偏差が10から2.4499だけ増加した場合に検出力0.99で検出するとします。必要な標本サイズを求めるには、次の手順を実行します。

1. 「実験計画(DOE)」>「計画の診断」>「標本サイズ/検出力」を選択します。
2. 「標本サイズと検出力」ウィンドウで「1 標本標準偏差」ボタンをクリックします。
3. 「Alpha」はデフォルトの「0.05」のままにしておきます。
4. 「帰無仮説の標準偏差」として「10」を入力します。
5. 「対立仮説の方向」で「大きい」を選択します。
6. 「検出する差」として「2.4499」を入力します。
7. 「検出力」として「0.99」を入力します。
8. 「標本サイズ」は空白にします（図17.9の左側を参照）。
9. 「続行」をクリックします。

「標本サイズ」が「171」と計算されます（図17.9の右側を参照）。標本サイズの値は整数に丸められます。

メモ: 標準偏差がベースラインより小さいことを示す検定の検出力も求めることができます。それには、「対立仮説の方向」メニューから「小さい」を選択し、「検出する差」に負の値を入力してください。

図 17.9 1 標本標準偏差の 1 方向の変化を比較するときのウィンドウ

1 標本割合と 2 標本割合

割合に対する「標本サイズ」ウィンドウは、平均に対するものとほぼ同じです。まず、有意水準（「Alpha」）、および、真の「割合」を入力します。次に、1 標本割合の場合は、「標本サイズ」と「割合の仮説値」を入力して「検出力」を求めます。または、「検出力」と「割合の仮説値」を入力して「標本サイズ」を求めます。同様に、「割合の仮説値」を求める場合は、「標本サイズ」と「検出力」の値を入力します。2 標本割合の場合は、2 つの標本サイズまたは希望の「検出力」のいずれかを入力する必要があります（図 17.10 と図 17.11 を参照）。

検出力計算（「検出力」・「標本サイズ」・「割合の仮説値」の算出）には、2 項分布に基づく正確な確率が使われます。正規近似では標本サイズや割合が小さいときに結果が不正確になるため、正確な確率を用いる方がより信頼できます。

検出力計算では正確な方法が使われていますが、1 標本割合においては、検定方法として次のいずれか 1 つを選択できます。

- Agresti and Coull (1998) で述べられている調整済み Wald 検定（この近似検定では、2 回の成功回数と 2 回の失敗回数を元データに足して、Wald 法を適用します）。JMP の Web サイトにある Barker による資料の 3.3 節も参照してください（http://www.jmp.com/en_us/whitepapers/jmp/power-sample-calculations.html）。
- 正確二項検定（Clopper-Pearson 検定）（Clopper and Pearson, 1934; Agresti and Coull, 1998, Section 1）。

2 標本割合の場合には、Agresti and Caffo (2000) の修正 Wald 検定に対する検出力が求められます。この検定は正規近似ですが、検出力自体は正確な方法で求められています。

実際の有意水準

結果には、「実際の有意水準」も表示されます。これは、指定された設定における、実際の第 1 種の誤りです。2 項分布は離散分布であるため、名目的な有意水準と、実際の有意水準は一致しません。特に、標本サイズが小さい場合や、割合が 0 や 1 に近い場合には、実際の有意水準が、5% などの名目的な有意水準と、大きくかけ離れることがあります。

1 標本割合

「標本サイズと検出力」ウィンドウで [1 標本割合] ボタンをクリックすると、「1 割合」ウィンドウが開きます。このウィンドウで、真の割合、および α 水準を指定すると、標本サイズ、検出力、または、割合の仮説値が計算されます。これらの値のうち 2 つを入力すると第 3 の値が計算され、1 つだけを入力すると、他の 2 つの値のプロットが作成されます。

「1 標本割合」ウィンドウを使えば、たとえば、標本サイズをどの程度にすれば、不適合品の割合を検定するときに、誤って帰無仮説を採択してしまう確率 (β) が小さくなるかを調べることができます。つまり、不適合品の割合が、ある値と異なることを確実に検出するために必要な標本サイズを求めることができます。

1 標本割合の場合、帰無仮説は次のとおりです。

$$H_0: p = p_0$$

対立仮説（両側検定）は次のとおりです。

$$H_a: p \neq p_0$$

ここで、 p は母集団の割合、 p_0 は割合の仮説値です。母集団の割合が、割合の仮説値より大きいかわ小さいかを調べる場合は、片側検定を使用します。片側検定の対立仮説は次のいずれかになります。

$$H_a: p < p_0$$

または

$$H_a: p > p_0$$

1 標本割合のウィンドウの指定

「標本サイズ」の上部で、次の値を指定または入力できます。

Alpha 検定の有意水準です。デフォルト値は 0.05 です。

割合 真の割合です。既知の割合、もしくは想定される割合を指定します。デフォルト値は 0.1 です。

方法 検出力を求める検定の種類。近似 Agresti-Coull 検定または正確二項検定のいずれかを選択できます。詳細については、「1 標本割合と 2 標本割合」（479 ページ）を参照してください。

片側または両側 検定が片側または両側のどちらであるかを指定します。デフォルトの設定は「両側」です。

ウィンドウの下部で、次の値のうち2つを入力して第3の値を計算させるか、1つだけを入力して他の2つの値のプロットを表示します。

割合の仮説値 帰無仮説における割合の仮説値 (p_0) です。空白にした場合は、他の値を元に算出されます。デフォルト値は0.2です。

標本サイズ 標本サイズです。空白にした場合は、他の値を元に算出されます。「標本サイズ」を空白にする場合は、「割合」と「割合の仮説値」の値が異なっている必要があります。

検出力 希望の検出力です。空白にした場合は、他の値を元に算出されます。

1 標本割合の例

たとえば、過去のデータにおいて不適合品率が0.1である生産ラインがあったとします。 α 水準を0.05、標本サイズを100とし、不適合品率が0.2と異なることを検出する検出力を計算したいとします。

1. 「実験計画(DOE)」 > 「計画の診断」 > 「標本サイズ/検出力」を選択します。
2. 「1 標本割合」をクリックします。
3. 「Alpha」はデフォルトの「0.05」のままにしておきます。
4. 「割合」は「0.1」のままにしておきます。
5. 「方法」は「近似Agresti-Coull検定の正確検出力計算」のままにしておきます。
6. デフォルト値の「両側」を選択したままにしておきます（割合が「割合の仮説値」より大きい小さいかを調べる場合は「片側」を選択します）。
7. 「割合の仮説値」は「0.2」のままにしておきます。
8. 「標本サイズ」に「100」と入力します。
9. 「続行」をクリックします。

「検出力」が約0.7と計算されます（図17.10）。有意水準を「0.05」に設定しているのにも関わらず、実際の有意水準は0.0467になる点に注意してください。

図 17.10 1 標本割合を選択したときの「標本サイズと検出力」ウィンドウ

標本サイズ

1割合

1つの割合が仮説値と異なることを調べる検定。

Alpha Ho: P = Po

割合

方法: 近似Agresti-Coull検定の正確検出力計算 ▾

☒ 両側
☐ 片側

1つの値を入力し、他の2つの値のプロットを見る。

割合の仮説値

標本サイズ

検出力

実際の有意水準 = 0.0467265

2 標本割合

[2 標本割合] を選択した場合、2つの割合 (p_1 と p_2) の差を検出するのに必要な検出力または標本サイズが計算されます。

2 標本割合の場合、帰無仮説は次のとおりです。

$$H_0: p_1 - p_2 = D_0$$

対立仮説 (両側検定) は次のとおりです。

$$H_a: p_1 - p_2 \neq D_0$$

ここで、 p_1 と p_2 は 2つの母集団における割合、 D_0 は割合の差に対する仮説値です。

片側検定の対立仮説は次のいずれかになります。

$$H_a: (p_1 - p_2) < D_0$$

または

$$H_a: (p_1 - p_2) > D_0$$

2 標本割合のウィンドウの指定

2 標本割合のウィンドウでは、次の値を指定します。

Alpha 検定の有意水準です。デフォルト値は0.05です。

割合1 母集団1の割合です。既知の割合、もしくは想定される割合を指定します。デフォルト値は0.5です。

割合2 母集団2の割合です。既知の割合、もしくは想定される割合を指定します。デフォルト値は0.1です。

片側または両側 検定が片側または両側のどちらであるかを指定します。デフォルトの設定は「両側」です。

差の仮説値 帰無仮説における割合の差の仮説値 (D_0) です。空白にした場合は、他の値を元に算出されます。デフォルト値は0.2です。

標本サイズ1 母集団1の標本サイズです。空白にした場合は、他の値を元に算出されます。

標本サイズ2 母集団2の標本サイズです。空白にした場合は、他の値を元に算出されます。

検出力 希望の検出力です。空白にした場合は、他の値を元に算出されます。

次の3つの値のうち、いずれか2つを入力すると、第3の値が計算されます。

- 差の仮説値
- 標本サイズ1 および標本サイズ2
- 検出力

両側検定の標本サイズを求める例

たとえば、シリコンウエハーの2つの生産ラインを管理しているとしましょう。これまでの実験結果から、片方の生産ラインは不適合品率が8%、もう片方は6%であるということが想定されます。ここで、各ラインの不適合品率が等しいという帰無仮説を80%の検出力で棄却するために必要な標本サイズを調べたいとします。

この例に必要な標本サイズを推定するには、次の手順を実行します。

1. 「実験計画(DOE)」 > 「計画の診断」 > 「標本サイズ/検出力」を選択します。
2. 「2 標本割合」をクリックします。
3. 「Alpha」はデフォルトの「0.05」のままにしておきます。
4. 「割合1」として「0.08」を入力します。
5. 「割合2」として「0.06」を入力します。
6. デフォルト値の「両側」を選択したままにしておきます
7. 「差の仮説値」として「0.0」を入力します。
8. 「検出力」として「0.8」を入力します。
9. 「標本サイズ1」と「標本サイズ2」は空白にしておきます。
10. 「続行」をクリックします。

「標本サイズ」ウィンドウに、標本サイズとして「2554」が表示されます (図 17.11)。片側検定も同様に実行できます。単純に、[片側] を選択します。

図 17.11 両側検定の 2 つの割合の差

標本サイズ

2割合
2つの割合が互いに異なることを調べる検定。

Alpha Ho: P1 - P2 = Δo

割合1

割合2

☒ 両側
☐ 片側

差、標本サイズ、検出力のうち2つの値を与えて残りの値を決定。
標本サイズを入力する際は、両グループの標本サイズを入力してください。

差の仮説値

標本サイズ1

標本サイズ2

検出力

実際の有意水準 = 0.0467059
「実際の有意水準」は、P1 = 「割合1」、P2 = P1 - Δo に設定して計算しています。

片側検定の検出力を求める例

新しい抗がん剤の奏効率を評価するとしましょう。従来のある治療は、奏効率が50%といわれています。新しい抗がん剤の奏効率は60%とされています。試験では、患者を無作為にこれらの群に割り付けるとします。この実験には800人の患者が参加します(群ごとに400人)。この例での目的は、差の仮説値が0.01、 α 水準が0.05であるとして、検定の検出力を計算することです。割合の差が0.01より大きいかどうかを調べるため、片側検定を使用します。

1. [実験計画(DOE)] > [計画の診断] > [標本サイズ/検出力] を選択します。
2. [2 標本割合] をクリックします。
3. 「Alpha」はデフォルトの「0.05」のままにしておきます。
4. 「割合1」として「0.6」を入力します。
5. 「割合2」として「0.5」を入力します。
6. [片側] を選択します。
7. 「差の仮説値」として「0.01」を入力します。
8. 「標本サイズ1」として「400」を入力します。
9. 「標本サイズ2」として「400」を入力します。
10. 「検出力」は空白にします。
11. [続行] をクリックします。

図17.12の「2割合」ウィンドウでは、「検出力」の推定値が0.82と計算されています。

図17.12 片側検定の2つの割合の差

標本サイズ

2割合
2つの割合が互いに異なることを調べる検定。

Alpha Ho: $P_1 - P_2 = \Delta_0$

割合1

割合2

☐ 両側
☒ 片側

差、標本サイズ、検出力のうち2つの値を与えて残りの値を決定。
標本サイズを入力する際は、両グループの標本サイズを入力してください。

差の仮説値

標本サイズ1

標本サイズ2

検出力

実際の有意水準 = 0.0513319

「実際の有意水準」は、 $P_1 = \text{割合1}$ 、 $P_2 = P_1 - \Delta_0$ に設定して計算しています。

つまり、有意水準を0.05とし、2つのグループの標本サイズをそれぞれ400とした場合は、帰無仮説を約82%の確率で棄却できることがわかります。実際の有意水準が、名目的な有意水準である0.05よりわずかに大きく、0.0513になっている点に注意してください。

ユニットあたり度数

「標本サイズと検出力」ウィンドウ（図17.1）の[ユニットあたり度数]は、1つのユニットに複数の不適合が生じる場面での標本サイズ計算に用います。1つの「ユニット」は、特定の大きさをもつ範囲として定義されます。度数としては、小数点を含む数値や大きな値を指定することもできます。

特定の大きさの範囲で観測される不適合数は、Poisson分布に従うのが普通ですが、JMPでは範囲および不適合数が正規近似で計算できる程度に大きいと想定されています。

次の点について検討してみましょう。

- 1ユニットあたりの不適合数が、指定の限界内に収まるかどうか。
- 1ユニットあたりの不適合数が、指定の限界より大きいか、小さいか。

「ユニットあたり度数」ウィンドウには、次のオプションがあります。

Alpha 検定の有意水準です。デフォルト値は0.05です。

ユニットあたりベースライン度数 ユニットあたりの不適合数の目標値です。デフォルト値は0.1です。

検出する差 検定で比較の対象となる、検出可能な最小の差を指します。ユニットあたりの不適合数で指定します。空白にした場合は、他の値を元に算出されます。

標本サイズ 標本サイズです。空白にした場合は、他の値を元に算出されます。

検出力 希望の検出力です。空白にした場合は、他の値を元に算出されます。

「ユニットあたり度数」ウィンドウに、有意水準（「Alpha」）と「ユニットあたりベースライン度数」を入力します。次に、残りのフィールドのうち2つを入力し、第3の値を計算させます。検定の種類は、片側の変化を検出する片側検定です。「検出する差」には、「ユニットあたりベースライン度数」（ユニットあたりの不適合数）からの差を入力します。ユニットの個数として標本サイズが計算されます。なお、標本サイズは整数に丸められます。

「ユニットあたり度数」の例

たとえばシリコンウエハーの生産工程で、ウエハー1つあたりの不適合数の目標値が4に設定されているとしましょう。ここで、有意水準を0.05として、ウエハーあたりの不適合数が目標値より1個以内に収まっているかどうか、新しい工程を検証したいとします。「ユニットあたり度数」ウィンドウで、次の手順を実行します。

1. 「Alpha」（新しい工程での不適合数が目標値4になっているのに、その帰無仮説を棄却してしまう確率）は「0.05」のままにしておきます。
2. 「ユニットあたりベースライン度数」として「4」（ウエハー1つあたりの不適合数の目標値）を入力します。
3. 「検出する差」として「1」を入力します。
4. 1より大きい変化（つまりウエハー1つあたりの不適合数が5を超える変化）を検出する確率（検出力）として「0.9」を入力します。このような状況設定では、 α が生産者リスク、 β が消費者リスクと呼ばれることもあります。
5. 「続行」をクリックすると、標本サイズが38と計算されます（図17.13）。この値は、整数に丸めてあります。

生産工程におけるシフトを検出するには、約38枚のシリコンウエハーが必要であることがわかりました。

図 17.13 「ユニットあたり度数」ウィンドウの例

シグマクオリティの水準

シグマクオリティの水準は、与えられた不適合率をシックスシグマで表した単純な統計量です。たとえば、機会数を100万とした場合、不適合数3.397は、シックスシグマに準拠します。シグマクオリティの水準は、次の式で計算されます。

$$\text{シグマクオリティの水準} = \text{NormalQuantile}(1 - \text{不適合数} / \text{機会数}) + 1.5$$

「標本サイズと検出力」ウィンドウで次の3つの値のうち2つを入力して、シグマクオリティの水準を計算できます。

- 不適合数
- 機会数
- シグマクオリティの水準

「続行」をクリックすると、入力されなかった第3の値が算出されます。

シグマクオリティの水準の例

例として、機会数を100万、不適合数を50としたときのシグマクオリティの水準を計算してみましょう。

1. 「実験計画(DOE)」>「計画の診断」>「標本サイズ/検出力」を選択します。
2. 「シグマクオリティの水準」ボタンをクリックします。
3. 「不適合数」として「50」を入力します。
4. 「機会数」として「1000000」を入力します（図17.14の左側のウィンドウを参照）。
5. 「続行」をクリックします。

その結果、シグマクオリティの水準が5.39と算出されます（図17.14の右側のウィンドウを参照）。

図17.14 シグマクオリティの水準の例1

Figure 17.14 shows two screenshots of the 'NormalQuantile' dialog box. The left screenshot shows the 'NormalQuantile(1-不適合数/機会数)+1.5' formula with inputs for '不適合数' (50) and '機会数' (1000000), resulting in a 'シグマクオリティの水準' of 5.3905918864. The right screenshot shows the same inputs but with the result highlighted in a red box.

不適合数の計算例

機会数が100万のとき、不適合数がいくつであれば「シグマクオリティの水準」が「シックスシグマ」になるかを計算するには、次の手順を実行します。

1. [実験計画(DOE)] > [計画の診断] > [標本サイズ/検出力] を選択します。
2. [シグマクオリティの水準] ボタンをクリックします。
3. 「シグマクオリティの水準」として「6」を入力します。
4. 「機会数」として「1000000」を入力します（図17.14の左側のウィンドウを参照）。
5. 「不適合数」は空白にしておきます。
6. [続行] をクリックします。

その結果、「不適合数」が3.4を超えてはならないことがわかります（図17.15の右側のウィンドウを参照）。

図17.15 シグマクオリティの水準の例2

Figure 17.15 shows two screenshots of the 'NormalQuantile' dialog box. The left screenshot shows the 'NormalQuantile(1-不適合数/機会数)+1.5' formula with inputs for '不適合数' (blank) and '機会数' (1000000), resulting in a 'シグマクオリティの水準' of 6. The right screenshot shows the same inputs but with the result highlighted in a red box.

信頼性試験と信頼性実証の計画

「信頼性試験計画」と「信頼性実証」を使用して、信頼性試験と信頼性実証（reliability demonstration）に必要な標本サイズを計算できます。

信頼性試験計画

「信頼性試験計画」を選択すると、故障時間や故障確率を推定するために必要な標本サイズ、打ち切り時間、または推定精度を計算できます。

「信頼性試験計画」ウィンドウを起動するには、「実験計画(DOE)」>「計画の診断」>「標本サイズ/検出力」を選択し、「信頼性試験計画」をクリックします。図17.16は、「信頼性試験計画」ウィンドウを示しています。

図17.16 「信頼性試験計画」ウィンドウ

「信頼性試験計画」ウィンドウには、次のオプションがあります。

Alpha 有意水準です。1から信頼水準を引いた値です。

分布 故障時間や故障確率を求めるときに仮定する確率分布です。いずれかの確率分布を選択すると、その分布に関連するパラメータが表示されます。

精度の指標 精度の指標です。以下の説明では、UとLは推定対象の値（時間または故障確率）の上側と下側の信頼限界を表し、Tは指定された分布に対する真の時間または真の故障確率を表します。

【区間比】は、上側限界と下側限界の比の平方根です。計算式は $\sqrt{U/L}$ です。

【両側区間の絶対幅】は上側限界と下側限界の差です。計算式は $U-L$ です。

【下側片側区間の絶対幅】は真の値から下側限界を引いた値です。計算式は $T-L$ です。

【両側区間の相対幅】は上側限界と下側限界の差を真の値で割って求めます。計算式は $(U-L)/T$ です。

【下側片側区間の相対幅】は真の値と下側限界の差を真の値で割って求めます。計算式は $(T-L)/T$ です。

目標 実験の目的として、次のいずれかを選択します。

- － 故障確率に対する時間を推定: 故障確率 $p=$
- － 時間に対する故障確率を推定: 時間 $t=$

累積確率プロット 指定した分布の累積確率関数がプロットされます。時間を推定する場合は、指定した故障確率に対する真の時間を読み取ることができます。逆に、故障確率を推定する場合は、指定した時間に対する真の故障確率を読み取ることができます。

標本サイズ 信頼性試験で必要とするユニットの個数です。

打ち切り時間 信頼性試験を実行する時間の長さです。

精度 精度です。この値は、上で選択する「精度の指標」に対応します。

大標本近似の共分散行列 分布の位置パラメータと尺度パラメータの分散共分散行列の推定値が表示されます。

続行 このボタンをクリックすると、計算が行われます。

戻る このボタンをクリックすると、「標本サイズと検出力」ウィンドウに戻ります。

【続行】ボタンをクリックすると、2つの追加の統計量が表示されます。

故障数の期待値 指定した信頼性試験で期待される故障数です。

故障が3個未満である確率 指定した信頼試験の結果、故障数が3個未満になる確率です。分布のパラメータを確実に推定するためには、故障数が3個以上である必要があるため、この確率は重要です。故障数が1個または2個の場合、推定値は不安定になります。この確率が大きい場合は、分布のパラメータを推定するのに十分な数の故障が生じないリスクが生じるため、計画を見直した方が賢明です。標本サイズを大きくするか、打ち切り時間を延長すると、故障が3個未満になる確率は小さくなります。

例

ある企業が新製品を開発しました。そこで、20%の製品が故障するまでの時間を推定するために必要な標本サイズを調べる必要があります。「精度の指標」は「両側区間の絶対幅」、「精度」は200時間とします。つまり、故障時間の信頼区間を計算したときに、その上側限界と下側限界の差が約200時間となるような試験を計画します。実験は2500時間かけて実施します。類似製品について実施した実験結果から、故障分布は、パラメータ(2000, 3)のWeibull分布にほぼ従っていると想定されます。

必要な標本サイズを計算するには、次の手順を実行します。

1. [実験計画(DOE)] > [計画の診断] > [標本サイズ/検出力] を選択します。
2. [信頼性試験計画] を選択します。
3. 「分布」リストから [Weibull] を選択します。
4. 「Weibull α 」パラメータとして「2000」を入力します。
5. 「Weibull β 」パラメータとして「3」を入力します。
6. 「精度の指標」リストから [両側区間の絶対幅] を選択します。
7. [故障確率に対する時間を推定: 故障確率 $p=$] を選択します。
8. 「 p 」として「0.2」を入力します。
9. 「打ち切り時間」として「2500」を入力します。
10. 「精度」として「200」を入力します。
11. [続行] をクリックします。図17.17に結果を示します。

図17.17 信頼性試験計画の結果

標本サイズ	217
打ち切り時間	2500
精度	200
故障数の期待値	186.2229
故障が3個未満である確率	7.4e-179

「精度」を200時間とし、故障確率20%に対する時間を推定する場合、必要な標本サイズは217ユニットとなります。また、「故障が3個未満である確率」が低いので、この試験では、分布パラメータを確実に推定するだけの十分な故障が生じる可能性が高いと判断できます。

信頼性実証

信頼性実証試験(reliability demonstration)では、指定数のユニットを指定した期間にわたって試験します。そして、故障数が k 個未満だった場合に、実証試験に合格し、製品の信頼性が標準(スタンダード)以上であると結論づけます。

[信頼性実証] を選択すると、指定した信頼性標準を製品が満たしているかどうかを実証するのに必要な標本サイズと試験期間を計算できます。

「信頼性実証」ウィンドウを起動するには、[実験計画(DOE)] > [計画の診断] > [標本サイズ/検出力] を選択し、[信頼性実証] をクリックします。図 17.18 は、「信頼性実証」ウィンドウを示しています。

図 17.18 「信頼性実証」ウィンドウ

「信頼性実証」ウィンドウには、以下のオプションがあります。

Alpha 有意水準です。

分布 想定する故障分布です。分布を選択した後、[分布] メニューの下のテキストボックスに、分布の尺度パラメータを指定します。

許容される故障数の上限 実証試験中に許容される故障数の上限です。故障数がここに指定した数以下の場合、実証試験に合格したとみなします。

時間 満たすべき信頼性標準の時間成分（標準時間）を指定します。

生存確率 満たすべき信頼性標準の生存確率成分を指定します。

実証試験の時間 実証試験を行う期間です。

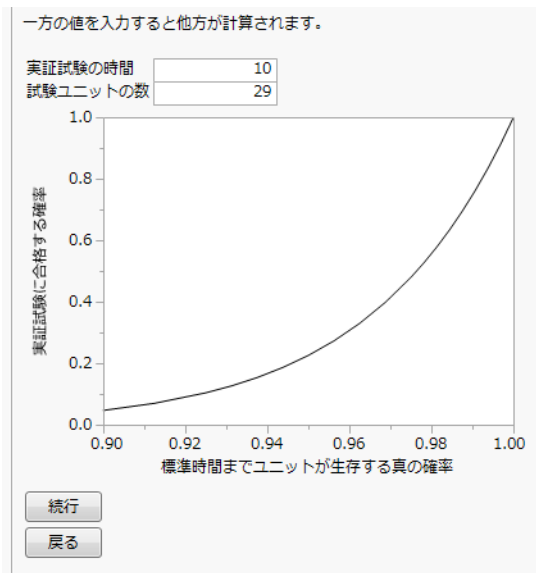
試験ユニットの数 実証試験で用いるユニットの個数です。

続行 このボタンをクリックすると、計算が行われます。

戻る このボタンをクリックすると、「標本サイズと検出力」ウィンドウに戻ります。

[続行] ボタンをクリックすると、プロットが表示されます（図 17.19 を参照）。

図17.19 信頼性実証プロット



信頼性実証試験を行うにあたって、通常、製品が特定の時間においてどれだけ故障しないかは分かりません。そこで、標準時間における生存確率に対して、実証試験に合格する確率（信頼性が標準以上であると結論する確率）をプロットしたグラフを描いています。この曲線が右上がりになっているのは、信頼性が高くなるほど（故障しにくくなるほど）、試験に合格する確率が高くなることを示しています。

例

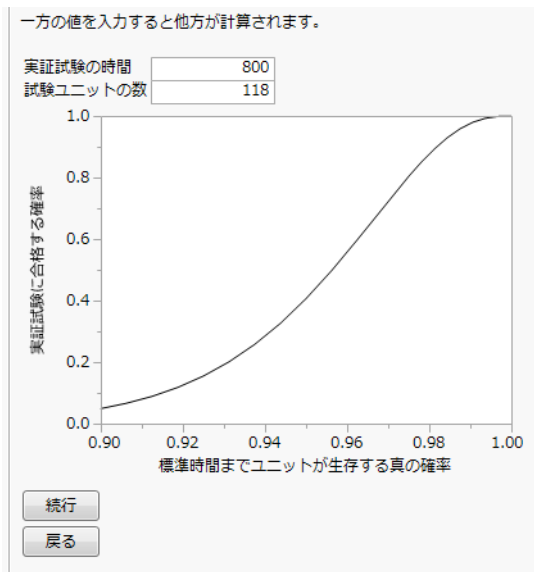
ある企業では、過去のデータから、信頼性の標準は1000時間後に生存確率90%であると決めています。そして、今度リリースされる新製品の信頼性を評価するために必要な標本サイズを求めようとしています。類似製品に対するこれまでの試験から、故障分布はWeibull分布で、 β パラメータは3であると判明しています。この企業では、信頼性実証試験を800時間かけて実施し、故障数が2以下の場合に試験に合格したと結論づけたと思っています。

必要な標本サイズを計算するには、次の手順を実行します。

1. [実験計画(DOE)] > [計画の診断] > [標本サイズ/検出力] を選択します。
2. [信頼性実証] を選択します。
3. 「分布」リストから [Weibull] を選択します。
4. 「Weibull β 」パラメータとして「3」を入力します。
5. 「許容される故障数の上限」として「2」を入力します。
6. 「時間」として「1000」を入力します。
7. 「生存確率」として「0.9」を入力します。
8. 「実証試験の時間」として「800」を入力します。

9. [続行] をクリックします。図 17.20 に結果を示します。

図 17.20 信頼性実証試験の結果



この実証試験では、118のユニットを試験する必要があります。そして、800時間後の故障数が2個以下の場合、新製品の信頼性は標準以上であると結論できます。

第18章

選択モデル計画

最適な製品プロファイルを選ぶための計画を作成する

選択実験（**離散選択実験**とも呼ばれる）とは、複数の選択肢の中からいずれかを選択してもらう実験です。選択実験では、いくつかの製品候補（製品プロファイル）を回答者に提示します。それぞれの製品候補は異なる属性で構成されています。回答者は、提示された複数の製品候補の中から、気に入ったものを1つ選択します。たとえば、コンピューターメーカーが新製品のノートパソコンをどういった構成にするかを決めるのであれば、CPU速度・ハードディスク容量・ディスプレイの大きさ・バッテリー駆動時間・価格といった属性のどれを消費者が重視しているかに興味があるでしょう。選択実験では、消費者がどの属性を相対的に重視しているかを捉え、属性間のトレードオフをふまえて、最適な属性の組み合わせを求めることができます。

選択実験の結果は、離散選択モデル（選択型データに対するコンジョイント分析）で分析します。『消費者調査』の「選択モデル」章を参照してください。

図18.1 8通りの選択肢集合から成る調査

	選択肢集合	選択肢ID	Disk Size	Speed	Battery Life	Price
1	1	1	40 GB	2.0 GHz	6 Hrs	\$1000
2	1	2	80 GB	1.5 GHz	4 Hrs	\$1500
3	2	1	80 GB	1.5 GHz	4 Hrs	\$1200
4	2	2	40 GB	1.5 GHz	6 Hrs	\$1500
5	3	1	40 GB	1.5 GHz	4 Hrs	\$1200
6	3	2	80 GB	2.0 GHz	6 Hrs	\$1500
7	4	1	40 GB	2.0 GHz	4 Hrs	\$1000
8	4	2	80 GB	1.5 GHz	6 Hrs	\$1500
9	5	1	80 GB	2.0 GHz	6 Hrs	\$1200
10	5	2	40 GB	1.5 GHz	6 Hrs	\$1000
11	6	1	40 GB	1.5 GHz	4 Hrs	\$1500
12	6	2	80 GB	1.5 GHz	6 Hrs	\$1000
13	7	1	80 GB	1.5 GHz	4 Hrs	\$1000
14	7	2	40 GB	2.0 GHz	6 Hrs	\$1200
15	8	1	80 GB	1.5 GHz	6 Hrs	\$1200
16	8	2	80 GB	2.0 GHz	4 Hrs	\$1500

選択モデル計画の概要

離散選択実験は、製品の設計工程で役立ちます。たとえば、特定の市場に向けて、どの製品機能を優先するかを判断して、購買意欲をそそりそうな設計にすることができます。「選択モデル計画」プラットフォームでは、製品の属性を因子として実験を作成します。調査対象に含める属性と値を適切に選択することが、非常に重要となります。消費者の決断に影響を与えそうな属性は、すべて含めるようにしてください。選択実験の計画に関するガイドラインなど、詳細については [Sall \(2008\)](#) を参照してください。

選択モデル計画の用語

選択モデル計画では、以下の用語を使用します。

- **属性**は、製品を特徴付ける要素です。
- **プロファイル**は、製品の属性が指定された状態です。
- **選択肢集合**は、複数のプロファイルの組み合わせです。
- **調査**は、数種類の選択肢集合から構成されます。
- **部分的なプロファイル**は、それぞれの選択肢集合において一定数の属性のみを変化させたプロファイルです。その他の属性の値は固定します。

離散選択実験では、数通りの選択肢集合を予め用意しておいて、そのうちのいずれかを回答者に提示します。1つ1つの選択肢集合は、回答者が判断しやすいよう、通常、少数のプロファイルで構成します。回答者は、1つの選択肢集合ごとに、好きなプロファイルを1つだけ選択します。たとえば、ノートパソコンの場合は、処理速度・ハードディスク容量・ディスプレイの大きさ・バッテリー駆動時間・価格などの属性があります。これらの属性を組み合わせたものが、プロファイル（製品プロファイル）になります。各選択肢集合に2つのプロファイルしかない場合には、回答者は、それら2つのうちのいずれか好きなほうを選択することになります。

属性が多数ある場合は、選択肢集合ごとに**部分的なプロファイル**を含めるような調査を作成することもできます。この場合、それぞれの選択肢集合において一定数の属性のみを変化させ、他の属性の値は固定します。そうすることで、回答者が判断しやすくなります。

Bayes 流の D- 最適化基準

離散選択モデルは、パラメータに関して非線形です。そのため、選択モデル計画の効率性は、パラメータの値に依存します（そして、このパラメータの値は、通常、未知です）。「選択モデル計画」プラットフォームでは、Bayes 流の方法に基づいています。分析者によって指定されたパラメータ値の事前分布に基づき、計画を最適化します。そのとき、Bayes 流の D-最適化基準が使われますが、これは、情報量行列の行列式の対数の、事前分布に関する期待値です。「選択モデル計画」プラットフォームでは、指定された事前分布からこの期待値を計算し、それを最大化するような計画を探し出します。詳細については、「[Bayes 流の D-最適化計画](#)」(514 ページ) および Kessels et al. (2011) を参照してください。

また、以下のような計画を生成することもできます。

- 効用中立な計画。この計画は、選択肢集合に含まれるどのプロファイルも同じ確率で選択されるという仮定から求められます。事前平均が0に設定されます。
- 局所的なD-最適計画。この計画では、事前分布情報として、平均は考慮しますが、共分散行列は含めません。

効用中立な計画と、局所的なD-最適計画については、「[効用中立な計画と局所的なD-最適計画](#)」(515ページ)を参照してください。

選択モデル計画の例

実験について

この例では、あるカフェが、顧客の大部分に満足してもらえる理想的なコーヒーを淹れたいと考えています。このカフェの経営者に、顧客の嗜好に影響する因子を特定するように依頼されたとしましょう。具体的には、以下の因子（属性）のどの値の組み合わせが、理想的なコーヒーを生み出すのかを調べる必要があります。

- 挽きの粗さ（Medium（中）またはCoarse（粗い））
- 温度（195°、200°、205°）
- 時間（3分、3.5分、4分）
- 豆の量（湯1オンスあたり1.6グラム、2グラム、2.4グラム）

因子の水準を変えて組み合わせたものが、**プロファイル**になります。ここで、ひとりずつにあらゆる組み合わせを味見してもらい、好みを聞き取るという方法は、現実的ではありません。一方、少数のプロファイルから構成される**選択肢集合**を用意して、その中から好きなプロファイルを選んでもらうという方法であれば、回答するのが簡単です。

この例では、選択肢集合を何通りか用意し、それぞれから好きな味を選んでもらうような実験を計画します。計画の内容は次のとおりです。

- 回答者: 10人
- 選択肢集合: 12通り
- 選択肢集合に含まれるプロファイル: 2つ
- 各回答者に、12通りの選択肢集合すべてを含む調査を1種類実施する

この実験を行うと、回答者ごとに12件の回答を得られます。これらの好みを分析して、どのようにコーヒーを淹ればできるだけ多くの人々においしいと思ってもらえるかを特定します。

計画の作成

因子は、手動で入力するか、または因子と設定が含まれている既存のテーブルからロードします。この例では、手順を簡略化するため、既存のテーブルを使用します。新しい実験を計画する場合は、最初に因子を手動で入力してください。因子を手動で入力する方法については、「[属性](#)」(508ページ)を参照してください。

1. **【実験計画(DOE)】** > **【消費者調査】** > **【選択モデル計画】** を選択します。

2. [ヘルプ] > [サンプルデータライブラリ] を選択し、「Design Experiment」フォルダ内の「Coffee Choice Factors.jmp」を開きます。
3. 「選択モデル計画」の赤い三角ボタンをクリックし、[因子のロード] を選択します。

図18.2 「選択モデル計画」で属性を定義

選択モデル計画

属性

因子の追加 ▼ 削除 N個の因子を追加 1

名前	役割	属性水準	
▼ 挽き	カテゴリカル	Coarse	Medium
▲ 温度	連続変数	195	205
▲ 時間	連続変数	3	4
▲ 豆の量	連続変数	1.6	2.4

属性の指定

ボタンをクリックしてカテゴリカルな属性を追加。属性を編集するには、その名前または水準をダブルクリック。

続行

4. [続行] をクリックします。
5. 「モデルの設定」アウトラインを開きます。
この例では、4つの因子の主効果を含むモデルにのみ興味があります。もしも、その他の効果も推定する計画を作成したい場合は、このアウトラインで適宜追加してください。
6. 「計画の生成」パネルで、以下の操作を行います。
 - 「1 選択肢集合内で変更できる属性の個数」は、「4」のままにします。
 - 「1 選択肢集合あたりのプロファイルの個数」は、「2」のままにします。
 - 「1 アンケートあたりの選択肢集合の個数」に、「12」と入力します。
この例では、回答者は12通りの選択肢集合を評価します。
 - 「アンケートの種類数」は、「1」のままにします。
 - 「1 アンケートに対する被験者数」に、「10」と入力します。
この例では、10人の回答者がいます。

図18.3 設定後の「計画の生成」パネル

計画の生成

4 1選択肢集合内で変更できる属性の個数

2 1選択肢集合あたりのプロファイルの個数

12 1アンケートあたりの選択肢集合の個数

1 アンケートの種類数

10 1アンケートに対する被験者数

計画の作成

戻る

メモ: 乱数シード値（手順7）を設定すると、以下の数値例と同じ結果が得られます。同じ結果でなくとも良い場合は、この手順は不要です。

7. (オプション)「選択モデル計画」の赤い三角ボタンをクリックし、[乱数シード値の設定]を選択します。「12345」と入力して[OK]をクリックします。

8. [計画の作成]をクリックします。

選択肢集合は12個あり、それぞれが2つのコーヒープロファイルで構成されています。

9. [プロファイルと応答を別々のテーブルに作成]を選択します。

こうすると、「選択モデル プロファイル」という名前のデータテーブルに、選択肢集合の情報が表示されます。また、「選択モデル 応答」という名前のもう1つのデータテーブルが作成され、応答の入力に利用できます。

10. [テーブルの作成]をクリックします。

「選択モデル プロファイル」テーブルに、2つのプロファイルから成る選択肢集合が12通り表示されます。「選択モデル 応答」テーブルの「応答の指示変数」の列に結果を記録できます。選択されたプロファイルに「1」、選択されなかったプロファイルに「0」と入力します。どちらも選択されなかった場合には、両方のプロファイルに「0」と入力するか、または欠測値のままにします。

「選択モデル プロファイル」テーブルには「選択モデル」というスクリプトが作成され、実験結果の分析に使用できます。このスクリプトを実行すると、「選択モデル」起動ウィンドウが開き、必要な項目が自動的に入力されます。選択モデルの詳細については、『消費者調査』の「選択モデル」章を参照してください。

選択モデル計画の分析例

たとえば、新型ノートパソコンを企画しているコンピュータメーカーが、企画段階において、消費者の好みを調べたいと考えているとしましょう。そのために、2つのプロファイルの組み合わせから成る計画を作成し、10人の回答者を対象に調査することになりました。この選択モデル計画の目的は、潜在的なノートパソコンの購買者が、以下の4つの属性の組み合わせについてどう感じるかを調べることです。

- ハードディスクの容量 (40GB／80GB)
- CPUの処理速度 (1.5GHz／2.0GHz)

- バッテリー駆動時間（4 時間／6 時間）
- 価格（1000 ドル／1200 ドル／1500 ドル）

10 人を対象とした計画を作成する前に、まず、1 人だけを対象に小規模のパイロット調査を行います。その後、この調査結果を分析して、パラメータ推定値を事前情報として使用し、10 人を対象とする最終調査を計画します。手順は次のとおりです。

- 「パイロット調査のための選択モデル計画の作成」（500 ページ）
- 「パイロット調査の分析」（501 ページ）
- 「事前情報を使った最終選択実験の計画」（503 ページ）

パイロット調査のための選択モデル計画の作成

この節では、1 人の回答者を対象とした選択モデル計画を作成します。

因子と水準の定義

この例では、既存のテーブルから因子をロードします。新しい実験を独自に計画するときは、手動で因子を入力してください。

1. [実験計画 (DOE)] > [消費者調査] > [選択モデル計画] を選択します。
2. [ヘルプ] > [サンプルデータライブラリ] を選択し、「Design Experiment」フォルダの「Laptop Factors.jmp」を開きます。
3. 「選択モデル計画」の赤い三角ボタンをクリックし、「因子のロード」を選択します。

図 18.4 「選択モデル計画」で属性を定義

選択モデル計画

属性

因子の追加

削除

N 個の因子を追加

1

名前	役割	属性水準		
▼ ディスク容量	カテゴリカル	40 GB	80 GB	
▼ 速度	カテゴリカル	1.5 GHz	2.0 GHz	
▼ バッテリー駆動時間	カテゴリカル	4 Hrs	6 Hrs	
▼ 価格	カテゴリカル	\$1500	\$1200	\$1000

属性の指定

ボタンをクリックしてカテゴリカルな属性を追加。属性を編集するには、その名前または水準をダブルクリック。

続行

計画の作成

1. [続行] をクリックします。

このパイロット調査は、1 人の回答者を対象に行います。「モデルの設定」、「事前分布の設定」、「計画の生成」の各パネルは、すべてデフォルト値のままで適切です。

2. [計画の作成] をクリックします。

メモ: 選択モデル計画はランダムな開始点を使って生成されるので、図18.5の例とは異なる計画が作成されます。

図18.5 パイロット計画

▼ 選択モデル計画

属性

モデル

計画

選択肢集合	ディスク容量	速度	バッテリー駆動時間	価格
1	80 GB	1.5 GHz	6 Hrs	\$1000
1	40 GB	2.0 GHz	4 Hrs	\$1500
2	80 GB	2.0 GHz	6 Hrs	\$1500
2	80 GB	1.5 GHz	4 Hrs	\$1200
3	40 GB	2.0 GHz	4 Hrs	\$1000
3	80 GB	1.5 GHz	6 Hrs	\$1200
4	40 GB	2.0 GHz	6 Hrs	\$1000
4	40 GB	1.5 GHz	4 Hrs	\$1500
5	40 GB	1.5 GHz	4 Hrs	\$1000
5	80 GB	2.0 GHz	4 Hrs	\$1200
6	40 GB	2.0 GHz	6 Hrs	\$1200
6	80 GB	1.5 GHz	4 Hrs	\$1000
7	80 GB	1.5 GHz	6 Hrs	\$1500
7	80 GB	2.0 GHz	4 Hrs	\$1200
8	80 GB	2.0 GHz	4 Hrs	\$1500
8	40 GB	1.5 GHz	6 Hrs	\$1200

☐ プロファイルと応答を別々のテーブルに作成
 ☒ プロファイルと応答を1つのテーブルに作成

テーブルの作成

戻る

この調査には、選択肢集合が8つあり、それぞれが2つのプロファイルで構成されています。

3. [プロファイルと応答を1つのテーブルに作成] が選択されていることを確認します。

このオプションを選択すると、選択肢集合と調査結果が1つのテーブルにまとめられます。

4. [テーブルの作成] をクリックします。

この調査は、事前情報なしで計画されたものです。そのため、これらの選択肢集合から有用な情報を引き出せるとは限りません。1人の回答者を対象としたパイロット調査を行い、その結果を分析して得られた事前情報を使用して、最終調査を計画しましょう。

パイロット調査の分析

パイロット調査計画が出来上がったので、1人の回答者を対象に調査を実施しましょう。それぞれの選択肢集合からプロファイルを1つずつ選択してもらいます。回答者が選択したプロファイルに「1」、選択しなかったプロファイルに「0」を入力します。結果の分析には、「選択モデル」プラットフォームを使用します。

メモ: 「選択モデル」プラットフォームの詳細については、『消費者調査』の「選択モデル」章を参照してください。

1. [ヘルプ]>[サンプルデータライブラリ]を選択し、「Design Experiment」フォルダの「Laptop Design.jmp」を開きます。
2. 「選択モデル」スクリプトを実行します。

図18.6 「選択モデル」起動ウィンドウ

1人の回答者を対象とした1種類の調査なので、「選択肢集合」が唯一のグループ変数となっています。

3. [モデルの実行] をクリックします。

図18.7 パイロット調査のパラメータ推定値

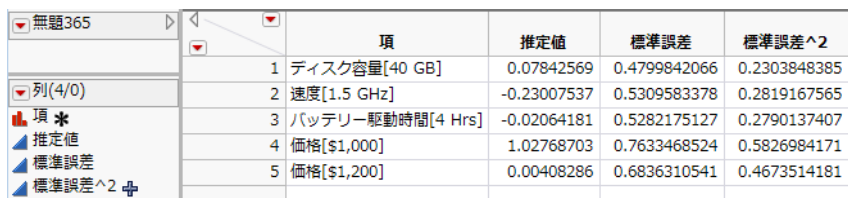
パラメータ推定値		
項	推定値	標準誤差
ディスク容量[40 GB]	0.07842569	0.4799842066
速度[1.5 GHz]	-0.23007537	0.5309583378
バッテリー駆動時間[4 Hrs]	-0.02064181	0.5282175127
価格[\$1,000]	1.02768703	0.7633468524
価格[\$1,200]	0.00408286	0.6836310541
AICc	43.502361	
BIC	13.899569	
(-2)*対数尤度	3.5023614	
(-2)*Firth対数尤度	-2.067514	
勾配で収束しました		
Firth/バイアス調整推定値		

10人の回答者を対象とした最終的な選択モデル計画を作成するために、パラメータ推定値の事前平均と事前分散が必要です。図18.7の「推定値」および「標準誤差」の列に、パラメータの平均値および標準誤差の推定値がそれぞれ示されています。この標準誤差を、標準偏差の事前推定値として使用します。次に、各属性の分散の推定値を計算するために、JMPのテーブルを作成し、標準誤差の2乗を計算しましょう。

4. 「パラメータ推定値」レポートで右クリックし、[データテーブルに出力] を選択します。
5. 新しく作成されたデータテーブルで「標準誤差」列の見出しを右クリックして、[計算式列の新規作成] > [変換] > [平方] を選択します。

データテーブルに、「標準誤差^2」という列が追加されます。この値を事前分散の推定値として、選択モデルのパラメータに対して使用できます。

図18.8 分散の推定値が右端の列に追加された「無題」データテーブル



項	推定値	標準誤差	標準誤差^2
1 ディスク容量[40 GB]	0.07842569	0.4799842066	0.2303848385
2 速度[1.5 GHz]	-0.23007537	0.5309583378	0.2819167565
3 バッテリー駆動時間[4 Hrs]	-0.02064181	0.5282175127	0.2790137407
4 価格[\$1,000]	1.02768703	0.7633468524	0.5826984171
5 価格[\$1,200]	0.00408286	0.6836310541	0.4673514181

メモ: この時点では、「無題」データテーブルをまだ閉じないでください。

事前情報を使った最終選択実験の計画

この節では、パイロット調査で得た事前情報を使用して、最終計画を作成します。この最終計画は、10人の回答者を対象に実施します。

1. [ヘルプ] > [サンプルデータライブラリ] を選択し、「Design Experiment」フォルダの「Laptop Factors.jmp」を開きます。
2. [実験計画(DOE)] > [消費者調査] > [選択モデル計画] を選択します。
3. 「選択モデル計画」の赤い三角ボタンをクリックし、[因子のロード] を選択します。
4. [続行] をクリックします。
5. 「選択モデル計画」ウィンドウの「事前平均」アウトラインに、「無題」テーブルの「推定値」列の値を入力します (図18.9)。

「無題」テーブルの列全体をコピーしてから、「事前平均」アウトラインの「事前平均」のすぐ下の「ディスク容量」のテキストボックスをクリックし、右クリックして [貼り付け] を選択することもできます。

6. 「選択モデル計画」ウィンドウの「事前分散行列」アウトラインの対角線上のテキストボックスに、「無題」のテーブルの「標準誤差^2」列の値を入力します (図18.9)。入力1つずつ行ってください。値は小数点3桁に四捨五入されます。

図18.9 パイロット調査で得た事前平均と事前分散

事前分布の設定

☐ 事前分布の指定をすべて無視。効用中立な計画を生成。

事前平均

効果	事前平均
ディスク容量	0.078
速度	-0.23
バッテリー駆動時間	-0.02
価格 1	1.028
価格 2	0.004

☐ 事前分散の指定を無視。事前平均に局所的である計画を生成。

事前分散行列

効果	ディスク容量	速度	バッテリー駆動時間	価格 1	価格 2
ディスク容量	0.230	0.000	0.000	0.000	0.000
速度		0.282	0.000	0.000	0.000
バッテリー駆動時間			0.279	0.000	0.000
価格 1				0.583	0.000
価格 2					0.467

7. 「計画の生成」パネルで、「アンケートの種類数」を2、「1 アンケートに対する被験者数」を5とします。

こうすると、全部で10人の回答者を対象とした2種類の調査が作成されます。

8. [計画の作成] をクリックします。

9. [テーブルの作成] をクリックします。

作成された計画テーブルには、160行あります。10人の回答者それぞれに対して、16行ずつという構成です。1人につき選択肢集合が8通りあり、それぞれに2つのプロファイルが含まれます。調査は2種類あり、それぞれを5人に割り当てます。つまり、2つのプロファイル * 8通りの選択肢集合 * 2種類の調査 * 5人の回答者 = 160行となります。

10人の回答者を対象とした最終計画が出来上がりました。

計画を実行し、結果を分析する

この節では、最終計画から得た結果を分析します。価格などの商品属性を変更すると、消費者にとってのノートパソコンの望ましさはどのように変化するでしょうか。製品に対する望ましさを、製品の効用値 (utility value) といいます。

有意な属性を特定する

1. [ヘルプ] > [サンプルデータライブラリ] を選択し、「Design Experiment」フォルダの「Laptop Results.jmp」を開きます。
2. 「選択モデル」スクリプトを実行します。

図18.10 「選択モデル」 起動ウィンドウ

複数の回答者を対象とした数種類の調査なので、「回答者」、「調査」、「選択肢集合」という3つのグループ変数があります。

3. 「モデルの実行」をクリックします。

図18.11 ノートパソコンに関する最終計画の分析



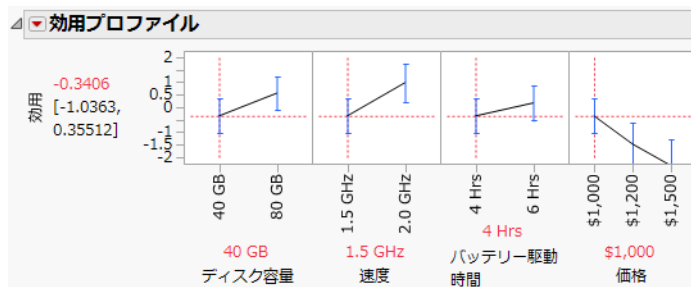
「効果の要約」と「尤度比検定」を見ると、「ディスク容量」、「速度」、「価格」が有意水準0.05で有意となっています。「バッテリー駆動時間」は、やや有意ではありません。

効用の分析

次に、プロファイルを使って効用値を確認し、製品の属性を変更したときの効用値の変化を見てみましょう。

1. 「選択モデル」の赤い三角ボタンをクリックし、[効用プロファイル] を選択します。

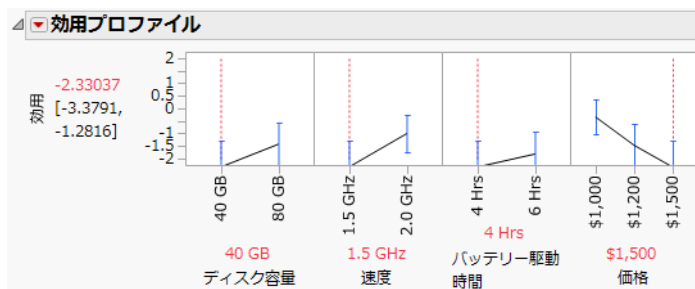
図18.12 価格 = \$1000における効用プロファイル



各属性の値を最も低いものに設定したとき、「効用」は -0.3406 になります。ここで、効用1単位あたりの価格を求めることにします。

2. 「価格」のスライダを「\$1,500」に動かします。

図18.13 価格 = \$1500における効用プロファイル



「価格」を\$1,000から\$1,500に変化させると、「効用」は -0.3406 から -2.3303 に変化します。つまり、ノートパソコンの価格を500ドル引き上げることで、効用（望ましさ）はおよそ2単位低くなります。したがって、効用1単位あたりの価格は、およそ250ドルであると推定できます。

効用1単位あたりの価格が算出できたところで、今度は、各属性がどれだけの金額に値するかを調べてみます。たとえば、最も有意な属性である「速度」を取り上げます（図18.11）。

3. 効用プロファイルで、「価格」を1000ドルに戻してから、「速度」を2.0 GHzまで上げます。

図18.14 速度を上げた後の効用値

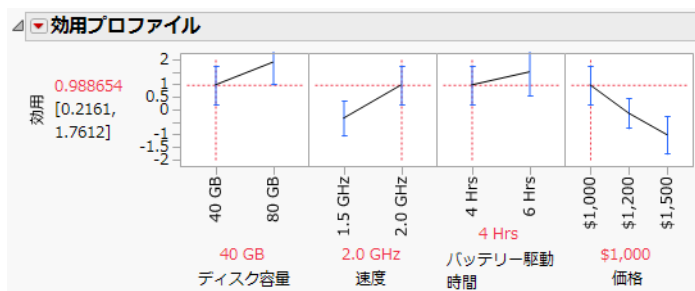


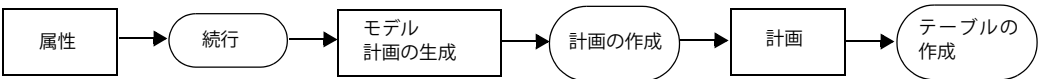
図18.12を見ると、「効用」の値が -0.3406 から 0.9886 へ、つまり1.3292単位変化することがわかります。効用1単位あたりの価格は250ドルでしたから、ノートパソコンのCPU速度を1.5GHzから2.0GHzに変えれば、価格は332.30ドル（ $=250 \text{ドル} \times 1.3292$ ）だけ高くすることができると推定できます。このような選択モデル分析は、さまざまな機種ノートパソコンに価格をつける際に役立ちます。CPU以外の属性についても、同じような計算が可能です。

「選択モデル計画」ウィンドウ

「選択モデル計画」ウィンドウでは、いくつかの段階に分けて選択モデル計画を作成していきます。その過程で、仮定するモデルや事前情報を指定していきます。

「選択モデル計画」ウィンドウは、計画の手順を踏むごとに内容が更新されます。操作手順は、図 18.15 のような流れです。手順の間にあるボタンをクリックすると、ウィンドウが更新されていきます。

図 18.15 選択モデル計画のフロー



以下の節で、選択モデル計画を作成する手順を説明します。

- 「属性」 (508 ページ)
- 「モデル」 (509 ページ)
- 「計画の生成」 (511 ページ)
- 「計画」 (511 ページ)
- 「出力オプション」 (512 ページ)

属性

選択モデル計画では、カテゴリカルな属性しか使用できません。

ヒント: 「属性」アウトラインが完成したら、赤い三角ボタンのメニューから **「因子の保存」** を選択することを検討してください。これにより、属性の名前、役割、水準がデータテーブルに保存され、後で再利用できるようになります。

図 18.16 「属性」アウトライン

属性

因子の追加 ▼

削除

N個の因子を追加 1

名前	役割	属性水準		
▼ X1	カテゴリカル	L1 L2		
▼ X2	カテゴリカル	L1	L2	L3

属性の指定

ボタンをクリックしてカテゴリカルな属性を追加。属性を編集するには、その名前または水準をダブルクリック。

続行

「属性」アウトラインには、次のようなボタンがあります。

因子の追加 水準数を選択し、属性を追加します。

削除 選択されている属性が削除されます。

N個の因子を追加 複数の属性を一度に追加します。ここで追加したい属性の個数を入力してから**「因子の追加」**をクリックし、水準数を選択してください。なお、水準数の異なる属性を追加したい場合は、水準数ごとに**「N個の因子を追加」**を指定してください。

「属性」アウトラインには次の列があります。

名前 属性の名前。デフォルトでは、「X1」、「X2」、...となっています。名前を変更するには、ダブルクリックして任意の名前を入力します。

役割 属性の役割は「カテゴリカル」に指定します。

属性水準 属性がもつ水準の名前。これらの属性水準名を変更するには、デフォルトの水準名をクリックし、任意の水準名を入力します。

「属性」アウトラインの編集

- 属性の名前を編集するには、属性名をダブルクリックします。
- 属性水準を編集するには、水準名をクリックします。

属性の列プロパティ

「選択モデル」プラットフォームでデータテーブルを作成すると、「値の順序」列プロパティが各属性に保存されます。このプロパティは、「属性」アウトラインで指定した水準の順序に基づいて、レポートに水準を表示するために使用されます。詳細については、付録「列プロパティ」の**「値の順序」**(663ページ)を参照してください。

モデル

「モデル」アウトラインは、2つの部分から成ります。

- 推定したいすべての効果を含むモデルを指定します。**「モデルの設定」**(509ページ)を参照してください。
- 属性の水準に関する事前情報を指定します。この情報により、より適切な計画を作成できるようになります。**「事前分布の設定」**(510ページ)を参照してください。

モデルの設定

「モデルの設定」アウトラインに、仮定されるモデルを指定します。主効果は、すべてデフォルトで含まれます。**「交互作用」**ボタンをクリックすると、2因子間交互作用がすべて追加されます。

図 18.17 「モデルの設定」アウトライン



計画のデータテーブルを作成すると、そのデータテーブルに「選択モデル」スクリプトが保存されます。このスクリプトには、「モデルの設定」アウトラインに表示されている主効果が含まれます。

「モデルの設定」アウトラインには、次のようなボタンがあります。

主効果 モデルにある全属性の主効果を追加します。

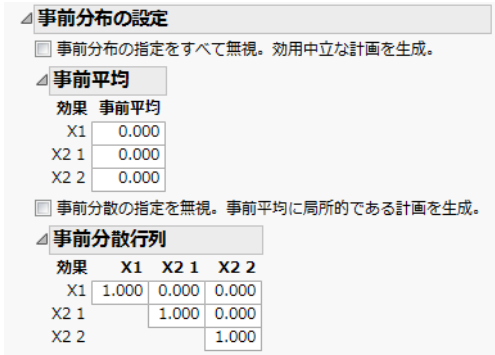
交互作用 すべての 2 因子間交互作用を追加します。含めたくない交互作用がある場合は、その交互作用を選択して、[項の削除] をクリックしてください。

項の削除 選択されている効果を削除します。

事前分布の設定

モデルのパラメータに対する事前分布（多変量正規分布）を指定します。「事前平均」アウトラインに事前平均を、「事前分散行列」アウトラインに共分散行列を入力します。

図 18.18 「事前分布の設定」アウトライン



事前分布の設定を反映させないようにするには、以下のいずれかのオプションを使用します。

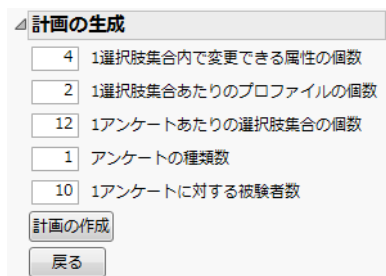
事前分布の指定をすべて無視。効用中立な計画を生成。 事前平均を 0 に設定して、局所的な D- 最適計画を生成します。この計画は、**効用中立な計画**と呼ばれます。詳しくは、Huber and Zwerina（1996）を参照してください。

事前分散の指定を無視。事前平均に局所的である計画を生成。局所的なD-最適計画を生成します。この局所的な計画では、共分散行列を無視して、事前平均のみを考慮します。詳しくは、Huber and Zwerina (1996) を参照してください。

計画の生成

「計画の生成」パネルで計画の設定を指定します。

図18.19 コーヒーの例の「計画の生成」パネル



計画の生成	
4	1選択肢集合内で変更できる属性の個数
2	1選択肢集合あたりのプロフィールの個数
12	1アンケートあたりの選択肢集合の個数
1	アンケートの種類数
10	1アンケートに対する被験者数
計画の作成	
戻る	

メモ: 図18.19は、コーヒーの例で使用した設定です。[「選択モデル計画の例」](#)(497ページ)を参照してください。

以下の項目に数値を入力します。

1 選択肢集合内で変更できる属性の個数 属性の総数以下の数を指定します。普通は、属性の総数と同じにします。属性が多数あり、回答者が簡単に選択できるようにしたい場合は、属性の総数より小さい数を指定してください。

1 選択肢集合あたりのプロフィールの個数 回答者が一度に比較するプロフィールの数を指定します。

1 アンケートあたりの選択肢集合の個数 1人の回答者が答える全回答数を入力します。

アンケートの種類数 選択肢集合の組み合わせをひとまとめとして、その種類の数を入力します。複数の回答者に異なる調査を割り当てる際に役立ちます。

1 アンケートに対する被験者数 回答者の総数を、アンケートの種類数で割った数を入力します。

計画の作成

「計画の生成」アウトラインでの指定が完了したら、**「計画の作成」**をクリックして計画を生成します。「計画」アウトラインに計画が表示されます。

計画

「計画」アウトラインには、指定した条件に基づく、最適な計画の実験が表示されます。目的に合っているかどうか、内容を確認してください。

図 18.20 コーヒーの例の「計画」アウトライン

計画				
選択肢集合	挽き	温度	時間	豆の量
1	Coarse	195	3	2
1	Medium	200	4	1.6
2	Medium	205	3	2
2	Coarse	200	3.5	2.4
3	Coarse	195	3	1.6
3	Medium	200	3.5	2.4
4	Coarse	200	3	2.4
4	Medium	205	3.5	2
5	Coarse	195	3.5	1.6
5	Coarse	200	3	2
6	Medium	195	3.5	2
6	Medium	205	4	2.4
7	Coarse	195	3.5	2.4
7	Medium	200	3	1.6
8	Medium	195	4	2
8	Coarse	205	3	1.6
9	Coarse	200	3.5	1.6
9	Medium	195	3	2.4
10	Medium	200	3	1.6
10	Coarse	205	4	2
11	Coarse	200	3.5	2
11	Medium	195	4	1.6
12	Coarse	200	4	2
12	Medium	205	3.5	2.4

☐

 プロファイルと応答を別々のテーブルに作成

☒

 プロファイルと応答を1つのテーブルに作成

メモ: 図 18.20 は、コーヒーの例の計画です。[「選択モデル計画の例」](#) (497 ページ) を参照してください。

メモ: 最適な計画を求めるアルゴリズムは、無作為に選択した初期計画に基づいています。そのため、生成される計画はいつも異なります。**[戻る]** ボタンと **[計画の作成]** ボタンを繰り返しクリックすると、異なる計画が作成されます。

出力オプション

次のいずれかの出力オプションを選択します。

プロファイルと応答を別々のテーブルに作成 以下の2つのデータテーブルが表示されます。

- 「選択モデル プロファイル」テーブル。各行にプロファイルが表示され、「アンケート」および「**選択肢集合**」列で区別されます。選択肢集合に含まれるプロファイルは、「**選択肢 ID**」で区別されます。このデータテーブルは、調査票を作成するときに便利です。
- 「選択モデル 応答」テーブル。「**応答**」という名前の空の列があります。ここに、回答を入力します。各行は、1つの選択肢集合に対応しています。行の並び順は、「**被験者**」、「アンケート」、「**選択肢集合**」の各列に基づいて決まります。これらの列に続き、**選択肢 ID** の列があり、最後に「**応答**」列があります。「**応答**」列に、回答者が選んだ**選択肢 ID**を入力してください。

プロフィールと応答を1つのテーブルに作成 「選択モデル プロファイル」という1つのテーブルが作成されます。このテーブルには、「**応答の指示変数**」という名前の空の列があるので、ここに回答を入力します。各行は、1つのプロフィールに対応しています。行の並び順は、「**被験者**」、「**アンケート**」、「**選択肢集合**」の各列に基づいて決まります。「**回答の指示変数**」に、回答者が該当のプロファイルを選択した場合には1（または0以外の数字）を、選択しなかった場合には0を入力してください。

メモ：「**応答の指示変数**」列には、必ず数字を入力してください。

テーブルの作成

「**テーブルの作成**」をクリックして、「**出力オプション**」（512ページ）で選択したテーブルを作成します。「**選択モデル プロファイル**」テーブルのテーブルパネルには、「**選択モデル**」というスクリプトがあります。このスクリプトを実行して、「**モデルの実行**」をクリックすると、実験結果を分析することができます。

注意：「**選択モデル**」スクリプトでは、主効果しか追加されません。交互作用は手動で追加してください。

「**選択モデル**」レポートについては、『消費者調査』の「**選択モデル**」章を参照してください。

「選択モデル計画」のオプション

因子の保存 「因子」パネルの情報を、新しいデータテーブルに保存します。各因子の列には、その因子の水準が表示されます。その他の情報は、列プロパティとして保存されます。これで保存した情報は、ほとんどの「**実験計画(DOE)**」ウィンドウで簡単に読み込むことができます。

メモ：空のテーブルにデータを直接入力して因子のテーブルを作成することもできますが、その場合も、すべての列に適切な役割を割り当てる必要があります。役割を割り当てるには、データグリッド内で列名を右クリックし、「**列プロパティ**」>「**因子の役割**」を選択します。そして、「**因子の役割**」セクションで、適切な役割を選択します。

因子のロード 「**因子の保存**」で保存された因子の情報を読み込みます。

乱数シード値の設定 このオプションに設定される値が、乱数を用いる処理のシード値として使われます。次のような処理で乱数が使われます。

- 「**応答のシミュレーション**」オプションによる応答の乱数シミュレーション
- データテーブル作成時における実験順序のランダム化
- 最適計画を探索するときの初期計画の選択

計画や乱数シミュレーションの応答を再現するには、それを生成するのに用いた乱数シード値を入力します。最適計画の場合は、少なくとも「**計画の作成**」をクリックする前にシード値を設定してください。乱数シミュレーションの応答や実験順序を制御するには、少なくとも「**テーブルの作成**」をクリックする前にシード値を設定してください。

メモ: 計画の作成に使われた乱数シード値は、計画のデータテーブルに保存される「DOE ダイアログ」スクリプトにも含まれます。

開始点の数 計画の作成に使用するランダムな開始点の数を指定します。「[Bayes 流の D-最適化計画](#)」(514 ページ) を参照してください。

詳細オプション なし

スクリプトをスクリプトウィンドウに保存 「選択モデル計画」ウィンドウで定義した計画のスクリプトを作成し、スクリプトウィンドウに保存します。

技術的詳細

Bayes 流の D-最適化計画

Bayes 流の D-最適化基準は、情報量行列の行列式の対数の、事前分布に関する期待値です。ここで、この情報量行列は、多項ロジットモデルにおいて最尤法で求めたパラメータ推定値に関する行列です。「選択モデル計画」プラットフォームでは、指定された事前分布から生成されたパラメータベクトルの標本に基づいて、この期待値を求め、それを最大化します。詳細については、Kessels et al. (2011) を参照してください。

部分的なプロファイルを含む計画では、以下の 2 段階のアルゴリズムを使用します。

1. 選択肢集合の中で固定させる属性を、ある種の**属性釣り合い法** (an attribute balance approach) で決めます。
2. 変化させる属性の水準を、Bayes 流の D-最適化によって決定します。

ここで「属性釣り合い法」とは、各属性が固定される回数が、計画全体を通して互いに等しくなるようにするアルゴリズムです。2 つ以上の属性を固定する場合は、その属性ペアの出現回数が等しくなるようにします。

変化させる属性の水準は、Bayes 流の D-最適化基準を最適化することによって求めます。まず、初期計画を無作為に見つけます。次に、座標交換アルゴリズムを使って、変化させる属性の水準を生成し、Bayes 流の D-最適化基準が最適化されるまで、評価を繰り返します。この計算の過程で、事前分布 (多変量正規分布) に関する積分を行う必要がありますが、その求積法については Gotwalt et al. (2009) を参照してください。

メモ: Bayes 流の D-最適化基準を使用すると、変化すべき属性の水準が、選択肢集合の中で同じになることがあります。このような状況が発生するのは、属性の水準を変化させると、選択肢集合に含まれるプロファイルの確率がすべて非常に高いかまたは低くなるという、意味のない選択肢集合になってしまうような場合です。

効用中立な計画と局所的な D- 最適計画

「選択モデル計画」プラットフォームでは、事前平均を 0 に設定して、効用中立な計画を生成することができます。この計画では、選択肢集合に含まれるどのプロファイルも選択される確率が同じと仮定します。詳しくは、Huber and Zwerina (1996) を参照してください。

また、局所的な D-最適計画を生成することもできます。この計画では、事前分布情報として、平均は考慮しますが、共分散行列は含めません。詳しくは、Huber and Zwerina (1996) を参照してください。

第 19 章

MaxDiff 計画

最良と最悪とを選択させる調査の計画

MaxDiff (maximum difference scaling) 調査は、消費者にどの製品を選択するかを尋ねることにより、製品の各属性がもつ相対的な重要度を求める調査のひとつです。MaxDiff 調査では、小規模な選択肢集合の中から、最も好きなものと最も嫌いなものを回答者に回答してもらいます。最良のものと最悪のものを選んでもらうので、最良のものだけを選ぶ実験よりも、順位付けに関するより有用な情報を得ることができます。

「MaxDiff 計画」プラットフォームでは、1 因子だけの選択肢集合から構成される MaxDiff 計画を作成できます。なお、「MaxDiff 計画」で立案した計画に基づき収集したデータを分析するには、「MaxDiff」プラットフォームを使用してください。

図 19.1 MaxDiff 計画テーブル

MaxDiff 調査			被験者	選択肢集合	キャンディ	選択
計画	MaxDiff 調査		1	1	1 Hershey Bar	•
			2	1	1 Heath Bars	•
			3	1	1 Peanut M&Ms	•
			4	1	1 Reese's Cups	•
			5	1	2 Snickers	•
			6	1	2 Peanut M&Ms	•
			7	1	2 Butterfinger	•
			8	1	2 Hershey Bar	•
			9	1	3 Peanut M&Ms	•
			10	1	3 Plain M&Ms	•
			11	1	3 Heath Bars	•
			12	1	3 Snickers	•
			13	1	4 Butterfinger	•
			14	1	4 Heath Bars	•
			15	1	4 Hershey Bar	•
			16	1	4 Plain M&Ms	•
			17	1	5 Plain M&Ms	•
			18	1	5 Reese's Cups	•
			19	1	5 Snickers	•
			20	1	5 Hershey Bar	•
列 (4/0)	被験者 選択肢集合 キャンディ 選択		21	1	6 Reese's Cups	•
			22	1	6 Butterfinger	•
			23	1	6 Peanut M&Ms	•
			24	1	6 Plain M&Ms	•
			25	1	7 Reese's Cups	•
			26	1	7 Snickers	•
			27	1	7 Butterfinger	•
			28	1	7 Heath Bars	•
行	すべての行 選択されている行 除外されている行 表示しない行 ラベルのついた行	28				
		0				
		0				
		0				
		0				

「MaxDiff計画」プラットフォームの概要

MaxDiff調査では、回答者に、「**選択肢集合**」と呼ばれる項目（プロファイル）の集合のなかから、**最も好きなものと最も嫌いなもの**を選択してもらいます。「MaxDiff計画」プラットフォームでは、回答者に提示する、1つの選択肢集合に含まれるプロファイルの個数と、選択肢集合の個数を指定します。

「MaxDiff計画」プラットフォームでは、1種類のアンケートを作成します。回答者が複数いる場合には、すべての回答者に対して同じアンケートを提示することも、回答者ごとに異なるアンケートを提示することもあるでしょう。

MaxDiff計画は、可能な限り、釣り合い型不完備ブロック計画になるように作成されます。つまり、プロファイルの各組み合わせが各選択肢集合で同様の頻度で発生するように、MaxDiff計画は作成されます。選択肢集合の個数、および、1つの選択肢集合におけるプロファイルの個数が、釣り合い型不完備ブロック計画が構成できるようになっている場合には、釣り合い型不完備ブロック計画が作成されます。

各プロファイルは、不完備ブロック計画における因子の水準とみなすことができます。一方、選択肢集合はブロックとみなすことができます。MaxDiff調査では（不完備ブロック計画では）、ブロックの大きさ（1選択肢集合におけるプロファイルの個数）は、因子の水準数より小さくなっています。

MaxDiff計画の例

あなたは会社の事務用品購入担当で、祝日のパーティで使うキャンディを購入する必要があるとします。まず、社員の好きなキャンディの種類を把握したいとします。これにはMaxDiff調査を実施します。

7種類のキャンディについて、無作為に選んだ5名の社員の好みを調査します。過去の実験から、7種類ものキャンディーから選択することは難しいことがわかっています。そのため、1つの選択肢集合では4種類のキャンディーだけを提示することになります。調査をやすくするために、最良のものと最悪なものだけを選択するMaxDiff調査を行うことにします。各判定者には、7つの選択肢集合を提示し、その各選択肢集合のなかから、最も好きなキャンディと最も嫌いなキャンディを選んでもらいます。(選択肢集合を7つ用意し、また、1つの選択肢集合に4種類のキャンディを提示する場合、釣り合い型不完備ブロック計画を作成できます。Cochran and Cox (1957) を参照してください。) なお、回答者の全員に同じアンケートを実施することになります。

計画の作成

「MaxDiff計画」プラットフォームを実行するには、まず、選択肢集合に含まれるプロファイル（項目）が含まれているデータテーブルを用意します。この例のデータは、サンプルデータとして「Candy Profiles.jmp」にすでに作成されています。

1. [ヘルプ]>[サンプルデータライブラリ]を選択し、「Design Experiment」フォルダの「Candy Profiles.jmp」を開きます。
テーブルには、調査対象となる7種類のキャンディがリストされています。
2. [実験計画(DOE)] > [消費者調査] > [MaxDiff計画] を選択します。
3. 「列の選択」リストから、[キャンディ] を選択し、[X、説明変数] をクリックします。
4. [OK] をクリックします。
5. 「計画のオプション」アウトラインで、次の作業を行います。
 - 「1 選択肢集合あたりのプロファイルの個数」を「4」に設定します。
 - 「選択肢集合の個数」を「7」に設定します。

メモ: 乱数シード値（手順6）を設定すると、以下の数値例と同じ結果が得られます。同じ結果でなくても良い場合は、この手順は不要です。

6. (オプション) 「MaxDiff 調査」の赤い三角ボタンをクリックし、[乱数シード値の設定] を選択します。「12345」と入力して [OK] をクリックします。
7. [計画の作成] をクリックします。
「計画」アウトラインには、それぞれ4種類のキャンディで構成された選択肢集合が7個表示されます。
8. [テーブルの作成] をクリックします。

図19.2 キャンディの好み調査の計画

MaxDiff調査			被験者	選択肢集合	キャンディ	選択		
計画	MaxDiff調査		1	1	1	Hershey Bar	•	
			2	1	1	Heath Bars	•	
			3	1	1	Peanut M&Ms	•	
			4	1	1	Reese's Cups	•	
			5	1	2	Snickers	•	
			6	1	2	Peanut M&Ms	•	
			7	1	2	Butterfinger	•	
			8	1	2	Hershey Bar	•	
			9	1	3	Peanut M&Ms	•	
			10	1	3	Plain M&Ms	•	
			11	1	3	Heath Bars	•	
			12	1	3	Snickers	•	
			13	1	4	Butterfinger	•	
			14	1	4	Heath Bars	•	
			15	1	4	Hershey Bar	•	
			16	1	4	Plain M&Ms	•	
			17	1	5	Plain M&Ms	•	
			18	1	5	Reese's Cups	•	
			19	1	5	Snickers	•	
			20	1	5	Hershey Bar	•	
列(4/0)			21	1	6	Reese's Cups	•	
被験者	選択肢集合	キャンディ	選択	22	1	6	Butterfinger	•
				23	1	6	Peanut M&Ms	•
				24	1	6	Plain M&Ms	•
				25	1	7	Reese's Cups	•
				26	1	7	Snickers	•
				27	1	7	Butterfinger	•
				28	1	7	Heath Bars	•
行								
すべての行	28							
選択されている行	0							
除外されている行	0							
表示しない行	0							
ラベルのついた行	0							

作成された計画のデータテーブルには、回答者の好みを記録するための「**選択**」列があります。選択肢集合ごとに、最も好きなキャンディに「1」、最も嫌いなキャンディに「-1」、それら以外の2つのキャンディには「0」と記録してください。

調査の結果の分析

この調査を実施し、その調査結果が「Candy Survey.jmp」に記録されたとします。

1. [ヘルプ]>[サンプルデータライブラリ]を選択し、「Design Experiment」フォルダの「Candy Survey.jmp」を開きます。

テーブルには、「調査参加者」列に一覧されている参加者ごとの調査の結果が表示されています。

2. [分析]>[消費者調査]>[MaxDiff]を選択します。
3. [データテーブルの選択]をクリックし、[Candy Survey]を選択し、[OK]をクリックします。
4. 次の手順に従って、列に役割を割り当てます。
 - 「選択」を選択し、[応答の指示変数]をクリックします。
 - 「調査参加者」を選択し、[被験者ID]をクリックします。

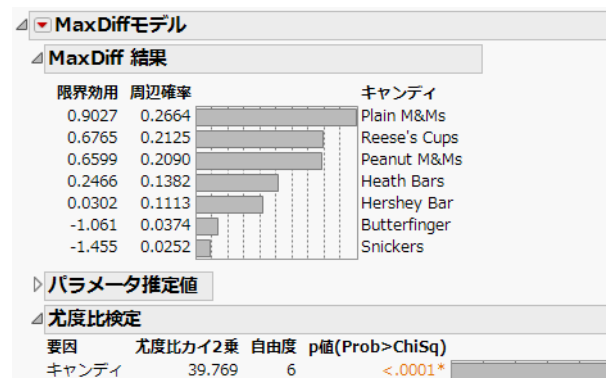
- 「[選択肢集合]」を選択し、「[選択肢集合ID]」をクリックします。
- 「[キャンディ]」を選択し、「[プロフィール効果の作成]」パネルの「[追加]」をクリックします。

図19.3 設定後の「MaxDiff分析」起動ウィンドウ

「最良」の選択として「1」を、「最悪」の選択として「-1」を指定したため、起動ウィンドウの左側にある「最良」と「最悪」の応答の指示変数はそのままにします。

5. 「[モデルの実行]」をクリックします。

図19.4 MaxDiffのレポート



このレポートは、「キャンディ」が有意であることを示しています。高い効用値を持つ上位3位のキャンディは、Plain M&Ms、Reese's Cups、Peanut M&Msです。

6. 「MaxDiffモデル」の赤い三角ボタンをクリックし、[全水準の比較レポート] を選択します。

図19.5 キャンディの種類の「全水準の比較」レポート

全水準の比較レポート							
差 (行 - 列)	Butterfinger	Heath Bars	Hershey Bar	Peanut M&Ms	Plain M&Ms	Reese's Cups	Snickers
差の標準誤差							
Wald p値							
Butterfinger	0	-1.3079	-1.0915	-1.7212	-1.964	-1.7378	0.39343
	0	0.52954	0.52038	0.54692	0.56495	0.54938	0.5059
		0.01964	0.04478	0.0038	0.00162	0.00364	0.44306
Heath Bars	1.30792	0	0.21642	-0.4133	-0.656	-0.4299	1.70135
	0.52954	0	0.47619	0.48741	0.49094	0.46959	0.54758
	0.01964		0.65286	0.40343	0.19185	0.36752	0.0042
Hershey Bar	1.0915	-0.2164	0	-0.6297	-0.8725	-0.6463	1.48493
	0.52038	0.47619	0	0.47406	0.49984	0.49096	0.53808
	0.04478	0.65286		0.19443	0.09149	0.19835	0.00992
Peanut M&Ms	1.72121	0.41329	0.62971	0	-0.2427	-0.0166	2.11463
	0.54692	0.48741	0.47406	0	0.49706	0.49054	0.56901
	0.0038	0.40343	0.19443		0.62896	0.97325	0.00086
Plain M&Ms	1.96396	0.65604	0.87246	0.24275	0	0.22616	2.35738
	0.56495	0.49094	0.49984	0.49706	0	0.49327	0.58562
	0.00162	0.19185	0.09149	0.62896		0.65002	0.00037
Reese's Cups	1.7378	0.42988	0.6463	0.01659	-0.2262	0	2.13123
	0.54938	0.46959	0.49096	0.49054	0.49327	0	0.5714
	0.00364	0.36752	0.19835	0.97325	0.65002		0.00083
Snickers	-0.3934	-1.7013	-1.4849	-2.1146	-2.3574	-2.1312	0
	0.5059	0.54758	0.53808	0.56901	0.58562	0.5714	0
	0.44306	0.0042	0.00992	0.00086	0.00037	0.00083	

比較レポートを見ると、効用値の高いキャンディの組み合わせがわかります。各セルの3つ目の項目は、行の項目の効用値から列の項目の効用値を差し引いた差の p 値です。 p 値の色の濃度は、効用値の差の大きさを示します。青または赤の陰影は、効用値の差（行の効用値から列の効用値を差し引いた値）が、負であるか正であるかを表します。これらの p 値は調整されておらず、多重比較の過誤率は制御されていません。これらの p 値は、参考にするぐらいで用いてください。「全水準の比較レポート」の詳細については、『消費者調査』の「プロファイル」章を参照してください。

「MaxDiff計画」起動ウィンドウ

「MaxDiff計画」プラットフォームを使用するには、プロファイルの情報が含まれたデータテーブルを予め用意しておく必要があります。このデータテーブルには、回答者に選んでもらうプロファイル（項目）が、文字データとして含まれている列がなければいけません。

JMPで初期データテーブルをアクティブにして、[実験計画(DOE)] > [消費者調査] > [MaxDiff計画] を選択します。アクティブなデータテーブルがない場合は、初期データテーブルを選択するためのウィンドウが開きます。

図19.6 「Candies.jmp」を使用したMaxDiff起動ウィンドウ

比較する項目のリストを持つ列を選択します。

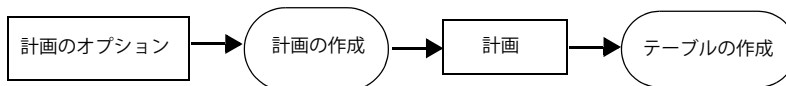
列の選択	選択した列に役割を割り当てる	アクション
▼ 1列 📄 キャンディ	X, 説明変数 必須(文字)	OK キャンセル 削除 前回の設定 ヘルプ

X, 説明変数 回答者に選んでもらう項目が含まれた文字データの列。

MaxDiff ウィンドウ

「MaxDiff計画」ウィンドウは、計画の手順を踏むごとに内容が更新されます。操作手順は、図19.7のような流れです。手順の間にあるボタンをクリックすると、ウィンドウが更新されていきます。

図19.7 MaxDiff計画の流れ



「MaxDiff調査」ウィンドウが開き、「計画のオプション」アウトラインが表示されます。[計画の作成]をクリックすると、「計画」アウトラインが表示されます。計画テーブルを作成するには、[テーブルの作成]をクリックします。

「計画のオプション」アウトライン

次のオプションを指定します。

1 選択肢集合あたりのプロファイルの個数 1つの選択肢集合に含まれる項目の数。

選択肢集合の個数 回答者に選んでもらうために提示する選択肢集合の総数。

「計画」アウトライン

「計画」アウトラインでは、連続する正の整数によって、選択肢集合に通し番号が付けられています。また、各選択肢集合を構成するプロファイル（項目）が表示されます。この「計画」アウトラインにおいて、計画を確認できます。

テーブルの作成

[テーブルの作成] ボタンをクリックすると、計画のデータテーブルが作成されます。データテーブルは4つの列で構成されます。

被験者 データテーブルが作成された時には、すべて「1」と入力されています。この値は、回答者を識別するための適切な番号に置換してください。

ヒント: 回答者を識別する値を簡単に入力するには、『JMPの使用法』の「データの入力と編集」章にある「シーケンスデータの列への挿入」を参照してください。IDを名前に変更するには、[列] > [再コード化] を使用します。

選択肢集合 選択肢集合ごとに指定された値。

因子 指定した因子の水準。これは、選択肢集合の項目です。

選択 結果を入力できる列。最良、最悪、およびそれ以外のものを示す数値を使用します。通常は、「1」、「-1」、「0」を入力してください。調査結果は、「MaxDiff計画」プラットフォーム（[分析] > [消費者調査] > [MaxDiff計画]）で分析できます。

MaxDiff調査のオプション

乱数シード値の設定 このオプションに設定される値が、乱数を用いる処理のシード値として使われます。次のような処理で乱数が使われます。

- [応答のシミュレーション] オプションによる応答の乱数シミュレーション
- データテーブル作成時における実験順序のランダム化
- 計画の探索を始めたときの開始点の選択

MaxDiff計画や乱数シミュレーションの応答を再現するには、それを生成するのに用いた乱数シード値と「開始点の数」を入力します。[計画の作成] をクリックする前に、このステップを実行してください。

応答のシミュレート 回答を乱数によって生成するには、このオプションを選択します。このオプションを選択すると、[テーブルの作成] をクリックしたときに、計画のデータテーブルとともに「選択データをシミュレート」ウィンドウが開きます。また、計画のデータテーブルには、「確率」列と「選択のシミュレーション」列が追加されます。「選択のシミュレーション」計算列には、回答の乱数データが含まれ、「確率」計算列にはそれらが生じる確率が含まれます。

応答のシミュレーションに使用されるモデルを変更するには、「選択データをシミュレート」ウィンドウの「限界効用」列に、最後の因子水準以外のすべての因子水準の値を入力します。限界効用の和が0にならないため、「限界効用」列の最後の因子水準は編集できません。最後の因子水準以外の因子水準を指定すると、それに従って最後の因子水準が調整されます。

開始点の数 計画の作成に使用するランダムな開始点の数。デフォルトでは 10 に設定されています。

詳細オプション 使用できません。

第 20 章

JMP PRO 被覆配列

構成要素の交互作用に起因する故障の検出

被覆配列 (covering array) は、構成要素やサブシステム間の交互作用によって故障が生じる決定論的なシステムを実験するのに適しています。被覆配列は、システムの故障につながる交互作用を見つけ出すのに役立ちます。被覆配列が役立つ応用分野は、ソフトウェア設計、回路設計、ネットワーク設計などです。

決定論的なシステムを調べるには、要素の交互作用をすべて含めることが重要です。「被覆配列」プラットフォームは、非常に効率の良い被覆配列を作成します。また、試験にとって現実的でない要素の組み合わせを除外することもできます。

図 20.1 強度 3 の被覆配列

計画						
実験	X1	X2	X3	X4	X5	
1	L1	L1	L1	L1	L1	
2	L1	L1	L1	L2	L2	
3	L2	L2	L2	L2	L2	
4	L2	L1	L2	L2	L1	
5	L2	L2	L2	L1	L2	
6	L2	L2	L1	L1	L1	
7	L2	L1	L1	L1	L2	
8	L1	L2	L2	L1	L1	
9	L1	L2	L1	L2	L2	
10	L1	L2	L2	L2	L1	
11	L1	L1	L2	L1	L2	
12	L2	L2	L1	L2	L1	

JMP PRO 被覆配列の概要

被覆配列 (covering array) は、構成要素やサブシステムの間の変換作用によって故障が生じる決定論的なシステムを実験するのに適しています。被覆配列は、ソフトウェア設計、回路設計、ネットワーク設計など、次のような状況で役立ちます。

- 試験費用が高い。
- 試験の主な目的が、故障の原因である変換作用を見つけることである。
- 試験の結果は決定論的に決まっており、合格か不合格のどちらかである。
- 試験を反復しても同一の結果が出るだけなので、反復には意味がない。
- 計画の効率は、冗長な実施を含めずに可能な条件のうちいくつをカバーできるかによって決まる。

システム試験はコストが非常にかかるため、試験回数をどれだけ減らせるかが重要です。可能な変換作用をすべて試験するのは、ほぼ不可能であり、不要なことが少なくありません。経験的に言えることは、ほとんどの故障は、少数の構成要素の変換作用に起因します。故障を引き起こすと考えられる構成要素の最大の変換合わせのサイズを**強度**と言います。高い強度の変換作用を検出するには、試験の回数を増やさなければいけません。

「被覆配列」プラットフォームでは、計画に必要な強度を指定することができます。また、必要な場合には、許可されない因子水準の変換合わせを指定することもできます。「被覆配列」プラットフォームは、分析者の状況に合わせて非常に効率の高い計画を構築します。作成された計画の性質は、被覆度という指標で評価できます。また、データテーブルに保存された計画のスクリプトを使えば、結果を分析することができます。

被覆配列は、因子水準の特定の組み合わせが実行できない場合にもよく使われます。「被覆配列」プラットフォームは、因子水準の変換合わせに制約が課されている場合でも非常に効率的な被覆配列を見つけることができます。

被覆配列の構造や計算アルゴリズムの背景については、Colbourn (2004)、Colbourn et al. (2011)、Hartman and Raskin (2004)、および Martirosyan (2003) を参照してください。因子水準に制約がある場合の被覆配列については、Cohen et al. (2007) および Morgan (2009) を参照してください。

JMP PRO 被覆配列と強度

強度 t の被覆配列とは、 t 個の因子から構成されるすべての組み合わせを含む計画を指します。ある k 個の因子の特定の組み合わせで故障が生じるとします。その組み合わせでの故障を確認した場合、「その変換作用による故障を**検出**した」と言います。強度 t の計画を使うと、 t 個までの因子における変換作用による故障を検出できます。

文献では、被覆配列を、**因子被覆計画** (factor covering design) と呼ぶこともあります。背景と詳細については、Yilmaz et al. (2014)、Cohen et al. (2003)、Dalal and Mallows (1998) を参照してください。

被覆配列の性質をわかりやすくするため、2 水準のカテゴリカル因子が 7 つある状況を考えてみましょう。その状況で、任意の 2 因子における水準のペアが、すべて登場するような計画を考えてみましょう。

次のような、8 実験で、レゾリューション III の主効果のみの計画は、その条件を満たしています。

図20.2 強度2、レゾリューションIIIの計画

実験	X1	X2	X3	X4	X5	X6	X7
1	2	2	2	1	1	1	2
2	1	1	2	1	2	2	1
3	2	1	1	2	2	1	2
4	1	1	1	1	1	1	1
5	2	2	2	2	2	2	1
6	1	2	1	2	1	2	2

この計画は、任意の2因子における水準のペアをすべて含むため、強度2の被覆配列です。たとえば、**X1**と**X2**に関して、次のような水準のペアが2回ずつ出現します。

- L2とL1
- L2とL2
- L1とL1
- L1とL2

しかし、図20.3にある6実験の計画も強度2の被覆配列です。

図20.3 強度2の被覆配列

計画	実験	X1	X2	X3	X4	X5	X6	X7
	1	L1	L1	L2	L1	L1	L2	L2
	2	L2	L2	L2	L2	L1	L1	L2
	3	L1	L1	L2	L2	L2	L1	L1
	4	L2	L1	L1	L1	L2	L1	L2
	5	L1	L2	L1	L1	L1	L1	L1
	6	L2	L2	L2	L1	L2	L2	L1
	7	L1	L2	L1	L2	L2	L2	L2
	8	L2	L1	L1	L2	L1	L2	L1

この計画は、任意の2因子の水準のペアをすべて含みながら、8実験でなく6実験で足りています。被覆配列計画は、強度2を少ない実験回数で達成するため、レゾリューションIIIの計画より効率が良いことがわかります。

被覆配列の効率は、求めている被覆度を何回の実験で達成できるかで測ります。実験数が少なければ少ないほど、計画の効率が高いと言えます。

JMP PRO 因子水準の制約がない被覆配列の例

この例のデータは、ソフトウェア試験で相互運用性を調べたものです。分析対象となる因子は、次の4つです。

- Webブラウザ (Safari、IE、Firefox、Chrome、その他)
- オペレーティングシステム (WindowsまたはMacintosh)
- RAM (4MB、8MB、16MB)
- 接続速度 (0-1Mbps、1-5Mbps、5Mbps以上)

これらの因子をどのように組み合わせると、試験が失敗（failure）するかを調べます。

応答は、因子設定のそれぞれの組み合わせでシステムが正しく機能するかどうかです。

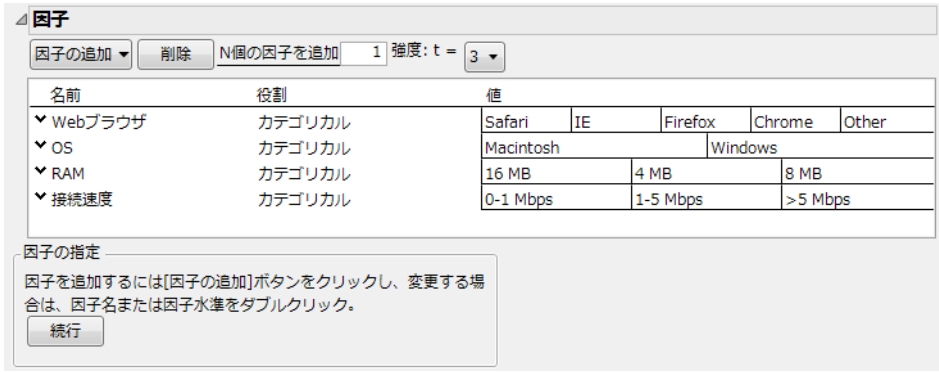
すべての組み合わせを試験した場合、全体の試験数は 90（=5x2x3x3）になります。試験数を現実的な範囲に収めるために、強度を3に設定することになりました。強度3では、3つの因子の組み合わせがすべて試験されます。

JMP PRO 計画の作成

強度3の被覆配列は、次の手順で作成します。

1. [ヘルプ] > [サンプルデータライブラリ] を選択し、「Design Experiment」フォルダの「Software Factors.jmp」を開きます。
「Software Factors.jmp」データテーブルには、因子とその設定が保存されています。
2. [実験計画 (DOE)] > [特殊な目的] > [被覆配列] を選択します。
3. 「強度: t」の横にあるメニューから [3] を選択します。
4. 「被覆配列」の赤い三角ボタンのメニューから [因子のロード] を選択し、[続行] をクリックします。
「因子」アウトラインに4つの因子とその水準が入力されます。

図 20.4 「Software Factors」の「因子」アウトライン



5. [続行] をクリックします。
「因子の制約を定義」アウトラインが表示され、計画の設定に制約を課すことができます。この例の計画には制約がないため、デフォルトで選択されている [しない] をそのまま使います。
6. [計画の作成] をクリックします。
「計画」アウトラインが開き、全体で45回の試験が表示されます。

図 20.5 「Software Factors」の「計画」および「指標」アウトライン

計画					
実験	Webブラウザ	OS	RAM	接続速度	
1	Safari	Macintosh	16 MB	0-1 Mbps	
2	Safari	Windows	16 MB	1-5 Mbps	
3	Safari	Macintosh	16 MB	>5 Mbps	
4	Safari	Windows	4 MB	0-1 Mbps	
5	Safari	Macintosh	4 MB	1-5 Mbps	
6	Safari	Macintosh	4 MB	>5 Mbps	
7	Safari	Macintosh	8 MB	0-1 Mbps	
8	Safari	Macintosh	8 MB	1-5 Mbps	
9	Safari	Windows	8 MB	>5 Mbps	
10	IE	Windows	16 MB	0-1 Mbps	
11	IE	Macintosh	16 MB	1-5 Mbps	
12	IE	Macintosh	16 MB	>5 Mbps	
13	IE	Macintosh	4 MB	0-1 Mbps	
最適化 最大反復回数: 250					
指標					
実験の回数: 45					
t	被覆度	多様度			
3	100.00	68.33			
4	50.00	100.00			

「指標」アウトラインでは、 $t=3$ の行に注目します。被覆度が100%であることから、計画は、3因子の交互作用を100%カバーしています。強度3の計画が作成したかったのですから、これは満足のいく結果です。 $t=3$ の多様度の値を見ると、3因子の交互作用の68.33%が異なるものであることがわかります。3因子の組み合わせには、多少の繰り返しがあります。

$t=4$ の被覆度は50%で、これは計画が4因子の交互作用の半分をカバーしていることを意味します。4因子の設定には、異なる可能な組み合わせが90あります。現在の試験は45回ですが、これはすべての組み合わせの半分です。4因子の多様度が100%になっているのは、4因子の交互作用にはまったく繰り返しがないことを意味しています。

7. [テーブルの作成] をクリックします。

図 20.6 「Software Factors」の「計画」テーブル

被覆配列						
計画	被覆配列 (強度 3)		応答	Webブラウザ	OS	RAM
DOEダイアログ		1		Safari	Macintosh	16 MB
分析		2		Safari	Windows	16 MB
		3		Safari	Macintosh	16 MB
		4		Safari	Windows	4 MB
		5		Safari	Macintosh	4 MB
		6		Safari	Macintosh	4 MB
		7		Safari	Macintosh	8 MB
		8		Safari	Macintosh	8 MB
		9		Safari	Windows	8 MB
		10		IE	Windows	16 MB
		11		IE	Macintosh	16 MB
		12		IE	Macintosh	16 MB
		13		IE	Macintosh	4 MB
		14		IE	Macintosh	4 MB
		15		IE	Windows	4 MB
		16		IE	Macintosh	8 MB
		17		IE	Windows	8 MB
		18		IE	Macintosh	8 MB
列(5/0)						
応答						
Webブラウザ *						
OS *						
RAM *						
接続速度 *						
行						
すべての行	45					
選択されている行	0					
除外されている行	0					
表示しない行	0					
ラベルのついた行	0					

計画がデータテーブルの形で表示されます。左上の「被覆配列」パネルで次の点に注目してください。

- 「計画」メモに被覆配列の強度が3であることが書かれています。
- 「DOE ダイアログ」スクリプトは、被覆配列のウィンドウの設定を再現します。
- 「分析」スクリプトは、実験データを分析します。

JMP PRO 実験データの分析

計画のデータテーブルを作成したら、ソフトウェア試験を実施し、それらの結果を「応答」列に記録してください（図 20.6）。「Software Data.jmp」データテーブルに、試験の結果が含まれています。

- [ヘルプ]>[サンプルデータライブラリ]を選択し、「Design Experiment」フォルダの「Software Data.jmp」を開きます。
- 「テーブル」パネルで、「分析」スクリプトの横にある緑の三角ボタンをクリックします。

図 20.7 ソフトウェアの実験データを分析する

Summary		
Success Runs	38	
Failure Runs	3	
Missing	4	
Failure Analysis Details		
3 Factor Interactions		
Factors	Failure Levels	Failure Count
Webブラウザ, OS, RAM	Firefox, Macintosh, 8 MB	2
Webブラウザ, RAM, 接続速度	Firefox, 4 MB, 0~1 Mbps	1
	Firefox, 8 MB, 1~5 Mbps	1
	Firefox, 8 MB, >5 Mbps	1

「要約」アウトラインを見ると、失敗した試験が3つ、結果が出なかった試験が4つあります。

「失敗分析の詳細」アウトラインは、関連する3次交互作用別に分けた失敗の内訳を示します。このアウトラインに一覧されている因子水準の組み合わせは、すべての試験が失敗に終わったものだけです。ある3因子の設定の組み合わせで行った試験のうち、いずれかが成功した場合、その組み合わせがシステムの故障の原因であるとは考えられません。

「Webブラウザ」がFirefox、「OS」がMacintosh、「RAM」が8MBのときに、失敗が2回生じています。この組み合わせは、「接続速度」の設定とは無関係に、結果が失敗になっています。

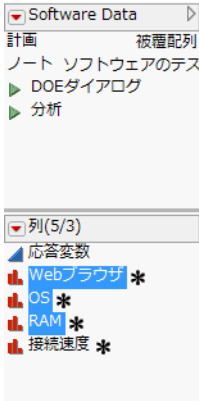
3. 「3因子間の交互作用」レポートの最初の行を選択します。

図 20.8 「分析」レポートで交互作用を選択する

Failure Analysis Details		
3 Factor Interactions		
Factors	Failure Levels	Failure Count
Webブラウザ, OS, RAM	Firefox, Macintosh, 8 MB	2
Webブラウザ, RAM, 接続速度	Firefox, 4 MB, 0~1 Mbps	1
	Firefox, 8 MB, 1~5 Mbps	1
	Firefox, 8 MB, >5 Mbps	1

すると、データテーブル内で該当する行と列が選択されます。

図 20.9 データテーブル内の該当する行と列



	応答変数	Webブラウザ	OS	RAM	接続速度
1	1	Safari	Macintosh	16 MB	0~1 Mbps
2	1	Safari	Windows	16 MB	1~5 Mbps
3	1	Safari	Macintosh	16 MB	>5 Mbps
4	1	Safari	Windows	4 MB	0~1 Mbps
5	1	Safari	Macintosh	4 MB	1~5 Mbps
6	1	Safari	Macintosh	4 MB	>5 Mbps
7	1	Safari	Macintosh	8 MB	0~1 Mbps
8	1	Safari	Macintosh	8 MB	1~5 Mbps
9	1	Safari	Windows	8 MB	>5 Mbps
10	1	IE	Windows	16 MB	0~1 Mbps
11	1	IE	Macintosh	16 MB	1~5 Mbps
12	1	IE	Macintosh	16 MB	>5 Mbps
13	1	IE	Macintosh	4 MB	0~1 Mbps
14	1	IE	Macintosh	4 MB	1~5 Mbps

3つの失敗が、「Web ブラウザ」、「RAM」、「接続速度」の組み合わせに関連しています。これらの失敗のうちの2つ（Firefox、8MB、1-5Mbpsの組み合わせとFirefox、8 MB、>5 Mbpsの組み合わせ）は、「Web ブラウザ」、「OS」、「RAM」の交互作用で生じる2つの失敗と同じものです。この例のように、レポート内で行のいずれかを選択すると、データテーブル内で該当する行と列が選択されます。

JMP PRO 制約がある被覆配列の例

次の例は、Dalal and Malloys（1998）で解説されている例のパターンを元にしてしています。発呼側電話が受呼側電話に電話をかけます。通話は、インターフェース A または B を通じて行われます。分析対象となる因子は5つあります。

- 市場: USA、UK、Canada、France、Mexico
- 発呼側電話: ISDN、Bus（企業用）、Coin（公衆電話）、Res（家庭用）
- 発呼側インターフェース: A、B
- 受呼側電話: ISDN、Bus（企業用）、Coin（公衆電話）、Res（家庭用）
- 受呼側インターフェース: A、B

これらの因子をどのように組み合わせると失敗が生じるかを調べます。ただし、次のような組み合わせは現実にはあり得ません。

- どちらかの電話がISDN回線の場合、インターフェース A は使えません。
- 発呼側電話が企業用回線または家庭用回線の場合、インターフェース B は使えません。

JMP PRO 計画の作成

因子とその設定が、「Phone Factors.jmp」データテーブルにまとめられています。次の手順で、強度2の被覆配列を作成します。

JMP PRO 因子のロード

1. [ヘルプ]>[サンプルデータライブラリ]を選択し、「Design Experiment」フォルダの「Phone Factors.jmp」を開きます。
「Phone Factors.jmp」データテーブルには、因子とその設定が保存されています。
2. [実験計画(DOE)] > [特殊な目的] > [被覆配列] を選択します。
「強度: t =」の隣にあるメニューは、デフォルトで [2] に設定されているので、そのまま使います。
3. 「被覆配列」の赤い三角ボタンのメニューから [因子のロード] を選択します。
「因子」アウトラインに5つの因子とその水準が入力されます。

図20.10 「Phone Factors」の「因子」アウトライン

被覆配列

因子

因子の追加 ▼ 削除 N個の因子を追加 1 強度: t = 2 ▼

名前	役割	値
▼ 市場	カテゴリカル	USA UK Canada France Mexico
▼ 発呼側電話	カテゴリカル	ISDN Bus Coin Res
▼ 発呼側インターフェース	カテゴリカル	A B
▼ 受呼側電話	カテゴリカル	ISDN Bus Coin Res
▼ 受呼側インターフェース	カテゴリカル	A B

因子の指定

因子を追加するには[因子の追加]ボタンをクリックし、変更する場合は、因子名または因子水準をダブルクリック。

続行

4. [続行] をクリックします。
「因子の制約を定義」アウトラインが表示されます。

JMP PRO 因子の制約を定義

許可しない組み合わせを次のいずれかの方法で指定します。

- フィルタで許可しない組み合わせを指定
- スクリプトで許可しない組み合わせを指定

フィルタを使うと、許可しない組み合わせを直感的な方法で指定することができます。スクリプトを使うと、許可しない組み合わせをすばやく簡単に指定できますが、スクリプトを書くか、保存しておく必要があります。この例でフィルタを使いたくない場合は、「スクリプトで許可しない組み合わせを指定」(537ページ)に移動してください。

次のような制約があることを思い出してください。

- どちらかの電話がISDN回線の場合、インターフェースAは使えません。
- 発呼側電話が企業用または家庭用の場合、インターフェースBは使えません。

JMP PRO フィルタで許可しない組み合わせを指定

このオプションでは、フィルタによって許可しない組み合わせを指定します。なお、ここで述べる方法ではなく、「[スクリプトで許可しない組み合わせを指定](#)」(537ページ)で説明されている方法でも、許可しない組み合わせを指定できます。

1. 「フィルタで許可しない組み合わせを指定」を選択します。
2. 「フィルタリングする因子の追加」リストから「発呼側電話」と「発呼側インターフェース」を選択し、「追加」をクリックします。
3. Ctrlキーを押しながら、「発呼側電話」で「ISDN」を、「発呼側インターフェース」で「A」をクリックします。

図20.11 「許可しない組み合わせ」パネルで1つ目の制約を指定したところ



クリックしたブロックが濃色表示になります。これで、発呼側電話がISDN回線の場合にインターフェースAが使えない、という制約が追加されました。

4. 「OR」をクリックします。
5. 「フィルタリングする因子の追加」リストから「受呼側電話」と「受呼側インターフェース」を選択し、「追加」をクリックします。
6. Ctrlキーを押しながら、「受呼側電話」で「ISDN」を、「受呼側インターフェース」で「A」をクリックします。
これで、受呼側電話がISDN回線の場合にインターフェースAが使えない、という制約が追加されました。
7. 「OR」をクリックします。
8. 「フィルタリングする因子の追加」リストから「発呼側電話」と「発呼側インターフェース」を選択し、「追加」をクリックします。
9. Ctrl キーを押しながら、「発呼側電話」で「Bus」(企業用)と「Res」(家庭用)を、「発呼側インターフェース」で「B」をクリックします。

これで、発呼側電話が企業用または家庭用の場合にインターフェースBが使えない、という制約が追加されました。

図20.12 「許可しない組み合わせ」の入力が完了したところ

因子の制約を定義

☐ しない
☒ フィルタで許可しない組み合わせを指定
☐ スクリプトで許可しない組み合わせを指定

許可しない組み合わせ

クリア ヘルプ

▼ 発呼側電話 (4)
 ISDN
 Bus
 Coin
 Res

▼ 発呼側インターフェース (2)
 A B

OR

▼ 受呼側電話 (4)
 ISDN
 Bus
 Coin
 Res

▼ 受呼側インターフェース (2)
 A B

OR

▼ 発呼側電話 (4)
 ISDN
 Bus
 Coin
 Res

▼ 発呼側インターフェース (2)
 A B

AND OR

JMP PRO スクリプトで許可しない組み合わせを指定

許可しない組み合わせは、スクリプトによって指定することもできます。因子をロードした後（「[因子のロード](#)」(535 ページ)）、次のような手順を行います。

1. [続行] をクリックします。
2. [スクリプトで許可しない組み合わせを指定] を選択します。
3. 次のスクリプトをコピーし、「許可しない組み合わせの式」ボックスに貼り付けます。

```
( 発呼側電話 == "ISDN" & 発呼側インターフェース == "A" ) |  

( 受呼側電話 == "ISDN" & 受呼側インターフェース == "A" ) |  

( 発呼側電話 == "Bus" & 受呼側インターフェース == "B" ) |  

( 発呼側電話 == "Res" & 発呼側インターフェース == "B" )
```

図 20.13 「許可しない組み合わせの式」の入力が完了したところ

4 因子の制約を定義

☐ しない

☐ フィルタで許可しない組み合わせを指定

☒ スクリプトで許可しない組み合わせを指定

許可しない組み合わせの式

```
{発呼側電話 == "ISDN" & 発呼側インターフェース == "A"} |
{受呼側電話 == "ISDN" & 受呼側インターフェース == "A"} |
{発呼側電話 == "Bus" & 発呼側インターフェース == "B"} |
{発呼側電話 == "Res" & 発呼側インターフェース == "B"}
```

メモ: 「被覆配列」以外の「実験計画 (DOE)」プラットフォームで、スクリプトを使って許可しない組み合わせを指定する場合は、水準名ではなく水準番号を使う必要があります。

JMP PRO 計画を含むデータテーブルの作成

メモ: 次の2つの手順にて乱数シード値を設定すると、以下の数値例と同じ結果が得られます。同じ結果でなくとも良い場合は、これらの手順は不要です。

1. 赤い三角ボタンのメニューから「乱数シード値の設定」を選択します。
2. 「632」と入力し、[OK] をクリックします。
3. 「計画の作成」をクリックします。

「計画」アウトラインが開き、実験数20の計画が表示されます。ウィンドウに「指標」アウトラインが追加されます。

図 20.14 電話の計画の「指標」アウトライン

指標			
実験の回数:		20	
t	被覆度	多様度	
2	100.00	54.00	
3	65.93	85.50	
4	30.86	98.00	

「指標」アウトラインを見ると、強度2の被覆度が100%であることがわかります。つまり、許可されている2因子の組み合わせすべてが、計画に含まれています。また、3因子の組み合わせの65%がカバーされています。

4. 「テーブルの作成」をクリックします。

計画をまとめたデータテーブルが作成されます。応答の列や、各種スクリプトが用意されています。

図 20.15 被覆配列計画のテーブル

被覆配列		応答	市場	発呼側電話	発呼側インターフェース	受呼側電話	受呼側インターフェース
計画	被覆配列 (強度 2)						
DOEダイアログ		1	• UK	Res	A	Coin	A
Disallowed Combinations		2	• Canada	Res	A	Bus	A
分析		3	• USA	Res	A	Res	A
		4	• UK	Bus	A	ISDN	B
		5	• Mexico	Coin	B	Coin	B
		6	• USA	Coin	B	ISDN	B
列(6/0)		7	• USA	ISDN	B	Bus	A
応答		8	• Canada	Bus	A	Res	A
市場 *		9	• France	Coin	B	Bus	A
発呼側電話 *		10	• Mexico	Res	A	Res	A
発呼側インターフェース *		11	• France	ISDN	B	Res	B
受呼側電話 *		12	• France	Bus	A	Coin	A
受呼側インターフェース *		13	• USA	Bus	A	Coin	B
		14	• Canada	ISDN	B	Coin	B
行		15	• France	Res	A	ISDN	B
すべての行	20	16	• UK	Coin	B	Res	B
選択されている行	0	17	• Mexico	Bus	A	Bus	B
除外されている行	0	18	• UK	ISDN	B	Bus	A
表示しない行	0	19	• Canada	Coin	A	ISDN	B
ラベルのついた行	0	20	• Mexico	ISDN	B	ISDN	B

JMP[®] PRO 実験データの分析

計画のデータテーブルができたなら、試験を実施し、それらの結果を「応答」列に記録してください。「Phone Data.jmp」データテーブルに、試験の結果が含まれています。

1. [ヘルプ] > [サンプルデータライブラリ] を選択し、「Design Experiment」フォルダの「Phone Data.jmp」を開きます。
2. 「テーブル」パネルで、「分析」スクリプトの横の緑の三角ボタンをクリックします。

図 20.16 電話の実験データを分析する

要約		
成功数	17	
失敗数	3	
欠測値	0	
失敗分析の詳細		
2 因子間の交互作用		
因子	水準	失敗数
発呼側インターフェース, 受呼側電話	A, 公衆	3
受呼側電話, 受呼側インターフェース	公衆, A	2
市場, 発呼側電話	米国, 公衆	1
市場, 発呼側電話	英国, 自宅	1
市場, 発呼側電話	France, Bus	1
市場, 受呼側電話	米国, 公衆	1
市場, 受呼側電話	英国, 公衆	1
市場, 受呼側電話	France, 公衆	1
発呼側電話, 発呼側インターフェース	公衆, A	1
発呼側電話, 受呼側電話	Bus, 公衆	1
発呼側電話, 受呼側電話	自宅, 公衆	1

「要約」アウトラインを見ると、失敗した試験が3つあります。

「失敗分析の詳細」アウトラインには、「2 因子間の交互作用」レポートが表示されています。2 因子間の交互作用となっているのは、失敗を検出する交互作用の強度として2次を指定したからです。

「2 因子間の交互作用」レポートには、3つの失敗の原因であり得る組み合わせが表示されています。「**発呼側インターフェース**」の「A」と「**受呼側電話**」の「公衆」の組み合わせが、3つの失敗すべての原因である可能性があります。あるいは、他の組み合わせのいくつかによって、各失敗が生じているのかもしれませんが。

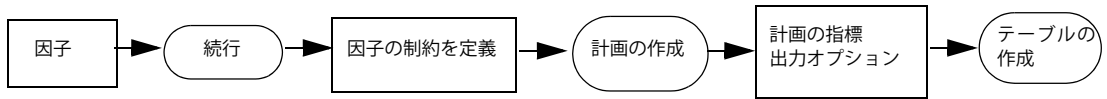
3. 「2 因子間の交互作用」レポートの最初の行を選択します。

データテーブルで、1、3、15 行目が選択されます。これらの組み合わせでは、「**市場**」、「**発呼側電話**」、「**受呼側インターフェース**」の設定とは無関係に失敗が生じます。しかし、ここで選択されている組み合わせ以外によって失敗が生じている可能性もあります。

JMP
PRO「被覆配列」ウィンドウ

「被覆配列」ウィンドウは、計画手順を進めていくのと並行して更新されます。「実験計画 (DOE)」のウィンドウにおける一般的な流れについては、「[実験計画の手順: 問題の把握、モデルの指定、計画の作成](#)」(53 ページ)を参照してください。操作手順は、図 20.17 のような流れです。手順の間にあるボタンをクリックすると、ウィンドウが更新されていきます。

図 20.17 被覆配列の流れ



JMP[®] PRO 因子

「因子」アウトラインで因子を追加します。

図 20.18 「因子」アウトライン

因子

因子の追加 ▼ 削除 N個の因子を追加 1 強度: t = 2 ▼

名前	役割	値

因子の指定

因子を追加するには[因子の追加]ボタンをクリックし、変更する場合は、因子名または因子水準をダブルクリック。

続行

因子の追加 「N個の因子を追加」に因子の数を入力します。因子はすべてカテゴリカルです。水準数を選択または入力します。

削除 選択されている因子が削除されます。

N個の因子を追加 指定の水準数の因子を複数追加します。追加したい因子の数を入力してから [因子の追加] をクリックし、水準数を選択または入力します。水準数の異なる因子を追加したい場合は、[N個の因子を追加] を繰り返します。

強度: t = 配列の強度を示す数値を選択します。

ヒント: 因子の設定を保存したい場合には、「因子」パネルへの入力完了後に、赤い三角ボタンのメニューから [因子の保存] を選択してください。これにより、因子の名前と値がデータテーブルに保存され、後で再利用できるようになります。「[「被覆配列」のオプション](#)」(549 ページ) を参照してください。

JMP PRO 「因子」テーブル

「因子」テーブルは、次の列で構成されます。

名前 因子の名前。追加した因子には、デフォルトで **X1**、**X2...** という名前がつきます。名前を変更するには、ダブルクリックして任意の名前を入力します。

役割 因子の役割を指定します。被覆配列の因子は、すべて役割が「カテゴリーカル」になります。役割は、「因子の役割」列プロパティとしてデータテーブルに保存されます。このプロパティがあることで、因子は適切にモデル化されます。

値 因子の設定。値を挿入するには、デフォルトの値をクリックし、任意の値を入力します。作成されたデータテーブルの各列において、ここで入力したときの左から右への並びで値の順序が設定されます。

JMP PRO 「因子」テーブルの編集

「因子」アウトラインでは、次の点に留意してください。

- 因子名を編集するには、因子名をダブルクリックします。
- カテゴリーカル因子の場合、因子名の左隣に下向きの矢印があります。この矢印をクリックすると水準が追加されます。
- 因子の水準を削除するには、値をクリックし、キーボードの **Delete** キーを押し、最後にテキストボックスの外をクリックします。
- 値を編集するには、「**値**」列の値をクリックします。

JMP PRO 因子の列プロパティ

計画のデータテーブルでは、各因子に対して「値ラベル」列プロパティが保存されます。「値ラベル」列プロパティは、列の値を指定のラベルに置き換えて表示します。値ラベルは、データテーブルに表示され、プロットやレポートで使用されます。詳細については、付録「列プロパティ」の「[値ラベル](#)」(667 ページ)を参照してください。

JMP PRO 因子の制約を定義

「因子」アウトラインへの入力完了したら、**[続行]** をクリックします。すると、「因子の制約を定義」アウトラインが開きます。このアウトラインでは、因子の水準に対して、許可しない組み合わせを指定できます。制約をロードした場合、またはスクリプトの一部に制約を含めた場合を除き、デフォルトでは、制約を**【しない】** オプションが選択されています。次のいずれかのオプションによって、何らかの制約を指定することができます。

フィルタで許可しない組み合わせを指定 このオプションでは、各因子における値を限定することで、制約を定義します。AND と OR の両方の制約が定義できます。「[フィルタで許可しない組み合わせを指定](#)」(543 ページ)を参照してください。

スクリプトで許可しない組み合わせを指定 スクリプトエディタボックスに、許可しない組み合わせやその他の制約をJSLのブール式として入力します。「[スクリプトで許可しない組み合わせを指定](#)」(544ページ)を参照してください。

フィルタで許可しない組み合わせを指定

このオプションは、データフィルタを使って許可しない組み合わせを指定します。データフィルタの詳細については、『JMPの使用法』の「JMPのレポート」章を参照してください。

許可しない組み合わせを追加するには

1. 「フィルタ因子の追加」リストで因子を選択し、**[追加]** をクリックします。
2. 水準を選択することで、許可しない組み合わせを指定します。

メモ: 「フィルタリングする因子の追加」にある赤い三角ボタンのメニューは、各種プラットフォームの起動ウィンドウにある「列の選択」パネルのメニューと同じです。詳細については、『JMPの使用法』の「はじめに」章を参照してください。

[追加] をクリックすると、パネルの内容が更新されます。「許可しない組み合わせ」パネルに、選択した因子と、コントロールボタンが表示されます。

「被覆配列」プラットフォームでは、カテゴリカルな因子しか使用できません。カテゴリカルな因子の各水準がボックス形式で表示されます。ただし、水準数が多い場合は、リスト形式で表示されます。ここで許可しない水準を選択してください。複数の水準を選択したい場合には、**Ctrl** キーを押しながらクリックします。強調表示されている項目が、許可しない水準となります。なお、「許可しない組み合わせ」パネルにカテゴリカル因子を追加したときに因子名の後に括弧付きで表示されている数値は、その因子の水準数です。

「許可しない組み合わせ」のオプション

クリア 水準に対する許可しない組み合わせに関して、指定されている設定すべてをクリアします。ただし、因子の選択はクリアされません。

やり直し 因子の選択をすべて取り消し、画面を因子のリストに戻します。

AND 「フィルタ因子の追加」リストを開きます。そこで選択された因子がANDグループになります。ANDグループで指定されている水準すべてをもつ組み合わせが、許可されない組み合わせになります。

ANDグループに因子を後から追加するには、グループのアウトラインをクリックし、枠が強調されるのを確認します。そして、**[AND]** ボタンをクリックし、因子を追加します。

1つの因子を削除するには、赤い三角ボタンのメニューにある**[削除]** を選択します。

OR 「フィルタ因子の追加」リストを開きます。そこで選択された因子が、ORを挟んで別のANDグループを形成します。ORを挟んだANDグループの場合、いずれかのANDグループで指定された組み合わせが許可しない組み合わせになります。

因子の赤い三角ボタンのメニュー

1つの因子を複数のORグループに含めることができます。特定のORグループにおける、ある1因子に対する設定を、以下では**因子制約**と呼びます。

削除 選択されている因子制約を「許可しない組み合わせ」パネルから削除します。

選択をクリア 因子制約の選択をすべてクリアします。

選択の逆転 因子制約において、選択されている値の選択を解除し、選択されていない値を選択します。

表示オプション 表示形式を変更します。次のようなオプションがあります。

- **［ブロック表示］** は、各水準をブロックとして表示します。
- **［リスト表示］** は、各水準をリストの項目として表示します。
- **［単一カテゴリ表示］** は、各水準を表示します。
- **［チェックボックス表示］** は、各値の隣にチェックボックスを追加します。

検索 因子名の下にテキストボックスを表示し、そこに入力した文字列を因子水準の中から検索します。Enterキーを押すか、テキストボックスの外をクリックすると、検索が開始されます。**［検索］** を一度選択すると、赤い三角メニューに次のような検索オプションが追加されます。

- **［検索をクリア］** は、検索処理の結果をクリアし、パネルを元の状態に戻します。
- **［大文字/小文字を区別］** は、入力した文字列の大文字と小文字を区別し、正確な結果を戻します。
- **［指定の文字列を含む］** は、入力した文字列を含んだ値を検索します。
- **［指定の文字列を含まない］** は、入力した文字列を含まない値を検索します。
- **［指定の文字列で始まる］** は、入力した文字列で始まる値を検索します。
- **［指定の文字列で終わる］** は、入力した文字列で終わる値を検索します。

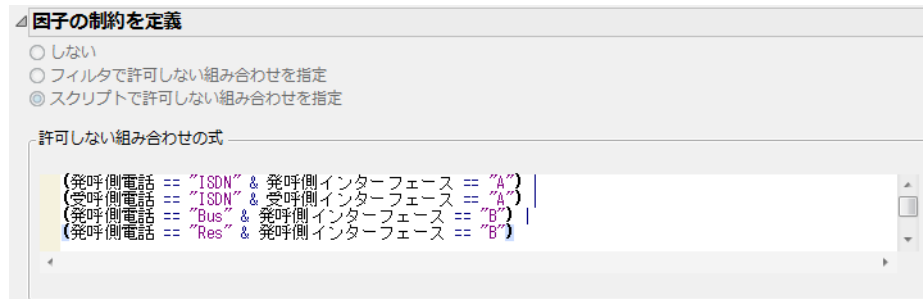
JMP PRO スクリプトで許可しない組み合わせを指定

開いたスクリプトウィンドウに、許可しない組み合わせの式を入力してください。その式は、ブール式でなければなりません。真であるブール式で指定された組み合わせが許可されないものとなります。

式を作成する際、水準の名前は引用符で囲みます。水準の値をそのまま使用しないでください。たとえば図20.19は、電話インターフェースの例（「**スクリプトで許可しない組み合わせを指定**」(537ページ)）で入力したスクリプトです。

メモ: 「被覆配列」以外の「実験計画 (DOE)」プラットフォームで、スクリプトを使って許可しない組み合わせを指定する場合は、水準名ではなく水準番号を使う必要があります。

図 20.19 水準名を引用符で囲んだスクリプトウィンドウ



JMP PRO 計画

「計画の作成」をクリックすると、「計画」アウトラインと「指標」アウトラインが表示されます。計算に時間がかかる計画の場合、進行状況を示すバーが表示されます。

「計画」アウトラインには、作成した計画の内容が表示されます。1列目は実験の通し番号になっています。スクロールバーを使わないとすべての実験が確認できない場合があります。2列目以降は、各実験での因子設定です。

最適化

「最適化」を選択すると、「被覆配列」プラットフォームで作成された計画や、赤い三角ボタンのメニューにある「計画のロード」でロードした計画のサイズが小さくなります。「被覆配列」プラットフォームで既に大域的に最適となっている計画には、このオプションを適用できません。特に、因子が2水準で、制約がない強度2の計画は、常に大域的に最適な計画となっています。また、因子数が $t+1$ 個で、制約がない強度 t の計画は、任意の t に対して、常に大域的に最適な計画となっています。

アルゴリズムの詳細については、「[最適化アルゴリズム](#)」(550ページ)を参照してください。

メモ: 最適化は時間のかかる処理ですが、繰り返し行ってより良い計画を得ることができます。

「最大反復回数」オプションには、計画を最適化するための反復計算の最大反復回数を指定できます。

JMP PRO 充足不能な制約

一連の制約のせいで、必要な因子水準をすべて含んだ被覆配列が作成できない場合、そのような制約を、**充足不能な制約**と言います。

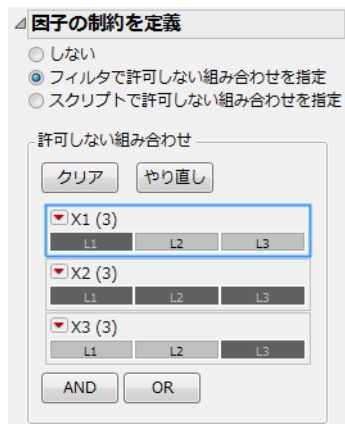
充足不能な制約の例

3水準の因子3つを含む強度2の計画を作ってみましょう。

1. 「実験計画(DOE)」>「特殊な目的」>「被覆配列」を選択します。
2. 「N個の因子を追加」のボックスに「3」と入力します。

3. [因子の追加] メニューから [3水準] を選択します。
4. [続行] をクリックします。
5. [フィルタで許可しない組み合わせを指定] を選択します。
6. 「フィルタリングする因子の追加」リストから、3つの因子すべてを選択し、[追加] をクリックします。
7. Ctrlキーを押しながら次の水準を選択します。
 - X1 では L1
 - X2 では L1、L2、L3
 - X3 では L3

図 20.20 「因子の制約を定義」パネルに入力したところ



メモ: 次の2つの手順にて乱数シード値を設定すると、以下の数値例と同じ結果が得られます。同じ結果でなくても良い場合は、これらの手順は不要です。

8. 「被覆配列」の赤い三角ボタンのメニューから [乱数シード値の設定] を選択します。
9. 「12345」と入力し、[OK] をクリックします。
10. [計画の作成] をクリックします。

図 20.21 「計画」アウトラインと「指標」アウトライン

計画			
許可されない因子水準の組み合わせがあるため、1個の実験で設定が欠けています。			
実験	X1	X2	X3
1	L1	L1	L1
2	L3	L2	L1
3	L2	L2	L3
4	L1	L2	L2
5	L2	L1	L2
6	L3	L3	L2
7	L2	L3	L1
8	L3	L1	L3
9	L1	.	L3
10	L1	L3	L1

最適化	最大反復回数: 250

指標			
実験の回数: 10			
t	被覆度	多様度	
2	96.30	92.96	
3	37.50	100.00	

「計画」アウトラインの冒頭にある注意は、制約のせいで設定が欠けている実験が1つあることを示しています。実験9がそれです。被覆配列の強度を2にするためには、**X1**がL1、**X3**がL3の組み合わせが必要です。しかし、この組み合わせでは、**X2**のすべての設定が許可されません。

JMP[®] PRO 指標

「指標」アウトラインの情報は、計画が強度の条件をどの程度満たしているかを示します。制約のない計画の指標については、Dalal and Mallows (1998) が背景を解説しています。

t 因子の数。

被覆度 t 因子の水準で構成される組み合わせに関して、計画に出現する異なる組み合わせの数を、すべての可能な組み合わせの数で割ったパーセント値。 t における被覆度が100%ということは、 t 因子の可能な組み合わせのすべてが計画に含まれていることを意味します。 t 因子の各設定は、それぞれ複数回出現することもあります。

充足不能な制約がある計画の場合、それらの制約を加味して、被覆度が計算されます。[「指標の計算式」](#) (551 ページ) を参照してください。

多様度 t 因子の水準で構成される組み合わせに関して、計画に出現する異なる組み合わせの数を、全体の実験回数で割ったパーセント値。 t の多様度は、計画がどれだけ繰り返しを回避しているかを示す指標です。 t における多様度が100%ということは、 t 因子の設定のいずれにおいても繰り返しがないことを意味します。 t の多様度が50%ということは、 t 因子の水準で構成される組み合わせが、平均して2回ずつ出現していることを意味します。

充足不能な制約がある計画の場合、それらの制約を加味して、多様度が計算されます。「[指標の計算式](#)」(551 ページ) を参照してください。

JMP PRO 出力オプション

テーブルの作成 「被覆配列」データテーブルを作成します。

戻る 「因子」アウトラインに戻ります。以前のアウトラインに変更を加え、計画を作成し直すことができます。

メモ: 「因子の制約を定義」アウトラインで「許可しない組み合わせ」を定義した場合、制約がスクリプトとして保存されます。[続行] をクリックすると、「許可しない組み合わせの式」のボックスにスクリプトが表示されます。

JMP PRO 「被覆配列」データテーブル

「被覆配列」データテーブルの1列目は、応答を入力する列です。その他の列は、因子設定を含んでいます。

左上の「被覆配列」パネルには、計画の種類(被覆配列)と強度がノートとして記されています。このパネルには、次のようなスクリプトも含まれます。

DOE ダイアログ 計画のデータテーブルを作成するのに「被覆配列」ウィンドウを再現します。

許可しない組み合わせ 「因子の制約を定義」アウトラインに入力された因子水準の制約を表示します。

分析 被覆配列に従って行われた試験のデータを分析します。詳細については、「[「分析」スクリプト](#)」(549 ページ) を参照してください。背景は、Zhang and Zhang (2011) で解説されています。

ヒント: スクリプトを実行するには、スクリプト名の横にある緑の三角ボタンをクリックしてください。

図 20.22 「Software Data.jmp」の「被覆配列」テーブルに含まれたスクリプト

Software Data			応答変数	Webブラウザ	OS	RAM	接続速度
計画	被覆配列						
ノート	ソフトウェアのテスト	1	1	Safari	Macintosh	16 MB	0~1 Mbps
▶ DOEダイアログ		2	1	Safari	Windows	16 MB	1~5 Mbps
▶ 分析		3	1	Safari	Macintosh	16 MB	>5 Mbps
		4	1	Safari	Windows	4 MB	0~1 Mbps
		5	1	Safari	Macintosh	4 MB	1~5 Mbps
		6	1	Safari	Macintosh	4 MB	>5 Mbps
		7	1	Safari	Macintosh	8 MB	0~1 Mbps
		8	1	Safari	Macintosh	8 MB	1~5 Mbps
		9	1	Safari	Windows	8 MB	>5 Mbps
		10	1	IE	Windows	16 MB	0~1 Mbps
		11	1	IE	Macintosh	16 MB	1~5 Mbps
		12	1	IE	Macintosh	16 MB	>5 Mbps
		13	1	IE	Macintosh	4 MB	0~1 Mbps
		14	1	IE	Macintosh	4 MB	1~5 Mbps

JMP PRO 「分析」スクリプト

「分析」スクリプトを実行するには、「応答」列に次のような値を入力してください。

- 応答の値として、「失敗」に対して0、「成功」に対して1を入力してください。
- 試験を行わなかった場合などは、欠測値を入力してください。
- 「応答」列は、連続尺度にしてください。
- なお、「応答」列は、場所を移動したり、名前を変更したりしても構いません。

「分析」スクリプトは、2つのアウトラインから成るレポートを作成します。

- 「要約」アウトラインには、成功した実験数、失敗した実験数、応答が欠測している実験数が表示されます。
- 「失敗分析の詳細」アウトラインには、「<k> 因子間の交互作用」レポートが表示されます。 k の値は、失敗を検出する交互作用の最小数です。（**検出**の定義については、「[被覆配列と強度](#)」(528ページ)を参照してください。）次のような3つの列が表示されます。
 - 「因子」列には、失敗が生じた k 個の組み合わせすべてが表示されます。
 - 「水準」列には、失敗が生じた k 個の因子の値が表示されます。
 - 「失敗数」列は、「水準」列にある k 個の因子の組み合わせで失敗が何回生じたかを示します。

メモ: 失敗が生じた実験は、「水準」列に一覧されている k 個の因子の各組み合わせにおいて、複数回カウントされます。

「<k> 因子間の交互作用」レポートの行は、データテーブルと動的にリンクされています。レポート内で行を選択すると、該当する行がデータテーブル内で選択されます。

JMP PRO 「被覆配列」のオプション

「被覆配列」プラットフォームの赤い三角ボタンのメニューには、次のようなオプションがあります。

因子の保存 各列に因子、各行に因子水準を保存したデータテーブルを作成します。各因子の列には、「因子の役割」、「値の順序」、「因子の変更」の列プロパティが含まれます。因子を保存しておく、「実験計画(DOE)」ウィンドウで簡単にロードすることができます。

メモ: 空白のデータテーブルに手入力することで「被覆配列」の因子に関するデータテーブルを作成することもできますが、その場合は、必ず各列に列プロパティとして「カテゴリカル」の「因子の役割」を割り当ててください。それには、データグリッドで列名を右クリックし、**[列プロパティ] > [因子の役割]**を選択します。そして、「因子の役割」セクションで**[カテゴリカル]**を選択します。

因子のロード 「因子の保存」を使って保存した因子を「因子」アウトラインに読み込みます。

計画のロード 開いているデータテーブルから計画を読み込みます。開いているデータテーブルがない場合は、ユーザに対し、データテーブルを開くよう促すメッセージを表示します。[計画のロード]を選択すると、計画の因子として設定する列を選択するためのメニューが表示されます。列は、すべてカテゴリカルとして読み込まれます。列とその値が「因子」アウトラインに一覧されます。「計画」アウトラインには、データテーブルの各行に対応する実験と、各実験における因子の値がリストされます。

[計画のロード] オプションでは、既存の計画の指標を取得し、「分析」スクリプトを変更または作成することができます。

- 「指標」アウトラインには、指定された計画の t 被覆度と t 多様度が表示されます。
- [戻る] をクリックすると、因子水準の制約を課し、新しい計画を作成することができます。
- [テーブルの作成] をクリックすると、計画のデータテーブルが作成されます。このテーブルには、応答の値を入力でき、また、指定された計画に対応した「分析」スクリプトが含まれます。

乱数シード値の設定 このオプションに設定される値が、乱数を用いる処理のシード値として使われます。「被覆配列」の場合、乱数シード値によって初期計画と反復計算が決まります。乱数シード値を指定すると、ほとんどの場合において、計画を再現させることができますが、実験の順序は再現できません。

メモ: 計画の作成時間を制限するため、計算時間と反復回数に対し上限が設定されています。大規模で強度の高い計画の場合、コンピュータによっては、反復回数の制限に達する前に、時間制限に達する場合があります。そのような場合には、乱数シード値を指定しても、以前の結果を再現できません。

計画を再現するには、その計画に使われた乱数シード値を入力した上で [計画の作成] をクリックしてください。

メモ: 計画に使われた乱数シード値は、計画のデータテーブルに保存された「DOE ダイアログ」スクリプトに含まれています。

詳細オプション 「被覆配列」では使用できません。

スクリプトをスクリプトウィンドウに保存 「被覆配列」ウィンドウで指定した計画からスクリプトを作成し、スクリプトウィンドウに表示します。

JMP PRO 技術的詳細

JMP PRO 最適化アルゴリズム

JMP の「被覆配列」における [最適化] ボタンで実行されるアルゴリズムは、「構築後ランダム化最適化処理 (post-construction randomized optimizers) 」(Nayeri et al.; 2013) とも呼ばれている系統のアルゴリズムに似ています。しかし、JMP では、制約のある計画にも対応しています。JMP では、制約のある場合や充足不能な制約が課されている場合でも、最適化できます。

JMPのアルゴリズムは、最適化する計画は指定された強度の被覆配列になりうると仮定します。 K 個の因子を使った強度 t の計画では、 ${}_KC_t$ 個の組み合わせにおいて因子射影を反復的に検討し、除外できる実験や結合できる実験を特定していきます。そのため、 K や t が大きくなると、アルゴリズムの計算時間が急激に長くなります。JMPでは、性能を改善するために、処理がマルチスレッド化されており、コンピュータのCPUコアをなるべく多く使用します。

JMP PRO 指標の計算式

被覆度と多様度の計算式は、制約の有無によって異なります。計算式では、次のような記号を使います。

${}_u C_v$ は、 u 個のものから v 個を選ぶときの組み合わせの数

t は、計画の強度

K は、因子の個数

$M = {}_KC_t$

$i = 1, 2, \dots, M$ は、 K 個から t 個を取り出す組み合わせ（射影）に対して振られる通し番号

v_{ik} は、 k 番目の因子の水準数

n_i は、 i 番目の射影(t 個の因子への射影における i 番目のもの)における、因子設定の一意な組み合わせの個数

p_i は、 i 番目の射影における v_{ik} の積

r は、計画全体における実験回数

JMP PRO 制約のない計画

被覆度と多様度は、次の式で計算されます。

$$\text{被覆度} = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M n_i / p_i$$

$$\text{多様度} = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M n_i / r$$

JMP PRO 制約のある計画

JMPの「被覆配列」プラットフォームでは、 t 個の因子における水準の組み合わせに関して、いくつかの特定の組を許可しないようにすることもできます。そのとき、いくつかの組み合わせにおいて、因子の水準が欠測値になることもあります。なぜなら、特定の t 個の因子に関して、制約を満たす組み合わせをまったく構成できない場合もあるからです。制約のある被覆配列では、被覆度と多様度は、可能な組み合わせから定義されます。制約のある計画の指標を計算するために、先ほどの計算式に対して、次のような要素も考慮されます。

a_i は、 t 因子の水準から構成された i 番目の射影での因子設定の組み合わせのうち、制約により禁止されているものの個数

m は、制約を満たす因子設定の組み合わせが1つも存在しない射影の数

q_i は、 i 番目の射影において、いずれかの因子が欠測値となる個数

$$r_i = r - q_i$$

$$M' = M - m$$

被覆度と多様度は、次の式で計算されます。

$$\text{被覆度} = \frac{1}{M'} \sum_{i=1}^{M'} n_i / (p_i - a_i)$$

$$\text{多様度} = \frac{1}{M'} \sum_{i=1}^{M'} n_i / r_i$$

t 因子の水準から作られる組み合わせに無効なものがなく ($M' = M$)、また、欠測値がない (すべての i に対して $r_i = r$) 場合、制約のある計画の被覆度と多様度の定義は、制約のない計画のそれと同じになります。詳細については、Morgan (2014) を参照してください。

第21章

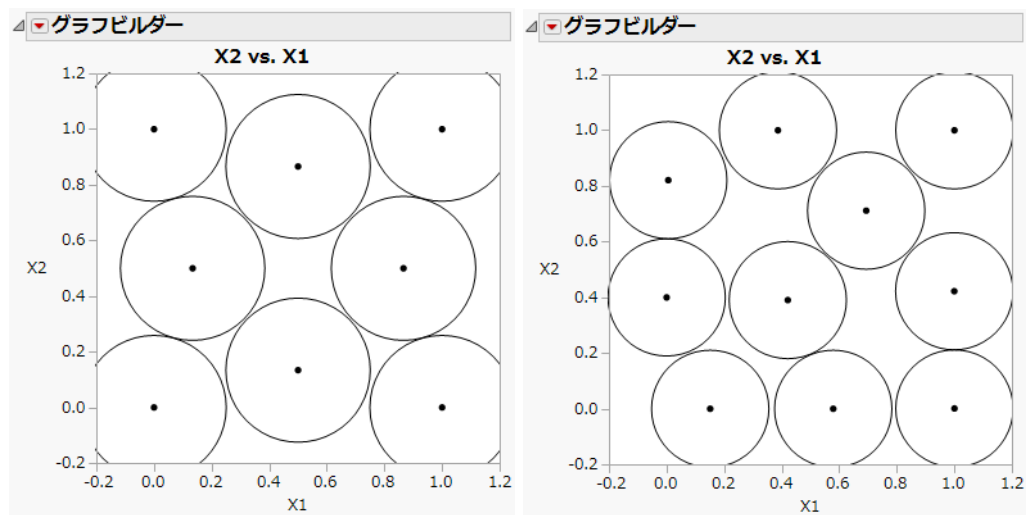
Space-Filling計画

誤差による変動が無視できるような場合には、Space Filling 計画（空間充填計画）が役立ちます。コンピュータのシミュレーションモデルの感度を調べたい場合などがその一例です。また、機械論的モデルや決定論的モデルも、考慮すべき誤差の変動がないので、Space Filling 計画が役に立つでしょう。モデルに変動がない場合、反復やランダム化、ブロック化が不要になります。

「Space Filling 計画」プラットフォームでは、連続変数とカテゴリカル変数の両方に対して計画が作成できます。連続変数だけを扱う Space Filling 計画の場合、主に、次の2つのアプローチがあります。

- 任意の2つの計画点の距離を最大化する。
- 点を一様な間隔で配置する。

図21.1 Space Filling 計画



Space Filling計画の概要

Space Filling計画は、決定論的な（またはそれに近い）データに対してモデルを作成する場合に役立ちます。決定論的データの一例は、コンピュータによるシミュレーションです。コンピュータ実験では、多変数間に存在するさまざまな相互関係を示す複雑なモデルに基づき、データをシミュレートします。このようなコンピュータ実験を計画する場合、限られた因子範囲でシステムの振る舞いが予測でき、かつ比較的単純な実験モデルを作成することが実験目的となります。

データにノイズ（ランダムな誤差）が存在する場合なら、予測値の分散を最小化することが実験の目標になります。決定論的システムの実験では、ノイズによるデータのばらつきはありませんが、**バイアス**は生じます。バイアスとは、近似モデルと真の数学的関数との差を指します。Space Filling計画の目標は、バイアスを小さくすることです。

そのようなバイアスを小さくする1つの実験計画は、計画点をできる限り拡散させ、実験の境界を超えない範囲で2点間の距離を最大にするような計画です。もう1つの実験計画は、対象とする領域全体に点を一様に配置する計画です。

〔Space Filling計画〕には、次のような手法が用意されています。

球の詰め込み 2つの計画点の間の最短距離が最大化されます。[「球の詰め込み法」](#)（565ページ）および[「試錘孔データで球の詰め込み計画を作成する」](#)（584ページ）を参照してください。

ラテン超方格法 計画点の間の最短距離を最大化しながら、各因子の水準を均一に配置します。この手法では、一様分布を模倣した計画が作成されます。ラテン超方格法は、球の詰め込みと一様計画の中間にあたります。[「ラテン超方格法」](#)（567ページ）を参照してください。

一様 計画点の分布と理論上の一様分布とのディスクリパンシを最小化します。[「一様計画」](#)（571ページ）を参照してください。

最小ポテンシャル 球面内に点を拡散します。[「最小ポテンシャル計画」](#)（574ページ）を参照してください。

最大エントロピー データの分布における情報量をもとに計画を作成します。[「最大エントロピー計画」](#)（576ページ）を参照してください。

Gauss過程 IMSE最適計画 Gauss過程モデルの平均2乗誤差を実験領域で積分した値が最小になるような計画です。[「Gauss過程 IMSE最適計画」](#)（578ページ）を参照してください。

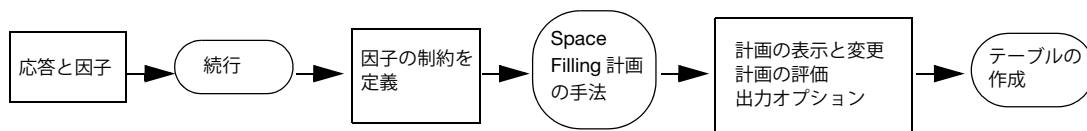
高速柔軟充填計画 高速柔軟充填法は、まず、計画空間内にランダムに点を散りばめて、そこからクラスターを形成します。そして、これらのクラスターをもとに、最適化基準に則って計画点を選択します。高速柔軟充填法だけが、カテゴリカル因子を扱うことができます。また、この手法だけが、線形制約や許可しない組み合わせを指定できます。[「高速柔軟充填計画」](#)（579ページ）および[「制約を指定した高速柔軟充填計画の作成と表示」](#)（581ページ）を参照してください。

メモ: 実験数が500以下の場合、Gauss過程モデルがデータテーブルに保存されます。実験数が500を超えている場合は、ニューラルネットワークモデルがデータテーブルに保存されます。

「Space Filling計画」ウィンドウ

「Space Filling計画」ウィンドウは、計画の手順を踏むごとに内容が更新されます。操作手順は、図21.2のような流れです。手順の間にあるボタンをクリックすると、ウィンドウが更新されていきます。

図21.2 「Space Filling計画」の流れ



応答

「応答」アウトラインでは、1つまたは複数の応答を指定します。

ヒント: 応答の設定を保存したい場合には、「応答」アウトラインへの入力完了後に、赤い三角ボタンのメニューから**【応答の保存】**を選択してください。これにより、応答の名前、目標、限界、重要度の値がデータテーブルに保存され、「実験計画 (DOE)」のプラットフォームにおいて後で再利用できるようになります。

図21.3 「応答」アウトライン

応答名	目標	下側限界	上側限界	重要度
Y	最大化	.	.	.

オプションの項目

応答の追加 応答を1つ追加し、目標の種類を「最大化」(望大特性)、「目標値に合わせる」(望目特性)、「最小化」(望小特性)、または「なし」に設定します。「目標値に合わせる」を選択した場合は、目標の限界値を入力します。「最大化」または「最小化」を選択した場合、限界の入力は必須ではありませんが、満足度関数を使用する場合は、入力しておく役に立つことがあります。

削除 選択されている応答を削除します。

応答数 応答数を入力すると、その個数だけ応答変数が追加されます。デフォルトのY以外の応答を入力した場合、追加された応答の「目標」は、最後に入力した応答と同じものになります。そうでない場合、デフォルトの「目標」は「目標値に合わせる」です。目標を変更するには、テーブル内で目標の種類をクリックします。

「応答」アウトラインには、次のような列があります。

応答名 応答の名前。追加した応答には、デフォルトで「Y」、「Y2」...という名前がつきます。名前を変更するには、ダブルクリックして任意の名前を入力します。

目標、下側限界、上側限界 目標として、応答を最大化したいのか、最小化したいのか、目標値に合わせたいのか、あるいは特に目標がないのかを指定できます。指定された内容に従って、生成された計画のデータテーブルにおける各応答列に、「応答変数の限界」列プロパティが割り当てられます。この情報を使い、各応答の満足度関数が定義されます。「プロファイル」と「等高線プロファイル」は、これらの満足度関数を使って最適な因子設定を見つけます。詳細については、『プロファイル機能』の「プロファイル」章および付録「列プロパティ」の「[応答変数の限界](#)」(637ページ)を参照してください。

- 「最大化」は、大きな値ほど良いこと（望大特性）を意味します。なんらかの下側限界や上側限界がある場合は、それらも指定してください。
- 「最小化」は、小さな値ほど良いこと（望小特性）を意味します。なんらかの下側限界や上側限界がある場合は、それらも指定してください。
- 「目標値に合わせる」の場合、指定された目標値が最良であること（望目特性）を意味します。デフォルトの目標値は、下側限界と上側限界の中間値に設定されます。
- 「なし」は、最適化の目標がないことを意味します。この場合、満足度関数は作成されません。

メモ: 「目標値に合わせる」を選んだときで、目標値が下側限界と上側限界の中間値ではない場合は、計画のデータテーブルを作成した後に変更してください。それには、データテーブルの応答列において[列] > [列情報]を選択し、列情報ウィンドウを開き、希望の目標値を入力します。

重要度 応答が複数ある場合は、指定した重要度の値を使って全体の満足度関数が計算されます。重要度は、応答の重みとして扱われます。応答が1つしかない場合、重要度はデフォルトで1に設定されるため、重要度を指定する必要はありません。

「応答」アウトラインの編集

「応答」アウトラインでは、次のような作業ができます。

- 応答をダブルクリックして応答名を変更する。
- 目標をクリックして変更する。
- 限界または重要度の値をクリックして変更する。
- 複数の応答に対して、重要度の値を入力する。

「応答変数の限界」列プロパティ

応答の入力時に指定した「目標」、「下側限界」、「上側限界」、「重要度」は、最適な因子設定を見つける際に使用されます。これらの情報は、生成された計画のデータテーブルにおいて、各応答列の「応答変数の限界」列プロパティに保存されます。JMPは、この情報を使って満足度関数を定義します。満足度関数は、予測プロファイルで最適な因子設定を見つけるために使用されます。「応答変数の限界」列プロパティの詳細とその使用例については、付録「列プロパティ」の「[応答変数の限界](#)」(637ページ)を参照してください。

下側限界と上側限界を指定しない場合、観測された応答データの範囲に基づいて自動的に満足度関数が定義されます。下側限界と上側限界が指定された場合には、それらの限界によって満足度関数が定義されます。満足度関数の作成については、『プロファイル機能』の「プロファイル」章を参照してください。

因子

「因子」アウトラインで因子を追加します。

図 21.4 「因子」アウトライン

名前	役割	値
X1	連続変数	-1
X2	連続変数	-1

「因子」アウトラインには、次のようなオプションが含まれます。

連続変数 「N個の因子を追加」で指定した数だけ、連続量の因子が追加されます。

カテゴリカル 「N個の因子を追加」で指定した数だけ、カテゴリカルな因子が追加されます。

削除 選択されている因子が削除されます。

N個の因子を追加 指定の種類の因子が追加されます。因子の数を入力し、[連続変数] または [カテゴリカル] をクリックします。「N個の因子を追加」を繰り返すことで、異なる種類の因子を複数追加することができます。

ヒント: 因子の設定を保存したい場合には、「因子」パネルへの入力完了後に、赤い三角ボタンのメニューから「因子の保存」を選択してください。これにより、因子の名前と値がデータテーブルに保存され、後で再利用できるようになります。「[Space Filling計画のオプション](#)」(563ページ)を参照してください。

「因子」アウトライン

「因子」アウトラインには、次のような列があります。

名前 因子の名前。追加した因子には、デフォルトで「X1」、「X2」... という名前がつきます。名前を変更するには、ダブルクリックして任意の名前を入力します。

役割 因子の役割を指定します。役割は、「因子の役割」列プロパティとしてデータテーブルに保存されます。このプロパティがあることで、因子の種類は適切にモデル化されます。

値 実験における因子の設定。値を挿入するには、デフォルトの値をクリックし、任意の値を入力します。

「因子」アウトラインの編集

「因子」アウトラインでは、次のような作業ができます。

- 因子名を編集するには、因子名をダブルクリックします。
- カテゴリカル因子の場合、因子名の左隣に下向きの矢印があります。この矢印をクリックすると水準が追加されます。
- 因子の水準を削除するには、値をクリックし、キーボードの **Delete** キーを押し、最後にテキストボックスの外をクリックします。
- 値を編集するには、「値」列の値をクリックします。

因子の種類

連続変数 数値データを値として取る因子。連続変数とは、指定された下限から上側までの間において、任意の数値に設定できる因子のことです。

カテゴリカル 数値または文字の値を取ります。カテゴリカル因子の値は、入力したときの左から右の順序で並べられます。この順序は、作成されたデータテーブルにおける各列の「値の順序」列プロパティに保存されます。

因子の列プロパティ

データテーブルには、各因子のさまざまな列プロパティが保存されます。

因子の役割 データテーブルにおけるすべての因子の列に、「因子の役割」列プロパティが割り当てられます。この「因子の役割」列プロパティの値は、実験を計画するときに指定した役割によって決まります。「因子の役割」列プロパティは、データをモデル化するとき、どのように因子を用いるかを示しています。また、「因子の役割」列プロパティの値は、「拡張計画」プラットフォームでも使われます。

因子の変更 データテーブルにおけるすべての因子の列には、「容易」に設定された「因子の変更」列プロパティも割り当てられます。Space Filling計画では、1回の実験ごとに因子水準の変更が可能であると仮定します。「因子の変更」の値は、「拡張計画」プラットフォームと「計画の評価」プラットフォームでも使われます。

コード変換 因子の役割が連続変数である場合は、「コード変換」列プロパティが保存されます。このプロパティは、最小値が-1、最大値が+1になるように因子の値を変換します。「最小2乗法によるあてはめ」レポートの推定値と検定は、変換後の値に基づいて計算されます。

値の順序 因子の役割がカテゴリカルまたはブロックの場合は、「値の順序」列プロパティが保存されます。この列プロパティによって、因子水準の表示順序が決まります。

因子の制約を定義

メモ: 高速柔軟充填法で作成した計画のみ、制約を指定することができます。

「因子の制約を定義」によって、計画の領域を制限することができます。制約をロードした場合、またはスクリプトの一部に制約を含めた場合を除き、デフォルトでは、制約を「しない」オプションが選択されています。次のいずれかのオプションによって、何らかの制約を指定することができます。

線形制約の指定 このオプションでは、因子の線形結合に対し、線形不等式の制約を指定できます。役割が「連続変数」または「配合」である因子にのみ使用できます。「[線形制約の指定](#)」を参照してください。

メモ: 線形制約を含むスクリプトを計画に保存すると、その線形制約は等しいかまたは小さいを意味する不等式（ $\leq$ ）で表されます。

フィルタで許可しない組み合わせを指定 このオプションでは、各因子における値を限定することで、制約を定義します。AND と OR の両方の制約が定義できます。「[フィルタで許可しない組み合わせを指定](#)」を参照してください。

スクリプトで許可しない組み合わせを指定 スクリプトエディタボックスに、許可しない組み合わせやその他の制約を JSL のブール式として入力します。「[スクリプトで許可しない組み合わせを指定](#)」を参照してください。

線形制約の指定

連続変数の因子に対して、空間全体に独立して点を分布させるのではなく、線形不等式の制約を課したいことがあるでしょう。そのような場合、線形不等式によって、因子の領域を制限することができます。指定した線形不等式は、計画で許可されている領域を表します。

1つまたは複数の線形不等式の制約を入力するには、**[追加]** ボタンをクリックします。

追加 すべての連続変数を含んでいる線形不等式が1つ追加されます。不等式の係数を入力し、不等号の向きを選択してください。また、不等式の右側のボックスに右辺値を入力してください。さらに制約を加えるには、**[追加]** を再びクリックします。

メモ: [球の半径] によって計画領域を球形に制限した場合、**[追加]** オプションは使用できなくなります。

最後の制約を削除 最後に追加した制約が削除されます。

制約をチェック 制約の一貫性が検証されます。このオプションは、冗長な制約を削除し、実現可能性を確認します。問題がある場合は、警告が表示されます。線形不等式が因子の上限もしくは下限を表している場合には、「因子」アウトラインにおける因子の範囲が更新された旨を示す警告が表示されます。

フィルタで許可しない組み合わせを指定

このオプションは、データフィルタを使って許可しない組み合わせを指定します。データフィルタの詳細については、『JMPの使用法』の「JMPのレポート」章を参照してください。

「フィルタ因子の追加」リストで因子を選択し、**[追加]** をクリックします。次に、スライダを使う（連続変数の場合）か、水準を選択して（カテゴリカルの場合）、許可しない組み合わせを指定します。

「フィルタ因子の追加」にある赤い三角ボタンのメニューは、各種プラットフォームの起動ウィンドウにある「列の選択」パネルのメニューと同じです。「列の選択」メニューについて詳しくは、『JMPの使用法』の「はじめに」章を参照してください。

[追加] をクリックすると、「許可しない組み合わせ」パネルに、選択した因子とコントロールボタンが表示されます。因子は、尺度に応じて次のように表示されます。

連続尺度の因子 因子が連続尺度である場合、許可しない範囲を示す矢印付きのスライダが表示されます。また、スライダの上には、不等式が表示されます。スライダの矢印をドラッグするか、不等式の上限や下限をクリックして希望の数値を入力することで、許可しない範囲を指定してください。スライダにおいて、青色に強調表示されている部分が、許可しない範囲を示しています。

カテゴリカルな因子 因子がカテゴリカルである場合、因子の各水準がボックス形式で表示されます。ただし、水準数が多い場合は、リスト形式で表示されます。ここで許可しない水準を選択してください。複数の水準を選択するには、Ctrlキーを押しながらクリックします。強調表示されている項目が、許可しない水準となります。なお、「許可しない組み合わせ」パネルにカテゴリカル因子を追加したときに因子名の後に括弧付きで表示されている数値は、その因子の水準数です。

「許可しない組み合わせ」のオプション

「許可しない組み合わせ」パネルには、次のようなボタンがあります。

クリア 水準に対する許可しない組み合わせに関して、指定されている設定すべてをクリアします。ただし、因子の選択はクリアされません。

やり直し 因子の選択をすべて取り消し、画面を因子のリストに戻します。

AND 「フィルタ因子の追加」リストを開きます。そこで選択された因子がANDグループになります。ANDグループで指定されている水準すべてをもつ組み合わせが、許可されない組み合わせになります。

ANDグループに因子を後から追加するには、グループのアウトラインをクリックし、枠が強調されるのを確認します。そして、**[AND]** ボタンをクリックし、因子を追加します。

1つの因子を削除するには、赤い三角ボタンのメニューにある **[削除]** を選択します。

OR 「フィルタ因子の追加」リストを開きます。そこで選択された因子が、ORを挟んで別のANDグループを形成します。ORを挟んだANDグループの場合、いずれかのANDグループで指定された組み合わせが許可しない組み合わせになります。

因子の赤い三角ボタンのメニュー

1つの因子を複数のORグループに含めることができます。特定のORグループにおける、ある1因子に対する設定を、以下では**因子制約**と呼びます。

削除 選択されている因子制約を「許可しない組み合わせ」パネルから削除します。

選択をクリア 因子制約の選択をすべてクリアします。

選択の逆転 因子制約において、選択されている値の選択を解除し、選択されていない値を選択します。

表示オプション カテゴリカル因子にのみ使用できます。表示形式を変更します。次のようなオプションがあります。

- **［ブロック表示］** は、各水準をブロックとして表示します。
- **［リスト表示］** は、各水準をリストの項目として表示します。
- **［単一カテゴリ表示］** は、各水準を表示します。
- **［チェックボックス表示］** は、各値の隣にチェックボックスを追加します。

検索 カテゴリカル因子にのみ使用できます。因子名の下にテキストボックスを表示し、そこに入力した文字列を因子水準の中から検索します。**Enter** キーを押すか、テキストボックスの外をクリックすると、検索が開始されます。**［検索］** を一度選択すると、赤い三角メニューに次のような検索オプションが追加されます。

- **［検索をクリア］** は、検索処理の結果をクリアし、パネルを元の状態に戻します。
- **［大文字/小文字を区別］** は、入力した文字列の大文字と小文字を区別して検索します。
- **［指定の文字列を含む］** は、入力した文字列を含んだ値を検索します。
- **［指定の文字列を含まない］** は、入力した文字列を含まない値を検索します。
- **［指定の文字列で始まる］** は、入力した文字列で始まる値を検索します。
- **［指定の文字列で終わる］** は、入力した文字列で終わる値を検索します。

スクリプトで許可しない組み合わせを指定

このオプションでは、JSLスクリプトを使って許可しない因子水準の組み合わせを指定します。このオプションは、因子が連続尺度の場合や、連続尺度とカテゴリカル因子が混ざっている場合に役立ちます。

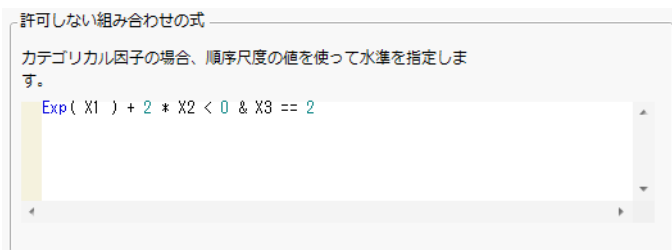
開いたスクリプトウィンドウに、許可しない組み合わせの式を入力してください。その式は、ブール式でなければなりません。真であるブール式で指定された組み合わせが許可されないものとなります。

カテゴリカル因子のための式を作成するときは、水準名の代わりに順序を示す数値を使用してください。たとえば、因子の水準が「高」、「中」、「低」であり、「因子」アウトラインでこの順序で指定した場合には、各水準は1、2、3という数値が関連付けられます。別の例として、「X1」と「X2」という2つの連続尺度の因子があり、「X3」というカテゴリカル因子があるとしします。また、カテゴリカル因子の水準は、「L1」、「L2」、「L3」とあるとしします。このとき、次式が成り立つものを、許可しない組み合わせに設定するとしします。

$$e^{X_1} + 2X_2 < 0 \quad \text{および} \quad X_3 = L2$$

この場合、スクリプトウィンドウに、 $(\text{Exp}(X_1) + 2 * X_2 < 0) \ \& \ (X_3 == 2)$ という式を入力します。

図 21.5 スクリプトエディタに式を入力したところ



(図では、構文解析によって不要な括弧が削除されています。) この例のように、式のなかに関数も指定することができます。

Space Filling 計画の手法

Space Filling 計画を作成する手法には、次のようなものがあります。

- 「球の詰め込み法」(565 ページ)
- 「ラテン超方格法」(567 ページ)
- 「一様計画」(571 ページ)
- 「最小ポテンシャル計画」(574 ページ)
- 「最大エントロピー計画」(576 ページ)
- 「Gauss 過程 IMSE 最適計画」(578 ページ)
- 「高速柔軟充填計画」(579 ページ)

計画

「計画」アウトラインには、Space Filling スクリーニング計画の実験が表示されます。

計画の診断統計量

計画を作成すると、「計画の診断統計量」アウトラインに 0～1 に尺度化された因子に対する診断統計量が表示されます。最短距離は、各点とそれに最も近い点との距離です。この値は、0～1 に尺度化された因子から計算されています。「最も近い点」列に最も近い点の行番号が表示されます。テーブルの下にあるディスクレパンシの値は、実験点と一様分布との差を積分したものです。

計画テーブル

テーブルの作成 「Space Filling 計画」 データテーブルを作成します。

戻る 「計画の作成」 をクリックする前の状態に戻ります。以前のアウトラインに変更を加え、計画を作成し直すことができます。

Space Filling 計画のオプション

「Space Filling 計画」プラットフォームの赤い三角ボタンのメニューには、次のようなオプションがあります。

応答の保存 「応答」 パネルの情報を、新しいデータテーブルに保存します。この情報は、ほとんどの「実験計画(DOE)」ウィンドウにすばやく読み込むことができます。応答の情報を後で再利用したい場合に便利です。

応答のロード 「応答の保存」 で保存された応答をロードします。

因子の保存 「因子」 パネルの情報を、新しいデータテーブルに保存します。各因子の列には、その因子の水準が表示されます。その他の情報は、列プロパティとして保存されます。この情報は、ほとんどの「実験計画(DOE)」ウィンドウにすばやく読み込むことができます。

メモ: 空のテーブルにデータを直接入力して因子のテーブルを作成することもできますが、その場合も、すべての列に適切な役割を割り当てる必要があります。役割を割り当てるには、データグリッド内で列名を右クリックし、**[列プロパティ] > [因子の役割]** を選択します。「因子の役割」セクションで、適切な役割を選択します。

因子のロード 「因子の保存」 で保存された因子をロードします。

制約の保存 (一部のプラットフォームのみで使用可能) 「因子の制約を定義」または「線形制約」アウトラインで定義した因子の制約を、データテーブルの列として保存します。この情報は、ほとんどの「実験計画(DOE)」ウィンドウにすばやく読み込むことができます。

制約テーブルの冒頭の数行には、各因子に対する係数が含まれます。最後の行は、不等式の右辺値を含みます。各制約の列には、「以下」と「以上」のどちらの制約であるかを示す「**制約状態**」という列プロパティが含まれます。付録「列プロパティ」の「**制約状態**」(671ページ)を参照してください。

制約のロード (一部のプラットフォームでは使用不可) [制約の保存] オプションを使って保存した制約がロードされます。

乱数シード値の設定 このオプションに設定される値が、乱数を用いる処理のシード値として使われます。次のような処理で乱数が使われます。

- 「応答のシミュレーション」オプションによる応答の乱数シミュレーション
- データテーブル作成時における実験順序のランダム化
- 最適計画を探索するときの初期計画の選択

計画や乱数シミュレーションの応答を再現するには、それを生成するのに用いた乱数シード値を入力します。最適計画の場合は、少なくとも「計画の作成」をクリックする前にシード値を設定してください。乱数シミュレーションの応答や実験順序を制御するには、少なくとも「テーブルの作成」をクリックする前にシード値を設定してください。

メモ: 計画に使われた乱数シード値は、計画データテーブルに保存された「DOE ダイアログ」スクリプトに含まれています。

応答のシミュレート 計画テーブルに、応答値と、シミュレーションの計算式を含む列が追加されます。このオプションは、「テーブルの作成」をクリックする前に選択してください。

「テーブルの作成」をクリックすると、次の処理が実行されます。

- 乱数シミュレーションで生成されたデータ値が応答変数の列に代入されます。
- 応答変数のデータ値を乱数シミュレーションで生成するための計算式を含む列が、新しい列として追加されます。先ほどのデータ値やこの計算式は、計画のウィンドウで指定したモデルに基づいています。
- 「モデル」ウィンドウが表示されます。このウィンドウで、モデルの効果の係数を設定するとともに、[正規]、[二項]、[Poisson] のいずれかの分布を指定できます。
- 「シミュレーション」という名前のスクリプトが、計画のデータテーブルに保存されます。このスクリプトを実行すると、「モデル」ウィンドウが再び開き、シミュレーション値を再度計算したり、応答の分布を変更したりできます。

「モデル」ウィンドウでは、乱数シミュレーションで用いる応答変数の確率分布を選択してください。このウィンドウで [適用] ボタンをクリックすると、「<Y>のシミュレーション」という名前の列が更新されます。ここで、「<Y>」は応答列の名前です。[適用] を再びクリックすると、この「<Y>のシミュレーション」の値が更新されます。

詳細については、「カスタム計画」章の「**応答のシミュレート**」(103 ページ) を参照してください。

メモ:  「応答のシミュレート」オプションを使うと、JMP Proのシミュレーションの機能を使ってシミュレーション分析を実行できます。シミュレーションとそれに関連する実験計画 (DOE) の例については、『基本的な統計分析』の「シミュレーション」章を参照してください。

FFF最適化基準 高速柔軟充填 (FFF; Fast Flexible Filling) 計画の場合、基準として [MaxPro] (デフォルト) と [重心] のいずれかを選択できます。「**FFF最適化基準**」(579 ページ) を参照してください。

開始点の数 アルゴリズムは、選択した種類の計画に対し、ここで指定した回数だけ、新しい計画の作成を開始します。その計画の種類に合った基準に従って、最良と判断された計画が戻されます。デフォルトでは、全種類の計画に対し1に設定されています。高速柔軟充填計画では使用されません。

詳細オプション > 平均クラスターサイズの設定 高速柔軟充填計画で、1クラスターあたり (すなわち、1つの計画点あたり) のランダムな点の個数を指定します。

スクリプトをスクリプトウィンドウに保存 「カスタム計画」プラットフォームで指定した計画からスクリプトを作成し、スクリプトウィンドウに保存します。

球の詰め込み法

球の詰め込み（sphere packing）による計画では、2つの計画点の間の最短距離が最大化されます。その結果、点は、計画領域内でできる限り広く拡散します。

球の詰め込みによる計画の作成

1. [実験計画(DOE)] > [特殊な目的] > [Space Filling計画] を選択します。
2. 応答と因子を追加します。
「[応答](#)」(555ページ) を参照してください。
3. 必要に応じて因子の水準の値を変更します。たとえば、図 21.6 に表示されている「X1」と「X2」の2つの因子は、(デフォルトの-1～1ではなく) 0～1の値を取ります。

図 21.6 因子が2つあるときのSpace Filling計画プラットフォーム

SpaceFilling計画

応答

応答の追加 ▼

削除

応答数...

応答名	目標	下側限界	上側限界	重要度
Y	最大化	.	.	.
オプションの項目				

因子

連続変数

カテゴリカル ▼

削除

N個の因子を追加

1

名前	役割	値	
▲ X1	連続変数	0	1
▲ X2	連続変数	0	1

因子の指定

因子数を指定。変更するには、因子名または因子設定をダブルクリック。

続行

4. [続行] をクリックします。
5. 計画手法を指定するためのパネルで、標本サイズ（「[実験の回数](#)」）を指定します。図 21.7 には、標本サイズが「8」と表示されています。

図 21.7 「Space Filling 計画手法」 パネル

Space Filling計画手法

実験の回数: 8

球の詰め込み

キューブ内に球を
最適に詰め込み

ラテン超方格法

最適配置のラテン超方格

一様

一様計画

最小ポテンシャル

球面領域内の最小エネルギー計画

最大エントロピー

Gauss過程 最大エントロピー計画

Gauss過程 IMSE最適計画

Gauss過程 積分平均2乗誤差最適計画

高速柔軟充填

クラスター分析法によるSpace Filling計画

戻る

6. [球の詰め込み] をクリックします。

計画が作成され、実験と診断統計量が表示されます。図 21.8 の「計画の診断統計量」パネルを見ると、「最短距離」は 0.518 です。実際の結果は、ここで表示されているものと必ずしも一致しませんが、最短距離は同じ値になります。

図 21.8 球の詰め込み計画の診断統計量

計画の診断統計量

実験	尺度化X1	尺度化X2	最短距離	最も近い点
1	0.50000	0.86602	0.518	3
2	0.86603	0.50000	0.518	6
3	0.13397	0.50000	0.518	1
4	0.50000	0.13398	0.518	7
5	0.00000	1.00000	0.518	1
6	1.00000	1.00000	0.518	2
7	1.00000	0.00000	0.518	4
8	0.00000	0.00000	0.518	3

ディスクレパンシ= 0.0469

計画テーブル

テーブルの作成

戻る

7. [テーブルの作成] をクリックします。このテーブルを使い、次に説明する手順でグラフを作成します。

球の詰め込み計画のグラフの作成

球の詰め込み法の特徴を確認するために、グラフビルダーを使ってプロットを作成してみましょう。先ほど作成したテーブルを使い、次の手順を行ってください。

- 1. [グラフ] > [グラフビルダー] を選択します。
- 2. 「X1」を [X]、「X2」を [Y] に指定し、[OK] をクリックします。
- 3. プロットを右クリックし、[サイズ/スケール] > [アイソメトリックにする] を選択して、フレームが正方形になるようにフレームサイズを調整します。

4. プロットを右クリックし、[カスタマイズ] を選択します。「カスタマイズ」パネルが開いたら、プラス (+) 記号をクリックしてテキストボックスを表示し、次のスクリプトを入力します。

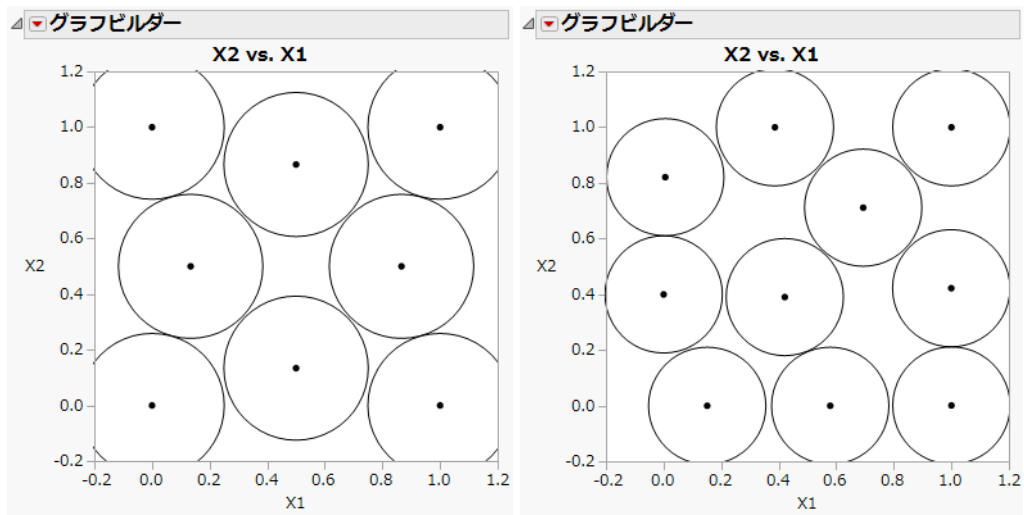
For Each Row(Circle({:X1, :X2}, 0.518/2))

ここで、**0.518**は、「計画の診断統計量」パネルに表示されていた最短距離の値です。スクリプトによって、各計画点を中心とした半径0.259（直径0.518）の円が描かれます（図21.9）。このプロットを見ると、計画点がいかに効率的に詰め込まれているかがわかります。

5. 次に、標本サイズを10に変えて前節で説明した手順を繰り返します。

グラフィックスクリプトに入力する最短距離の値も、**0.518**ではなく標本サイズ10で生成された値に変える必要があります。プロットが作成されたら、再びフレームサイズを変更し、「計画の診断統計量」レポートの最短距離を直径とした円を描くグラフィックスクリプトを入力します。すると、図21.9の右側のようなグラフができるはずです。今度は球の配置が不規則になっています。同じ手順をもう一度行くと、少し異なるグラフができますが、それはランダムな開始点を使って球の配置が行われるためです。

図21.9 実験数が8（左）と10（右）の場合の球の詰め込み



ラテン超方格法

ラテン超方格法では、各因子の水準数と実験の数が同じです。水準は、因子の下限から上限の間に均一に配置されます。JMPのラテン超方格法では、球の詰め込み法と同じく計画点の間の最短距離を最大化しますが、球の詰め込み法にはない制約を課します。その制約は、前述したように、各因子において水準を均一に配置するというものです。

ラテン超方格法による計画の作成

ラテン超方格法による計画は、次の手順で作成します。

- 1. [実験計画 (DOE)] > [特殊な目的] > [Space Filling 計画] を選択します。
- 2. 必要に応じて応答を追加し、因子を追加します
「[応答](#)」(555 ページ) を参照してください。
- 3. 必要に応じて因子の水準の値を変更します。図 21.10 の例では、因子が 2 つあるところにさらに 2 つ追加し、値をデフォルトの -1 と 1 から 1 と 8 に変更します。

図 21.10 因子が 4 つあるときの Space Filling 計画プラットフォーム

Space Filling 計画

応答

応答の追加

削除

応答数...

応答名	目標	下側限界	上側限界	重要度
Y	最大化	.	.	.
オプションの項目				

因子

連続変数

カテゴリカル

削除

N 個の因子を追加

1

名前	役割	値
X1	連続変数	18
X2	連続変数	18
X3	連続変数	18
X4	連続変数	18

因子の指定

因子数を指定。変更するには、因子名または因子設定をダブルクリック。

続行

- 4. [続行] をクリックします。
- 5. 計画手法を指定するためのパネルで、標本サイズ(「**実験の回数**」)を指定します。この例では、8 とします。
- 6. [ラテン超方格法] をクリックします(図 21.7)。因子設定と計画の診断統計量は図 21.11 のようになります。ラテン超方格法による 4 因子、実験数 8 の計画です。

メモ: この例は、どの列(因子)にも各水準が 1 度ずつ割り当てられること、どの列も水準の順序が異なることを確認するのが目的です。

図 21.11 ラテン超方格法による4因子8水準、実験数8の計画

Space Filling ラテン超方格法

計画					
実験	X1	X2	X3	X4	
1	4.00000	7.00000	1.00000	4.00000	
2	2.00000	6.00000	5.00000	7.00000	
3	1.00000	4.00000	6.00000	1.00000	
4	7.00000	5.00000	3.00000	8.00000	
5	5.00000	2.00000	8.00000	6.00000	
6	6.00000	8.00000	7.00000	3.00000	
7	8.00000	3.00000	4.00000	2.00000	
8	3.00000	1.00000	2.00000	5.00000	

計画の診断統計量						
実験	尺度化X1	尺度化X2	尺度化X3	尺度化X4	最短距離	最も近い点
1	0.42857	0.85714	0.00000	0.42857	0.782	2
2	0.14286	0.71429	0.57143	0.85714	0.782	1
3	0.00000	0.42857	0.71429	0.00000	0.926	2
4	0.85714	0.57143	0.28571	1.00000	0.795	2
5	0.57143	0.14286	1.00000	0.71429	0.845	2
6	0.71429	1.00000	0.85714	0.28571	0.892	7
7	1.00000	0.28571	0.42857	0.14286	0.892	6
8	0.28571	0.00000	0.14286	0.57143	0.892	1

ディスクレパンシ= 0.0393

ラテン超方格法のグラフの作成

ラテン超方格法の特徴を確認するために、グラフビルダーを使ってプロットを作成してみましょう。

1. デフォルトの因子である「X1」と「X2」だけを使ってラテン超方格法による計画を新たに作成します。
2. その際、因子の値をデフォルトの-1と1から0と1に変更することを忘れないでください。
3. [続行] をクリックします。
4. 標本サイズ（「実験の回数」）を8とします。
5. [ラテン超方格法] をクリックします。因子設定と計画の診断統計量は図21.12のようになります。

図21.12 ラテン超方格法による2因子、実験数8の計画

Space Filling ラテン超方格法

計画			
実験	X1	X2	
1	0.28571	0.00000	
2	0.00000	0.85714	
3	0.57143	0.28571	
4	0.42857	0.71429	
5	0.14286	0.42857	
6	1.00000	0.14286	
7	0.85714	0.57143	
8	0.71429	1.00000	

計画の診断統計量				
実験	尺度化X1	尺度化X2	最短距離	最も近い点
1	0.28571	0.00000	0.404	3
2	0.00000	0.85714	0.452	4
3	0.57143	0.28571	0.404	1
4	0.42857	0.71429	0.404	5
5	0.14286	0.42857	0.404	4
6	1.00000	0.14286	0.452	7
7	0.85714	0.57143	0.404	3
8	0.71429	1.00000	0.404	4

ディスクレパンシ= 0.0092

6. [テーブルの作成] をクリックします。
7. [グラフ] > [グラフビルダー] を選択します。
8. 「X1」を [X]、「X2」を [Y] に指定し、[OK] をクリックします。
9. プロットを右クリックし、[サイズ/スケール] > [アイソメトリックにする] を選択して、フレームが正方形になるようにフレームサイズを調整します。
10. プロットを右クリックし、メニューから [カスタマイズ] を選択します。「カスタマイズ」パネルが開いたら、大きいプラス (+) 記号をクリックしてテキストボックスを表示し、次のスクリプトを入力します。

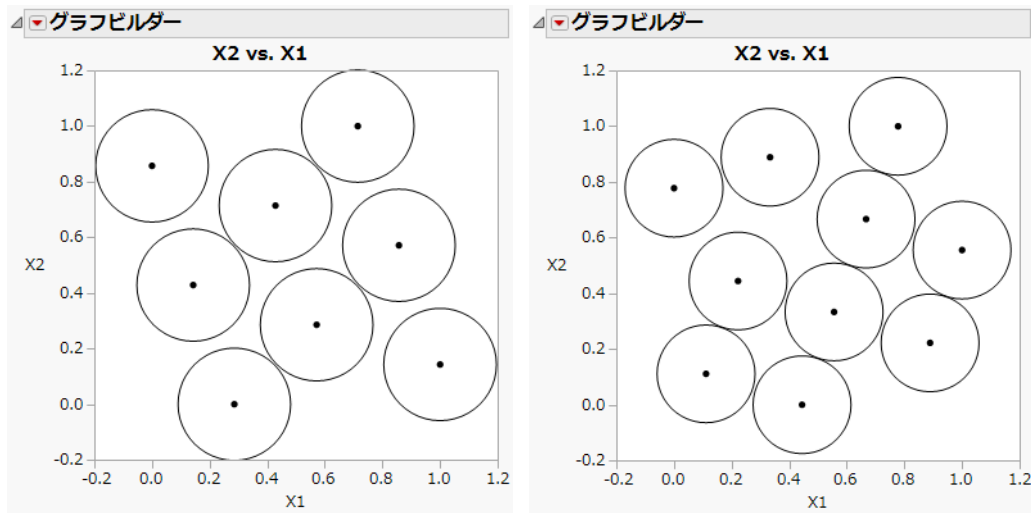
For Each Row(Circle({:X1, :X2}, 0.404/2))

ここで、0.404は、「計画の診断統計量」パネルに表示されていた最短距離の値です(図21.12)。スクリプトによって、各計画点を中心とした半径0.202(直径0.404)の円が描かれます(図21.13)。このプロットを見ると、計画点がいかに効率的に詰め込まれているかがわかります。

11. ステップ5で入力する実験数を8から10に変更し、上記の手順を繰り返します。グラフィックスクリプトに入力する最短距離の値も、0.404ではなく標本サイズ10で生成された値に変える必要があります。

すると、図21.13の右側のようなグラフができるはずですが、今度は球の配置が不規則になっています。実験数が10の場合のグラフは、作成するたびに少しずつ異なりますが、それはランダムな開始点を使って球の配置が行われるためです。

図21.13 実験数が8と10のラテン超方格法による計画



ラテン超方格法では、2点間の最短距離が球の詰め込みの場合より短くなります。これは、ラテン超方格法には各因子の水準を均一に配置するという制約があるためです。球の詰め込みでは、何の制約もなく最短距離が最大化されます。

一様計画

一様計画法は、計画点の分布と理論上の一様分布とのディスクレパンシを最小化します。

メモ: この手法による計画は、未知の関数の積分を簡単かつ精確に推定する上で役立ちます。積分の推定値は、実験で観測された応答の平均として計算されます。

1. **【実験計画(DOE)】 > 【特殊な目的】 > 【Space Filling計画】** を選択します。
2. 必要に応じて応答を追加し、因子を追加します
「**応答**」(555ページ)を参照してください。
3. 因子の範囲を、0から1までに変更します。
4. **【続行】** をクリックします。
5. 計画手法を指定するためのパネルで、標本サイズを指定します。この例では、「**実験の回数**」を8とします。
6. **【一様】** ボタンをクリックします。計画が作成され、実験および診断統計量が表示されます(図21.14)。

メモ: 一様計画では点の拡散が重視されないため、図21.14の最短距離はさまざまな値になっています。

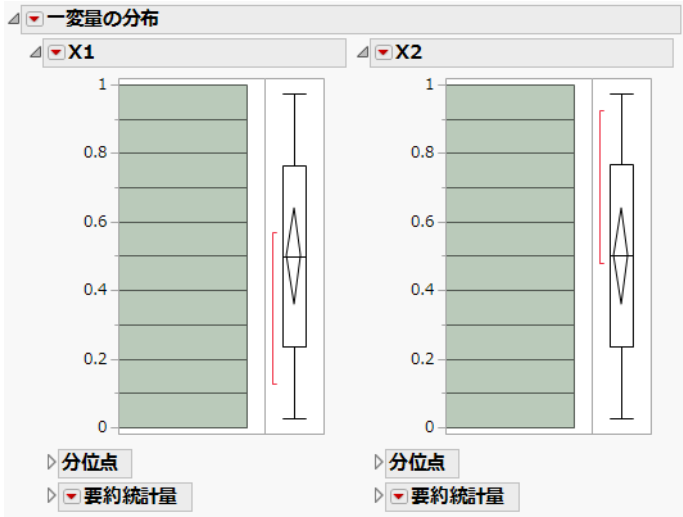
図 21.14 実験数 8 の一様計画の因子設定と診断統計量



7. [テーブルの作成] をクリックします。

一様計画では、各因子における水準の間隔は均一ではありません。しかし、実験数を増やすと、ほぼ均一になります。ほぼ均一になっているかどうかは、[分析] > [一変量の分布] プラットフォームのヒストグラムで確認できます。

図 21.15 実験数を 20 に増やすと、ヒストグラムはほぼ均一になる



球の詰め込み計画、ラテン超方格計画、一様計画の比較

3つの手法を比較するため、ここまでの例で見たとおり、[球の詰め込み]、[ラテン超方格法]、[一様] ボタンを使って計画を作成してみます。計画を作成すると、「計画の診断統計量」パネルに0～1に尺度化された因子に対する診断統計量が表示されます。最短距離は、各点とそれに最も近い点との距離です。この値は、0～1に尺度化された因子から計算されています。ディスクレパンシの値は、実験点と一様分布との差を積分したものです。

図21.16は、3つの手法で作成した実験数8の計画とその診断統計量です。ディスクレパンシが最も小さい(良い)のは一様計画で、最も大きい(悪い)のは球の詰め込みによる計画です。ラテン超方格法のディスクレパンシの値は、その間にありますが、最適値に近くなっています。

2点間の最短距離を見ると、球の詰め込みによる計画が最大(最良)であることがわかります。一様計画には、その半分ほどしか距離が離れていない点もあります。一様計画と比べると、ラテン超方格法における最短距離は、球の詰め込みに近くなっています。

点の拡散と一様性の両方において、ラテン超方格法による計画は、健全な妥協案であると言えるでしょう。

図21.16 3手法による実験数8の計画と診断統計量

計画の診断統計量				
実験	尺度化X1	尺度化X2	最短距離	最も近い点
1	0.50000	0.86602	0.518	3
2	0.86603	0.50000	0.518	6
3	0.13397	0.50000	0.518	1
4	0.50000	0.13398	0.518	7
5	0.00000	1.00000	0.518	1
6	1.00000	1.00000	0.518	2
7	1.00000	0.00000	0.518	4
8	0.00000	0.00000	0.518	3
ディスクレパンシ= 0.0469				

球の詰め込み

計画の診断統計量				
実験	尺度化X1	尺度化X2	最短距離	最も近い点
1	0.50000	0.86602	0.518	3
2	0.86603	0.50000	0.518	6
3	0.13397	0.50000	0.518	1
4	0.50000	0.13398	0.518	7
5	0.00000	1.00000	0.518	1
6	1.00000	1.00000	0.518	2
7	1.00000	0.00000	0.518	4
8	0.00000	0.00000	0.518	3
ディスクレパンシ= 0.0469				

ラテン超方格法

計画の診断統計量				
実験	尺度化X1	尺度化X2	最短距離	最も近い点
1	0.50000	0.86602	0.518	3
2	0.86603	0.50000	0.518	6
3	0.13397	0.50000	0.518	1
4	0.50000	0.13398	0.518	7
5	0.00000	1.00000	0.518	1
6	1.00000	1.00000	0.518	2
7	1.00000	0.00000	0.518	4
8	0.00000	0.00000	0.518	3
ディスクレパンシ= 0.0469				

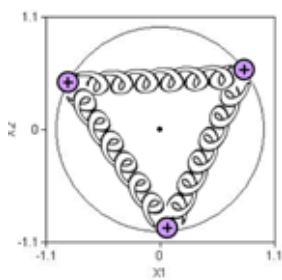
一様

もう1つ比較すべき点は、計画の生成にかかる時間です。最も時間がかかるのは、一様計画です。また、実験数を増やすと、計画の計算時間が大幅に長くなります。同等の問題を扱ったとき、どの Space Filling 計画でもカスタム計画の *D*-最適計画より計算に時間がかかります。

最小ポテンシャル計画

最小ポテンシャル計画は、球の中で点を拡散させます。この計画の仕組みを理解するために、図21.17のように、各点を互いにバネでつながった電子とみなしてください。クーロン力が点を引き離そうとしますが、バネの力が互いをつなぎ止めています。最小ポテンシャル法は、システムのポテンシャルエネルギーが最小になるように計画点を配置します。

図21.17 最小ポテンシャル計画



最小ポテンシャル計画は次のような性質をもちます。

- 球対称である
- ほぼ直交する
- 間隔が一様である

最小ポテンシャル計画を作成するには、次の手順に従ってください。

1. [実験計画 (DOE)] > [特殊な目的] > [Space Filling 計画] を選択します。
2. 連続変数の因子を1つ追加します
「因子」(557ページ) を参照してください。
3. 因子の範囲を、0から1までに変更します。
4. [続行] をクリックします。
5. 計画手法を指定するためのパネル (図21.18の左) で、標本サイズ (「実験の回数」) を指定します。この例では、12とします。
6. [最小ポテンシャル] ボタンをクリックします。計画が作成され、実験および診断統計量が表示されます (図21.18の右)。

図 21.18 Space Filling 計画の手法と最小ポテンシャル計画の診断統計量



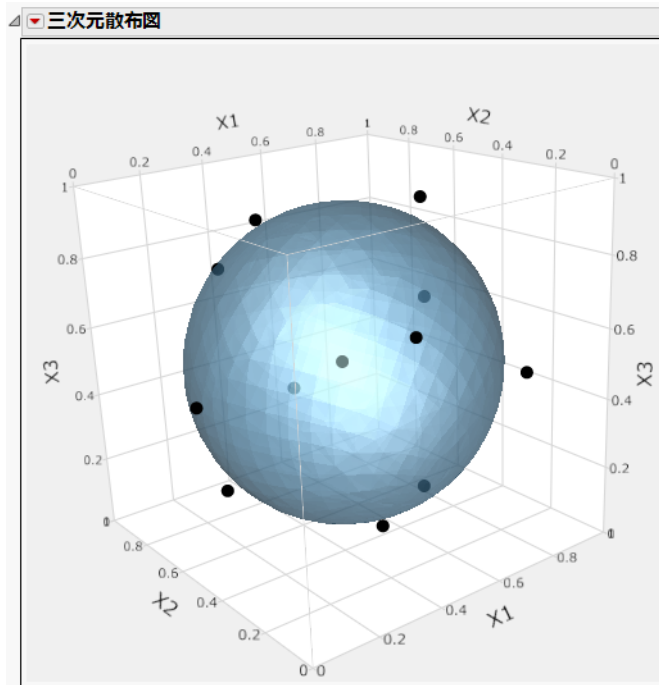
7. [テーブルの作成] をクリックします。

最小ポテンシャル計画の球対称性を確認するため、三次元散布図のプラットフォームを使用します。

1. 計画のデータテーブルを作成した後、[グラフ] > [三次元散布図] コマンドを選択します。
2. 「三次元散布図」起動ダイアログボックスで [X1]、[X2]、[X3] を [Y, 列] に指定し、[OK] をクリックします。すると、計画点を三次元に配置した散布図が作成されます。
3. 図 21.19 のような結果を得るため、次の手順を行います。
 - 「三次元散布図」の赤い三角ボタンをクリックし、[確率楕円体] を選択します。
 - プロットを右クリックして [設定] を選択し、「マーカーサイズ」のスライダを右に動かします。

こうすると、点が楕円体の表面に均一に散らばっていることがよくわかります。

図21.19 球体上に表示した最小ポテンシャル計画の点

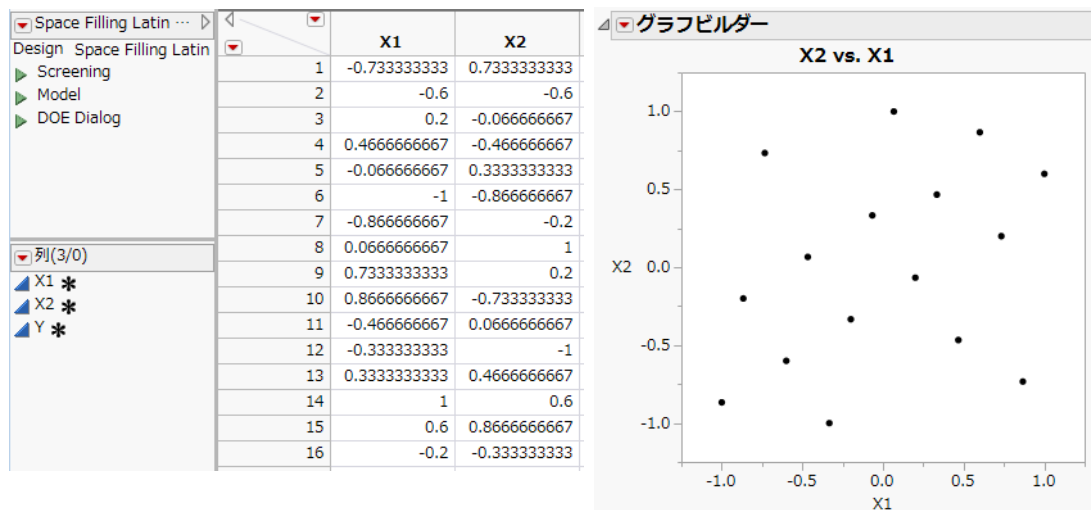


最大エントロピー計画

ラテン超方格法による計画は、Gauss過程モデルと合わせてよく使用される計画です。コンピュータシミュレーションの専門家の間では、座標軸上へ射影した点が一様に分布するという理由でラテン超方格法が好まれます。

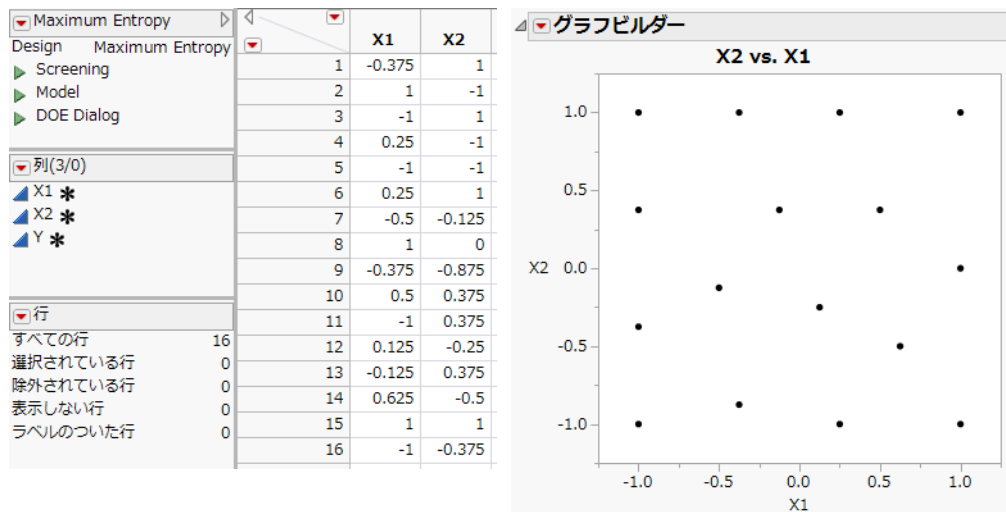
しかし、図21.20の例からわかるとおり、ラテン超方格法では、最適なSpace Filling計画を作成できるとは限りません。この例は、ラテン超方格法による2因子、実験数16の計画です。因子の水準は-1から1の間に設定されています。2因子のプロットを見ると、この計画には空白の領域があることがわかります。特に、**X1**が0で、かつ、**X2**が-1である付近の空白が目立ちます。

図 21.20 ラテン超方格法による2因子計画



コンピュータ実験の分野で、ラテン超方格法に代わって使用できる方法として、最大エントロピー計画があります。これは、実験に含まれる情報を最適化する計画です。詳細については、この後の「技術的な注」を参照してください。因子水準を-1から1の間に設定した場合、図21.21の2因子の最大エントロピー計画を見ると、図21.20のラテン超方格法より領域が均一に覆われています。Space Filling計画の均一性は、実験回数が増えるに従って向上します。

図 21.21 2因子の最大エントロピー計画



技術的な注: 最大エントロピー計画は、実験に含まれる Shannon の情報量 (Shewry and Wynn (1987)) を最大化します。その際、データは平均値 $\mathbf{m}$ 、分散行列 $\mathbf{s}^2 \mathbf{R}$ の正規分布に従うと仮定されます。ここで、

$$R_{ij} = \exp \left(- \sum_k \theta_k (x_{ik} - x_{jk})^2 \right)$$

は、2つの計画点、 x_i および x_j における応答値の相関を示します。最大エントロピー計画を求める計算では、計画から計算される相関行列の行列式である $|\mathbf{R}|$ を最大化します。 x_i と x_j が遠く離れている場合、 $\mathbf{R}_{ij}$ は 0 に近く、 x_i と x_j が互いに近い場合、 $\mathbf{R}_{ij}$ は 1 に近くなります。

Gauss 過程 IMSE 最適計画

Gauss 過程 IMSE 最適計画は、Gauss 過程モデルに適した計画です。Gauss 過程モデルは、滑らかな曲面に従っているデータに対して使えます。Gauss 過程 IMSE 最適計画は、Gauss 過程モデルの平均 2 乗誤差 (Mean Squared Error) を実験領域で積分した値を最小化します。この手法では、クリギングモデルに似た相関構造を使用します。Jones and Johnson (2009) を参照してください。

共分散パラメータベクトル

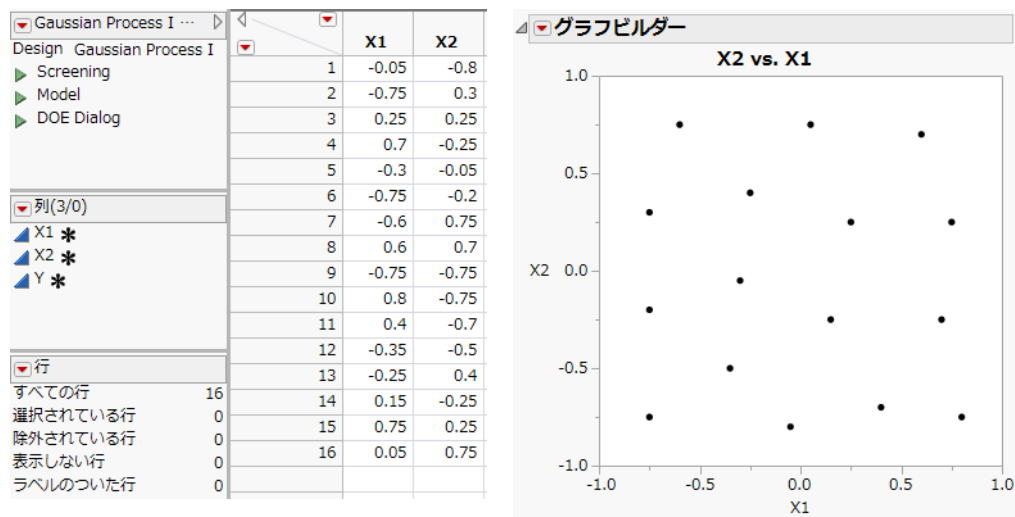
Gauss 過程 IMSE 最適計画で Gauss 過程モデルを生成するには、共分散パラメータベクトルで相関構造を定義します。各因子に θ の値があり、 θ が 0 のとき相関が 1 となり、あてはめた曲面がその因子の方向について平面となります。 θ が増加するに従って、相関は減少し、曲面がその因子の方向で大きく変化するようになります。

「共分散パラメータベクトル」アウトラインで、「 θ 」の下に、事前にわかっている曲面情報に基づく値を入力できます。

Gauss 過程 IMSE 最適計画とラテン超方格法の比較

Gauss 過程 IMSE 最適計画は、ラテン超方格法の代わりとなる計画です。IMSE 最適計画をラテン超方格法による計画 (図 21.20) と比較してみましょう。図 21.22 は、Gauss 過程 IMSE 最適計画を描いた散布図です。こちらの計画の方が、因子領域全体に均一に散らばっていることがわかります。

図 21.22 ラテン超方格法による2因子計画と Gauss過程 IMSE 最適計画を比較



メモ: ここで紹介している最大エントロピー計画と Gauss 過程 IMSE 最適計画は、100 個のランダム開始点を使って作成したものです。

高速柔軟充填計画

メモ: カテゴリカル因子がある場合や、因子の制約がある場合には、高速柔軟充填計画しか使えません。

FFF 最適化基準

高速柔軟充填 (FFF; Fast Flexible Filling) 計画のアルゴリズムは、まず指定の計画領域内に多数のランダムな点を生成します。そして、これらの点に対して、線形制約や、許可しない因子の組み合わせといった制約を課します。次に、この多数の点を、高速 Ward 法によるクラスター分析によって、指定された実験回数を個数としたクラスターにまとめます。

最後に、デフォルトの [MaxPro] (最大射影法; maximum projection) またはオプションの [重心] を最適化基準として、最終的な計画点を求めます。これらのオプションは、レポートの赤い三角ボタンのメニューにある [FFF 最適化基準] サブメニューに含まれています。

MaxPro 因子数を p 、指定の実験回数を n とした場合、[MaxPro] は、次の基準を最小にする点を各クラスターから 1 つ取り出します。

$$C_{MaxPro} = \sum_i^{n-1} \sum_{j=i+1}^n \left[1 / \prod_{k=1}^p (x_{ik} - x_{jk})^2 \right]$$

[MaxPro] は、すべての因子を考慮して、点間の距離の積を最大にしようとします。これにより、因子の射影に関して、空間充填の良い性質をもつようになります。Joseph et al. (2015) を参照してください。
[Max Pro] オプションはデフォルトで選択されています。

重心 この手法は、各クラスターの重心に計画点を置きます。計画空間内における任意の点から、最近隣の実験点までの平均距離が他の計画より小さくなる特性を持ちます。

メモ: 常に使用する最適化基準が決まっている場合は、環境設定で固定しておくことができます。それには、[ファイル] > [環境設定] > [プラットフォーム] > [実験計画(DOE)] を選択します。そして、[FFF最適化基準] を選択し、該当するオプションを選択します。

カテゴリカルな因子

カテゴリカルな因子の場合は、以下のアルゴリズムに従います。

- カテゴリカル因子の水準から構成される各組み合わせに対して、計画点を均等に割り当てます。水準の組み合わせが m 種類あり、各組み合わせに k 個の計画点を均等に割り当てるとします。
- 連続変数に関して、その計画空間の領域内に、大量の点を乱数で生成します。そして、それらの点を、まず、 k 個のクラスターに分けます（ここでは、このクラスターを「第1クラスター」と呼びます）。
- k 個の第1クラスターのそれぞれを、さらに m 個のクラスターに分割します（ここでは、これらのさらに分割されたクラスターを「第2クラスター」と呼びます）。
- それぞれの第1クラスター内で、 m 個の第2クラスターから、FFF最適化基準を使って計画点を選び出します。
- k 個の各第1クラスター内において、 m 種類ある組み合わせのうちの1つずつを、 m 個の第2クラスターの計画点のいずれかにランダムに割り当てます。これにより、全部で km 個の計画点となります。

平均クラスターサイズの設定

[平均クラスターサイズの設定] オプションは、「Space Filling計画」の赤い三角ボタンのメニューにある「詳細オプション」の下にあります。このオプションを使うと、1クラスターあたり（すなわち、1つの実験点あたり）における、一様乱数の平均個数を指定できます。

デフォルトでは、実験回数が200以下の場合、全部で10,000個の一様乱数が、クラスターアルゴリズムで使用されます。実験回数が200を超えた場合、デフォルトでは、1つの実験点あたりにつき50個の一様乱数が使用されます。因子の数が多い計画の場合や、許可しない組み合わせによりクラスターアルゴリズムで使用する点の分布が制約を受けてしまう場合に、この値を増やすと特に便利です。

メモ: 因子数や実験回数によって、1つの実験点あたりの一様乱数の平均個数を増やしたい場合があります。その場合は、**「詳細オプション」 > 「平均クラスターサイズの設定」** を選択してください。

制約

「因子」アウトラインへの入力が完了したら、**「続行」** をクリックします。「因子の制約を定義」アウトラインが表示されます。このアウトラインで計画領域に制約を課することができます。アウトラインの詳細については、**「因子の制約を定義」** (559ページ) を参照してください。

「フィルタで許可しない組み合わせを指定」と「スクリプトで許可しない組み合わせを指定」の各オプションを使って、許可しない因子水準の組み合わせを指定することができます。または、**「線形制約を指定する」** によって、線形不等式の形で領域を指定することができます。ただし、これら2つの方法では、異なったアルゴリズムが使われています。

「フィルタで許可しない組み合わせを指定」と「スクリプトで許可しない組み合わせを指定」

許可しない組み合わせを指定した場合、まず、クラスタリングで使われる一様乱数の点が、制約のない計画領域内に生成されます。そして、許可しない組み合わせの点が削除され、残った点に対してクラスタリングが行われます。

メモ: 指定した実験回数や制約によっては、制約のない計画領域に生成した一様乱数が、制約された領域内の点を十分に生成できない場合があります。このような場合、JMPは「制約条件を満たす点を、指定された標本サイズ以上、見つけることができませんでした。」という警告を出力します。開始時における一様乱数の個数を増やすには、**「詳細オプション」 > 「平均クラスターサイズの設定」** を選択して、1つのクラスターあたりの一様乱数の平均個数を増やしてください (**「平均クラスターサイズの設定」** (580ページ) を参照)。

線形制約の指定

「線形制約を指定」 オプションを使用した場合、線形制約内の領域に一様乱数が散りばめられます。そして、これらの生成された一様乱数の点がクラスタリングされます。

制約を指定した高速柔軟充填計画の作成と表示

計画の作成

1. **「実験計画(DOE)」 > 「特殊な目的」 > 「Space Filling計画」** を選択します。
2. 「X1」と「X2」の両方に0と1の値を入力します。
3. **「続行」** をクリックします。
4. 「因子の制約を定義」アウトラインで、**「線形制約を指定する」** を選択します。
「Space Filling計画手法」の中で、選択できるものが「高速柔軟充填法」だけになります。
5. **「追加」** をクリックします。

6. 次の係数と右辺値を入力します。

「X1」に1

「X2」に1

右辺値に0.8

図 21.23 線形制約

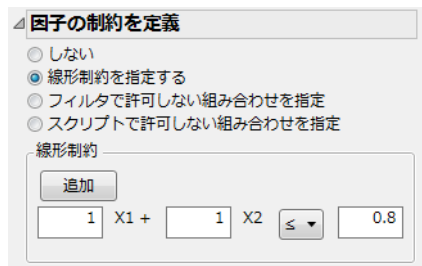


図 21.23 線形制約

因子の制約を定義

☐ しない

☒ 線形制約を指定する

☐ フィルタで許可しない組み合わせを指定

☐ スクリプトで許可しない組み合わせを指定

線形制約

追加

1 X1 + 1 X2 ≤ 0.8

7. 「実験の回数」の横に「200」と入力します。

8. [高速柔軟充填] を選択します。

制約を満たした計画が作成されます。「計画」アウトラインを開き、計画の内容を確認します。

9. [テーブルの作成] を選択してデータテーブルを作成します。

プロットの作成

1. 作成したデータテーブルを開いた状態で、[グラフ] > [グラフビルダー] を選択します。

2. 「X1」を「X」というラベルの付いたドロップゾーンにドラッグします。

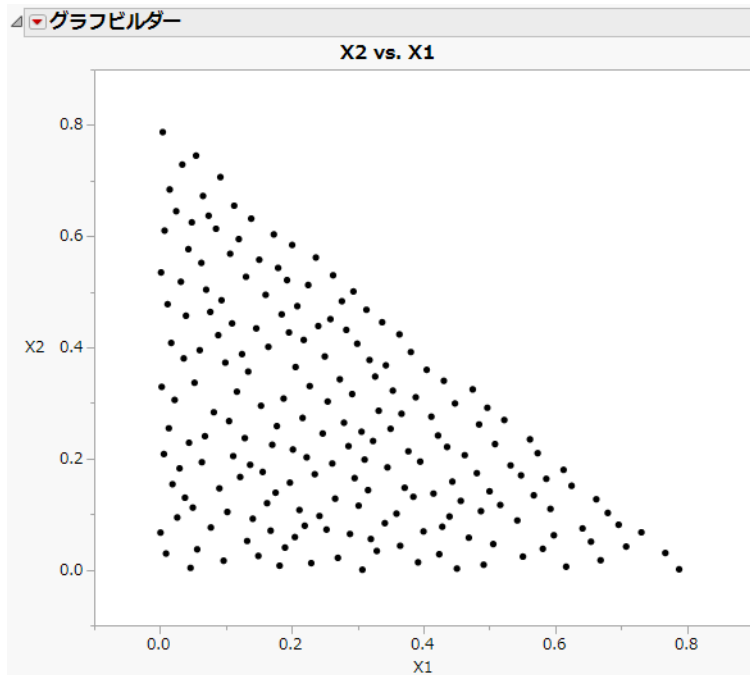
3. 「X2」を「Y」というラベルの付いたドロップゾーンにドラッグします。

4. 平滑線のアイコンをクリックして平滑線を削除します。

5. 「グラフビルダー」の赤い三角ボタンのメニューから [設定パネルの表示] をクリックし、選択を解除します。

すると、図 21.24 のようなグラフができます。点が、線形制約 $X1 + X2 \leq 0.8$ を満足する範囲に配置されているのがわかります。

図 21.24 線形制約を 1 つ指定した高速柔軟充填計画



球の詰め込み計画の例

Worley (1987) は、2つの帯水層まで地面から掘った試錘孔が水が流れる様子をモデルにしました。応答変数 y は、試錘孔を流れる水流の速度 (単位は $\text{m}^3/\text{年}$) を表し、次の式で計算されます。

$$y = \frac{2\pi T_u (H_u - H_l)}{\ln(r/r_w) \left[1 + \frac{2LT_u}{\ln(r/r_w)r_w^2 K_w} + \frac{T_u}{T_l} \right]}$$

このモデルには 8 つの因子があります。

r_w = 試錘孔の半径 (0.05 ~ 0.15m)

r = 影響の半径 (100 ~ 50,000m)

T_u = 上部帯水層の透過率 ($63,070 \sim 115,600 \text{m}^2/\text{年}$)

H_u = 上部帯水層の水圧 (potentiometric head) (990 ~ 1100m)

T_l = 下部帯水層の透過率 ($63.1 \sim 116 \text{m}^2/\text{年}$)

H_l = 下部帯水層の水圧 (700 ~ 820m)

L = 試錘孔の長さ (1120 ~ 1680m)
 K_w = 試錘孔の透水係数 (9855 ~ 12,045m / 年)

球の詰め込み計画を使って、応答 y の計算に使われる一定の条件を求めます。次に、計画で使用した入力範囲に対し、真のモデルの予測モデルを作成します。この予測モデルを評価することは、8つの因子が応答に及ぼす影響を理解するために役立ちます。

試錘孔データで球の詰め込み計画を作成する

この球の詰め込み計画を作成するには、データテーブルに保存されている因子の設定を使用できます。

- 1. [ヘルプ] > [サンプルデータライブラリ] を選択し、「Design Experiment」フォルダの「Borehole Factors.jsp」を開きます。
- 2. [実験計画(DOE)] > [特殊な目的] > [Space Filling計画] を選択します。
- 3. 「Space Filling計画」の赤い三角ボタンをクリックし、[因子のロード] を選択します。

図21.25 試錘孔の例で使用する因子値をロードした「因子」パネル

因子			
連続変数		カテゴリカル	削除
		N個の因子を追加 1	
名前	役割	値	
▲ log10 R _w	連続変数	-1.3	-0.82
▲ log10 R	連続変数	2	4.7
▲ T _u	連続変数	63070	115600
▲ T _l	連続変数	63.1	116
▲ H _u	連続変数	990	1110
▲ H _l	連続変数	700	820
▲ L	連続変数	1120	1680
▲ K _w	連続変数	9855	12045

メモ: r と r_w の対数を因子として使用しています。

- 4. [続行] をクリックします。
- 5. 「実験の回数」を「32」に設定し、Enterキーを押します。
- 6. [球の詰め込み] をクリックして、計画を作成します。
- 7. [テーブルの作成] をクリックして、実験の因子設定を記録したテーブルを作成します。

メモ: 作成された計画テーブルには、「モデル」スクリプトがあります。このスクリプトの緑の三角ボタンをクリックすると、応答 y に対する Gauss 過程モデルが実行されます。

- 8. (オプション) この例の完成したデータテーブルを見るには、[ヘルプ] > [サンプルデータライブラリ] を選択し、「Design Experiment」フォルダの「Borehole Sphere Packing.jsp」を開きます。
この計画は乱数シード値から生成されているため、実際に操作した際、この例とは異なる値になります。

決定論的データの分析ガイドライン

決定論的データの重要な特徴は、ランダムな要素がないことです。入力値が同じだと、出力も同じになります。そのため、あてはめた統計モデルの p 値は、通常のような意味を持ちません。 F 値が大きい (p 値が小さい) 場合、モデルに効果を持った項があると考えられます。しかし、モデルに基づく予測や効果について、有効な信頼区間を求めることはできません。

決定論的データにあてはめたモデルの残差は、ノイズを意味するわけではありません。残差は、モデルのバイアスの測定基準となります。バイアスとは、真の値と予測値の差のことです。残差に明確なパターンが見られる場合は、バイアスを減らすために、モデルに新たな項を追加することを検討する必要があります。

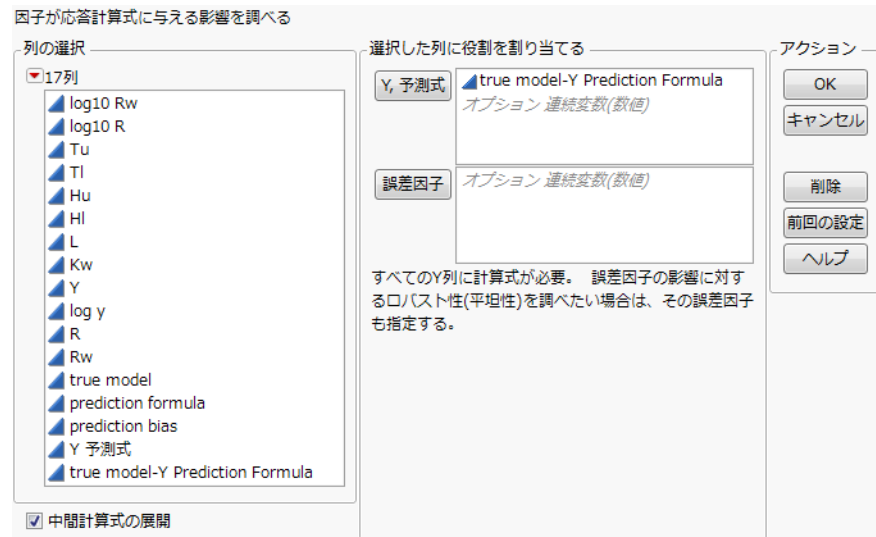
試錘孔データに対する「球の詰め込み」計画の分析

真のモデルを単純な分析モデルの形で得ることはできないのが普通です。したがって、予測バイアスは観測したデータ点でしかわかりません。しかし、先ほどの試錘孔の例では真のモデルの関数がわかっています。「Borehole Sphere Packing.jmp」データテーブルの「true model」列には、既知の関数の計算式が含まれています。この計算式を使って、因子の入力範囲に対する予測バイアスのプロファイルを作成できます。

1. [ヘルプ] > [サンプルデータライブラリ] を選択し、「Design Experiment」フォルダの「Borehole Sphere Packing.jmp」を開きます。
2. 「Gauss 過程モデルのあてはめ」スクリプトの横にある緑の三角ボタンをクリックします。
「Gauss 過程モデル」レポートを使って、因子と結果の Y の関係を調べます。
3. 「Gauss 過程モデル Y 」の赤い三角ボタンをクリックして、[予測式の保存] を選択します。
4. 「Borehole Sphere Packing.jmp」データテーブルに戻ります。
5. 「true model」と「 Y 予測式」の列の見出しを選択します。
6. 右クリックして、[計算式列の新規作成] > [組み合わせ] > [差] を選択します。
バイアスを含む新しい列が作成されます。
7. 「Borehole Sphere Packing.jmp」データテーブルで、[グラフ] > [プロファイル] を選択します。
8. 「true model- Y 予測式」を選択し、[Y , 予測式] をクリックします。
9. [中間計算式の展開] を選択します。

このオプションを選択すると、バイアスが8つの因子の関数として表示されます。

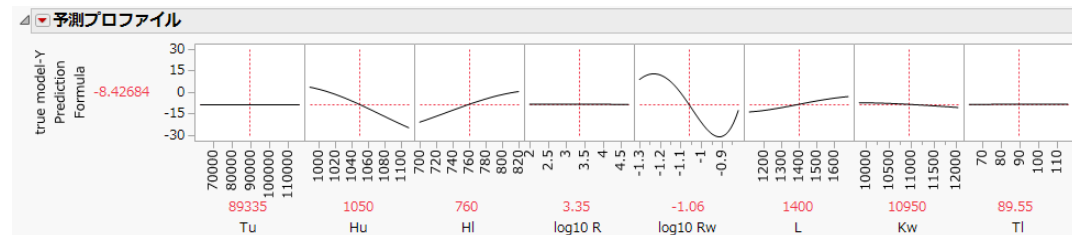
図 21.26 「Borehole Sphere Packing.jmp」のプロファイルのダイアログ



10. [OK] をクリックします。

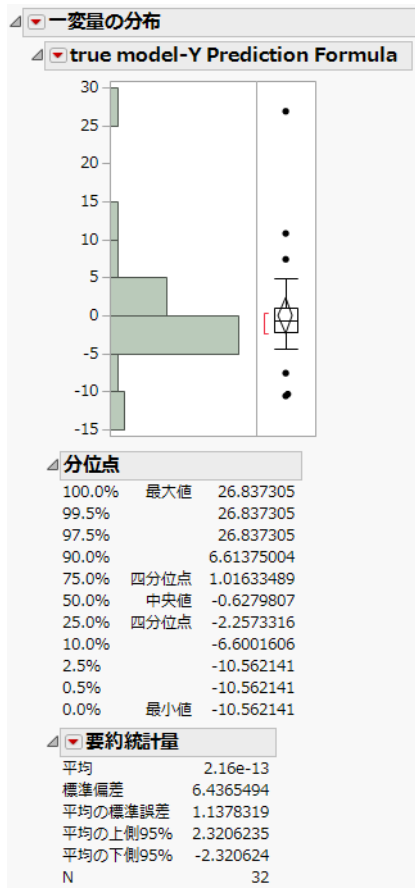
プロファイルは、デフォルトでは、計画領域の中心点に対して描かれます。予測モデルにバイアスがない場合は、プロファイルのトレースはすべての因子の全領域で一定になります。この例では、**logRw**、**Hu**、**HI**の各変数がバイアスに対して影響を及ぼしていることがわかります。

図 21.27 試錘孔の Gauss 過程モデルのバイアスのプロファイル (Y軸を -30 から 30 に設定)



このプロファイルを使って、領域全体の予測バイアスの範囲を調べることができます。最小バイアスと最大バイアスの点を見つけるには、「予測プロファイル」の赤い三角ボタンのメニューから、**[最適化と満足度] > [満足度関数]**を選択してください。『プロファイル機能』の「プロファイル」章を参照してください。計画点に対する予測バイアスを評価するには、**[分析] > [一変量の分布]**を選択して、一変量の分析を表示してください。

図 21.28 予測バイアスの一変量の分布



この例では真のモデルが既知である点に留意してください。応用の場面では、どのような因子設定においても、真のモデルは未知であるのが普通です。実験データにおける予測バイアスは、計画領域全体のバイアスを過小評価する傾向があります。

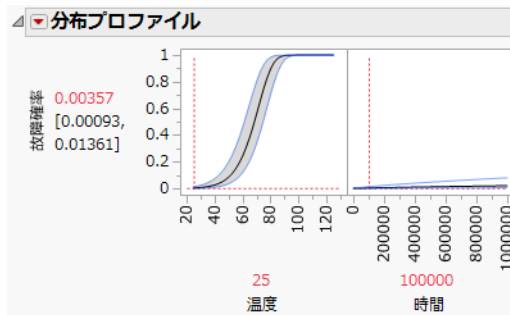
第 22 章

加速寿命試験計画 加速寿命試験の実験計画

製品の信頼性が非常に高いと、通常の使用条件では、故障がなかなか発生せず、故障が起こるまでにとてつもない時間がかかります。そこで、通常の使用条件より過酷な条件で製品を試験することが行われます。過酷な条件で製品を試験すると、製品が速く劣化し、より短時間で故障します。そのような過酷な条件での故障データに基づいて、通常の使用条件での製品の故障確率を予測することが行われています。

「加速寿命試験計画」プラットフォームを使用すると、加速寿命試験（ALT; accelerated life testing）の実験計画を作成できます。新たな試験を計画したり、既存の試験に対する追加試験を計画したりできます。

図 22.1 ALT 実験の故障確率を示すプロファイル



加速寿命試験計画の概要

通常の使用条件での製品の信頼性が高い場合、製品がより速く劣化するように、通常の使用条件より過酷な条件で製品を試験することが行われています。そして、そのような過酷な条件での故障データに基づいて、通常の使用条件での製品の故障確率を予測することが行われています。

このような試験は**加速寿命試験**（ALT; accelerated life testing）と呼ばれます。通常の使用条件より過酷な条件に設定された因子は**加速因子**と呼ばれています。通常、加速寿命試験のモデルは非線形モデルです。非線形モデルの詳細については、「非線形計画」章の「**非線形モデル**」（631 ページ）を参照してください。

「加速寿命試験計画」プラットフォームは、1つまたは2つの加速因子の試験を計画したり、その計画を評価したりします。D-最適化または2種類のI-最適化のいずれかを使用して、計画を最適化できます。

計画を作成するには、加速寿命モデルのパラメータ値を指定する必要があります。これらのパラメータ値は事前に分からないのが通常です。そこで、1点だけでパラメータ値を指定するのではなく、パラメータ値に対する不確定性を表すのに、事前分布（多変量正規分布）を指定することもできます。なお、「加速寿命試験計画」プラットフォームでは、推定値の分散を小さくするために、既存の試験に実験を追加することも行えます。

加速寿命試験計画の例

この例では、機械部品の加速寿命試験を計画します。単一の加速因子はトルクで、通常の使用応力は35Nm（ニュートンメートル）です。「B10寿命」を推定しましょう。「B10寿命」とは、ユニットの10%が通常の使用応力で故障する寿命です。

この試験計画には次のような特徴があります。

- 合計100個のユニットを試験に使用できる。
- 寿命の分布はWeibull分布と仮定する。
- 寿命と応力の関係は対数変換によって定義される。
- 3つの応力水準（50Nm、75Nm、100Nm）のトルクで試験する。
- 試験水準での故障時間の事前推定値が求められている。詳細については、「事前推定値の取得」（591ページ）を参照してください。
- 試験を5000サイクル実施する。
- 持続的に故障を監視する。

事前推定値の取得

加速寿命試験計画を作成するには、パラメータ値の事前分布を指定する必要があります。次のような方法で、その事前分布を便宜的に求めることができます。

1. 故障メカニズムの知識に基づき、各応力水準に対する故障時間の仮想データを作成します。生じる可能性の高いと考えられる、小規模なデータを作成してください。
2. 「寿命の二変量」プラットフォームによって、加速寿命モデルをあてはめ、モデルパラメータの推定値を求めます。
3. 「加速寿命試験計画」プラットフォームにおいて、この推定値を計画を作成するための事前推定値に使用します。

ここでは上記の方法で、釣り合い型計画で、故障サイクル数の仮想値を含むデータテーブルを作成します。この仮想データには、計画に用いる3つの応力水準それぞれに対して5個のユニットを含めることにします。このデータテーブルは、「Design Experiment」サブフォルダ内にある「Torque Prior.jmp」に保存されています。

1. [ヘルプ] > [サンプルデータライブラリ] を選択し、「Design Experiment」フォルダの「Torque Prior.jmp」を開きます。
2. [分析] > [信頼性/生存時間分析] > [寿命の二変量] を選択します。
3. [サイクル] を [Y, イベントまでの時間] に指定します。
4. [トルク] を [X] に指定します。
5. 「関係」リストから [対数] を選択します。
6. 「分布」リストから、[Weibull] を選択します。

図 22.2 「寿命の二変量」 起動ウィンドウ

7. [OK] をクリックします。

8. 「Weibull 結果」レポートまでスクロールダウンし、「共分散行列」レポートを開きます。

図 22.3 「寿命の二変量」モデルの事前データ

Weibull 結果

統計量 分布 分位点 ハザード 密度 加速係数 カスタム推定

統計量

推定値

パラメータ	推定値	標準誤差	下側95%	上側95%
β_0	15.88154	0.21378154	15.46254	16.30055
β_1	-1.86901	0.04980245	-1.96662	-1.77140
σ	0.05454	0.01121285	0.03256	0.07652

$\mu = 15.88154 - 1.869012 \cdot \text{Log}(\text{トルク})$

共分散行列

パラメータ	β_0	β_1	σ
β_0	0.0457025	-0.0106211	-0.0001523
β_1	-0.0106211	0.0024803	0.0000231
σ	-0.0001523	0.0000231	0.0001257

「推定値」レポートに平均のモデルが含まれています。「推定値」行には、切片 (β_0)、線形部分の係数 (β_1)、尺度 (σ) のパラメータ推定値が表示されます。パラメータ推定値の分散共分散行列 (の推定値) は、「共分散行列」レポートにあります。加速寿命試験計画を作成するときに、このパラメータ推定値とその分散共分散行列を事前分布として使用します。

基本的な指定の入力

1. [実験計画(DOE)] > [特殊な目的] > [加速寿命試験計画] を選択します。
なお、[1 因子] と [連続して観測] オプションはデフォルトで選択されています。
2. [続行] をクリックします。
3. 「因子名」の下で「X1」をクリックし、「トルク」と入力します。
「水準数」はデフォルトで「3」に設定されています。
4. 「因子の変換」で [対数] を選択します。
5. 「最高使用条件」に「35」と入力してから、「最低使用条件」に「35」と入力します。
最高使用条件と最低使用条件の両方を共通値の「35」と設定した場合、「35」が通常の使用条件となります。

図 22.4 完了した加速寿命試験計画の指定ウィンドウ

因子名	水準数	因子の変換	最低使用条件	最高使用条件
トルク	3	対数	35	35

続行

6. [続行] をクリックします。
7. 「トルク水準値」に、「50」、「75」、「100」と入力します。
8. 「分布の選択」で [Weibull] が選択されていることを確認します。

事前情報とその他の指定の入力

1. 「事前平均」に、図 22.3 の「推定値」レポートにある値を、小数点以下 2 桁まで、事前加速パラメータ推定値として入力します。
 - 「切片」の横に、「15.88」と入力します。
 - 「トルク」の横に、「-1.87」と入力します。
 - 「尺度」の横に、「0.05」と入力します。
2. 「事前分散行列」を開きます。
3. 「事前分散の指定を無視。事前平均に局所的である計画を生成。」のチェックを解除します。
4. 図 22.3 の「共分散行列」レポートにある値を、小数点以下 5 桁まで、事前加速モデルの共分散の推定値として入力します。
 - 「切片」行、「切片」列の「0.10000」をクリックし、「0.04570」と入力します。
 - 「切片」行、「トルク」列の「0.00000」をクリックし、「-0.01062」と入力します。
 - 「切片」行、「尺度」列の「0.00000」をクリックし、「-0.00015」と入力します。
 - 「トルク」列、「トルク」行の「0.10000」をクリックし、「0.00248」と入力します。

- 「トルク」行、「尺度」列の「0.00000」をクリックし、「0.00002」と入力します。
- 「尺度」行、「尺度」列の「0.10000」をクリックし、「0.00013」と入力します。

図 22.5 完了した「事前指定」アウトライン

事前分布の設定

分布の選択

☐ 対数正規

☒ Weibull

事前平均

効果	事前平均
切片	15.8800
トルク	-1.8700
尺度	0.05000

事前分散行列

効果	切片	トルク	尺度
切片	0.04570	-0.0106	-0.0002
トルク		0.00248	0.00002
尺度			0.00013

☐ 事前分散の指定を無視。事前平均に局所的である計画を生成。

試験は5000サイクルまでしか行われません。しかし、使用条件での10,000サイクルでの予測値を取得したいと考えています。

5. 「診断の設定」で、「興味がある時間範囲」の両方のボックスに「10,000」と入力します。「興味がある確率」は、「0.1」のままにしておきます。

これは、ユニットの10%が故障する時間（B10 寿命）を推定することを意味します。

6. 「計画の設定」で、「試験期間」に「5000」と入力します。
7. 「試験で用いるユニット数」に「100」と入力します。

図 22.11 は、入力を完了した「加速寿命試験計画」です。

図 22.6 設定後の計画の詳細ウィンドウ

▲ **加速寿命試験計画**

▲ **因子**

トルク 水準値

50
75
100

▲ **事前分布の設定**

▲ **分布の選択**

☐ 対数正規

☒ Weibull

▲ **事前平均**

効果	事前平均
切片	15.8800
トルク	-1.8700
尺度	0.05000

▲ **事前分散行列**

効果	切片	トルク	尺度
切片	0.04570	-0.0106	-0.0002
トルク		0.00248	0.00002
尺度			0.00013

☐ 事前分散の指定を無視。事前平均に局所的である計画を生成。

▲ **診断の設定**

興味がある時間範囲

10000	10000

興味がある確率

0.1

▲ **計画の設定**

試験期間

5000

試験で用いるユニット数

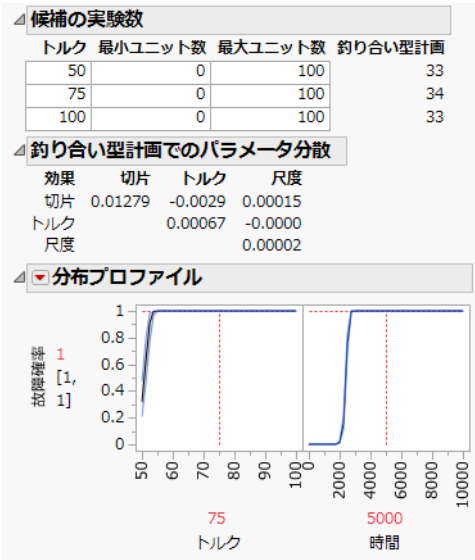
100

続行

計画の作成

1. [続行] をクリックします。

図 22.7 釣り合い型計画の診断統計量



- 「候補の実験数」には、釣り合い型計画での実験回数が表示されます。また、「釣り合い型計画でのパラメータ分散」には、その釣り合い型計画でのパラメータの分散共分散行列が表示されます。「分布プロファイル」も表示されます。最適計画を求めたあとに、最適計画の「パラメータ分散」および「分布プロファイル」の結果を、これらの釣り合い型計画のものと比較して、最適計画のほうが不確実性が減少することを確認できます。
2. 「加速寿命試験計画」の赤い三角ボタンをクリックし、メニューから **[ALT 最適化基準] > [確率 I-最適計画の作成]** を選択します。
- この操作により、次のステップで計画を作成する際、「最適化基準」が使われます。「最適化基準」の詳細については、**「確率 I-最適計画の作成」**（608 ページ）を参照してください。
3. **[計画の作成]** をクリックします。
- 最適な実験計画が、他の結果とともに表示されます。

図 22.8 最適計画

計画			
トルク	ユニット数	期待故障数	全打ち切りの確率
50	72	23.2	0.0
75	8	8.0	0.0
100	20	20.0	0.0

最適計画は、実験の回数、試験で用いるユニット数、および、その他の事前指定情報に基づいて算出されます。最適計画では、トルクの各水準において、試験で用いるユニット数は次のようになります。

- 50Nm で72ユニット
- 75Nm で8ユニット
- 100Nm で20ユニット

加速寿命試験を拡張する例

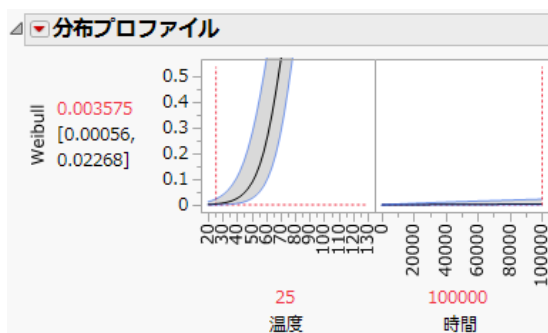
この例では、「加速寿命試験計画」プラットフォームによって、既存の試験データに基づいて、新たな試験を追加する方法を紹介します。

この例では、50 個のコンデンサーを3つの温度条件下（摂氏85度、105度、125度）で1500時間試験しました。結果は、「Capacitor ALT.jump」サンプルデータテーブルに記録されています。試験結果から得られたモデルに基づき、通常の使用温度条件下（摂氏25度）で100,000時間試験した場合の累積故障確率を推定します。

現在の予測値の検討

1. [ヘルプ] > [サンプルデータライブラリ] を選択し、「Design Experiment」フォルダ内の「Capacitor ALT.jump」を開きます。
2. 緑色の三角ボタンをクリックし、「寿命の二変量」テーブルスクリプトを実行します。
3. 「比較」レポートの「分布」タブにある「分布プロファイル」では、次の操作を行ってください。
 - 「温度」の上の「105」をクリックし、「25」に変更します。
 - 「時間」の上の「750.5」をクリックし、「100,000」に変更します。

図22.9 コンデンサモデルの「分布プロファイル」



現在のデータに基づくと、25度で100,000時間使用した場合の累積故障確率の点推定値は0.00358、信頼区間は0.00056から0.02268となりました。累積故障確率をより精確に推定し、信頼区間の幅を狭くするために、追加の試験を行うことにします。

計画の拡張

累積故障確率のより精確な推定値を求めるために、追加試験を行うことにします。元の試験では、温度は 85 度、105 度、125 度に設定されていました。追加試験では、90 度、110 度、125 度で試験することになります。これらの温度のうち、2 つは新しい試験条件です。最適な追加試験を求めるには、次の手順を行います。

1. [実験計画(DOE)] > [特殊な目的] > [加速寿命試験計画] を選択します。
2. [1 因子] を選択して [続行] をクリックします。
3. 「因子名」に「温度」と入力します。
4. 「水準数」に「5」と入力します。

拡張計画では、3 水準の温度 (90、110、125) のみを追加しましたが、元の計画で使用した水準も指定し、合計 5 水準にしなければなりません。「因子の変換」は、デフォルトで [Arrhenius 摂氏] に設定されます。

5. 「最低使用条件」と「最高使用条件」の両方に「25」と入力します。
6. [続行] をクリックします。
7. 「温度 水準値」に「85」、「90」、「105」、「110」、「125」と入力します。

3 水準 (85、105、125) は、元の計画で使用された値です。拡張計画では、新しい 2 水準 (90、100) と、元の計画の 1 水準 (125) が使用されます。すべての水準をリストする必要があります。

8. 「分布の選択」で [Weibull] が選択されていることを確認します。
9. 「寿命の二変量」の「推定値」レポートの加速モデルパラメータ（「Weibull 結果」レポートの [統計量] タブにある）を「事前平均」に入力します。

図 22.10 「Weibull 結果」レポートのパラメータ推定値およびあてはめたモデル

推定値				
パラメータ	推定値	標準誤差	下側95%	上側95%
β_0	-35.19979	4.6912686	-44.39451	-26.00508
β_1	1.38891	0.1566297	1.08192	1.69589
σ	1.30471	0.1119128	1.08536	1.52405

$$\mu = -35.19979 + \frac{(1.388906 \cdot 11605)}{(\text{温度} + 273.15)}$$

- 「切片」に「-35.200」と入力します。
- 「温度」に「1.389」と入力します。

活性化エネルギーの推定値で、ケルビンで測定された温度に Boltzmann 定数を掛けたものの逆数に対する係数になっています。

- 「尺度」に「1.305」と入力します。

Weibull 分布の場合、JMP では、位置パラメータ μ および尺度パラメータ σ によって、異なるパラメータ化が使用されます。通常の α および β のパラメータ化において、尺度パラメータは $\sigma=1/\beta$ です。[「JMP の Weibull パラメータ化」](#) (610 ページ) を参照してください。

「加速寿命試験計画」ウィンドウで、「事前分散行列」に、事前平均に対する不確定性を指定できます。この例では、「事前分散行列」の設定を変更しないでください。計画は、「事前平均」が真のパラメータ値であるという仮定のもとで作成されます。

10. 「診断の設定」で、「興味がある時間範囲」の両方のボックスに「100,000」と入力します。「興味がある確率」は、「0.1」のままにしておきます。

11. 「計画の設定」で、「試験期間」に「1500」と入力します。

試験は、元の計画と同じく、1500時間以上実施されます。

12. 「試験で用いるユニット数」に「250」と入力します。

前回の実験では150個のユニットを試験しましたが、拡張実験でさらに100個試験するため、合計で250個になります。

図22.11は、入力を完了した「加速寿命試験計画」です。

図22.11 設定後の計画の詳細ウィンドウ

加速寿命試験計画

因子

温度水準値
85
90
105
110
125

事前分布の設定

分布の選択

☐ 対数正規

☒ Weibull

事前平均

効果	事前平均
切片	-35.200
温度	1.38900
尺度	1.30500

事前分散行列

効果	切片	温度	尺度
切片	0.10000	0.00000	0.00000
温度		0.10000	0.00000
尺度			0.10000

☒ 事前分散の指定を無視。事前平均に局所的である計画を生成。

診断の設定

興味がある時間範囲	興味がある確率
100000	0.1

計画の設定

試験期間	試験で用いるユニット数
1500	250

続行

13. [続行] をクリックします。

14. 前回の実験の「温度」の各設定にあるユニットを考慮するため、「候補の実験数」で次の値を入力します。
 - － 各温度（85、105、125）の「最小ユニット数」を50に指定します。
15. 「加速寿命試験計画」の赤い三角ボタンをクリックし、メニューから[ALT 最適化基準] > [確率 I-最適計画の作成]を選択します。

この操作により、手順16で計画を作成する際、「最適化基準」が使われます。「最適化基準」の詳細については、「確率 I-最適計画の作成」（608ページ）を参照してください。
16. [計画の作成] をクリックします。

最適な実験計画が、他の結果とともに表示されます。

図 22.12 最適計画

計画			
温度	ユニット数	期待故障数	全打ち切りの確率
85	50	6.9	0.0
90	89	18.8	0.0
105	50	30.0	0.0
110	0	0.0	0.0
125	61	60.5	0.0

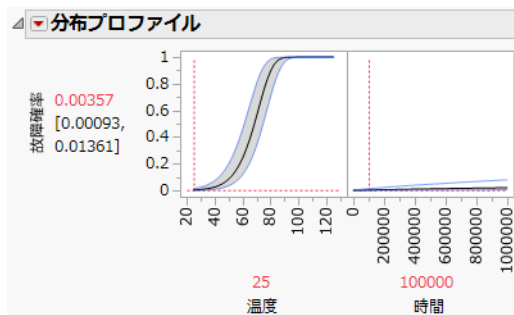
最適計画は、実験数の水準、試験で用いる最小のユニット数、試験で用いる総ユニット数（「候補の実験数」にある情報）、および、その他の指定情報に基づいて算出されます。最適計画では、温度の各水準において試験で用いるユニット数は次のようになります。

- 摂氏85度で50個。前回の実験ですでに、85度で50個を試験しているため、この温度での追加実験は不要です。
- 摂氏90度で89個。追加実験では、90度で89個を試験します。
- 摂氏105度で50個。前回の実験ですでに、105度で50個を試験しているため、この温度での追加実験は不要です。
- 摂氏110度で0個。追加実験でも、この温度で実験する必要はありません。
- 摂氏125度で61個。すでに前回の実験において、125度で50個を試験しているため、追加実験では11個のユニットが必要です。

拡張計画と元の計画の比較

1. 「分布プロファイル」で、「温度」に「25」、「時間」に「100,000」と入力します。母集団の累積故障確率は0.00357となっています。95%信頼区間は0.00093から0.01361です。この信頼区間は、前回の試験で得られた信頼区間（0.003575から0.02268; 図22.9を参照のこと）より狭くなっています。

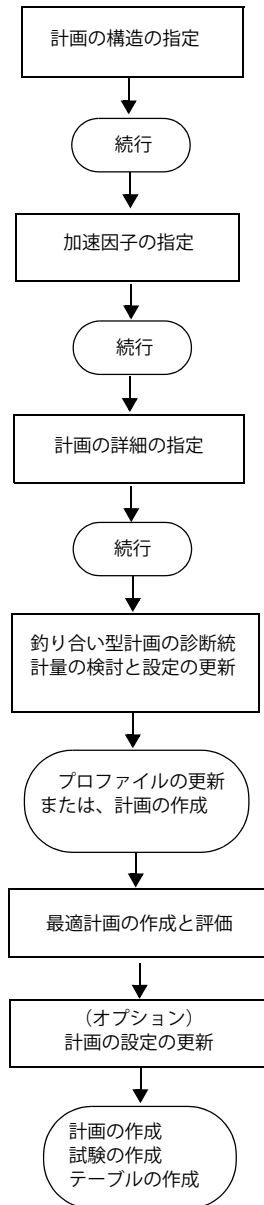
図 22.13 温度 = 25、時間 = 100000 の分布プロファイル



「加速寿命試験計画」ウィンドウ

「加速寿命試験計画」ウィンドウは、計画の手順を踏むごとに内容が更新されます。操作手順は、図 22.14 のような流れです。手順の間にあるボタンをクリックすると、ウィンドウが更新されていきます。

図 22.14 加速寿命試験計画の流れ



この節では、「加速寿命試験計画」の処理の流れについて概説します。

計画の指定

加速寿命モデルの構造、および、試験での観察方法を選択します。

図 22.15 最初に表示される「加速寿命試験計画」ウィンドウ

加速寿命試験での加速因子の個数を、最初の3つのオプションから選択します。因子が2つの場合は、主効果だけのモデルなのか、2因子の交互作用項を含むモデルなのかを選択します。

区間ごとに観測 試験にて故障が生じているかを観測するのに、区間ごとに観測する場合にはこのオプションを選択してください。この場合、故障時間は区間打ち切りとみなされます。このオプションを選択した場合は、観測回数、初回の観測時点、観測時点の間隔も指定してください。観測区間が一定ではない場合には、後で「計画の設定」で観測時点を変更してください。

連続して観測 正確な故障時間を観測する場合には、こちらのオプションを選択してください。なお、試験期間を越える故障時間は右側打ち切りとみなされます。

加速因子の指定

加速因子または因子の詳細を指定します。

図 22.16 加速寿命試験計画の指定ウィンドウ

因子名	水準数	因子の変換	最低使用条件	最高使用条件
X1	3	Arrhenius 摂氏 ▼	20	30

因子名 加速因子の名前を入力します。

水準数 加速因子ごとに、試験に含める水準数を入力します。

因子の変換 各加速因子の変換方法を選択します。この変換方法には、寿命分布が加速因子によって変化するというモデルにおける、寿命分布と加速因子との関係を指定します。変換方法には、[Arrhenius 摂氏]・[逆数]・[対数]・[平方根]・[線形] があります。

最低使用条件 各加速因子に対して、通常の使用条件での下限値を設定します。

メモ: 「最低使用条件」と「最高使用条件」には、同じ値を設定することができます。

最高使用条件 各加速因子に対して、通常の使用条件での上限値を設定します。

計画に関する詳細の指定

因子水準、事前分布の詳細、時間範囲、興味がある確率、試験期間、および試験に用いるユニット数を指定します。

図 22.17 分布の詳細

加速寿命試験計画

因子

X1 水準値

90
100
110

事前分布の設定

分布の選択

☐ 対数正規

☒ Weibull

事前平均

効果	事前平均
切片	-40.0000
X1	1.50000
尺度	2.00000

事前分散行列

効果	切片	X1	尺度
切片	0.10000	0.00000	0.00000
X1		0.10000	0.00000
尺度			0.10000

☒ 事前分散の指定を無視。事前平均に局所的である計画を生成。

診断の設定

興味がある時間範囲

興味がある確率

計画の設定

試験期間

試験で用いるユニット数

続行

因子 加速因子の設定を入力します。

分布の選択 加速因子ごとに、寿命分布（Weibullまたは対数正規）を選びます。詳細は、「統計的詳細」（609ページ）を参照してください。

事前平均 加速寿命モデルにおけるパラメータの事前分布の平均を入力します。この事前推定値は、Bayes流モデルにおける事前分布のハイパーパラメータ値です。「事前平均」の値には、事前の知識に基づいて、現段階で想定される最も適切な値、もしくは以前の実験から得られた推定値を指定します。

事前分散行列 加速寿命モデルにおけるパラメータの事前分布の分散共分散行列を入力します。これらの分散共分散行列は、パラメータの不確定性を反映しています。分散が大きいほど、不確定性が大きいことを意味します。

事前分散の指定を無視 事前分布の分散共分散行列の指定を無視する場合は、このオプションを選択します。事前分布の分散共分散行列の指定を無視すると、「事前平均」に入力した値を真のパラメータ値とみなして、計画が作成されます。この計画は、指定した事前平均パラメータが真の値に一致している場合には、最適計画になります。しかし、この計画は、指定したパラメータ推定値が真の値から離れていることに関して、頑健（ロバスト）ではありません。事前推定値が不明な場合は、「事前分散行列」を使って推定値の不確定性を反映させてください。

診断の設定 「時間 I-最適計画」と「確率 I-最適計画」の作成に使われる値を指定します。[「ALT最適化基準」](#) (608 ページ) を参照してください。次の値を入力します。

興味がある時間範囲 累積故障確率を求めたい時間を区間で入力します。左のボックスには下限値、右のボックスには上限値を入力します。ある1時点での累積故障確率を求める場合には、両方のボックスに同じ値を入力してください。

興味がある確率 故障時間を求めたい累積故障確率を入力します。たとえば、10%のユニットが故障するまでの時間を推定したい場合は、「0.10」と入力します。

計画の設定 試験期間、観測区間、試験に用いるユニット数を示す値を入力します。次の値を入力します。

試験期間 （「連続して観測」でのみ使用できます。）ユニットを試験する期間の長さ。この試験では、各ユニットの故障時間、および、右側打ち切りであるか否かをデータとして記録して下さい。

観測時点 （「区間ごとに観測」でのみ使用できます。）観測を実施する時点。この試験では、観測時点ごとに、各区間の**上限と下限**をデータとして用意してください。そして、各区間で故障するユニット数を記録してください。

試験で用いるユニット数 実験で用いるユニット数。

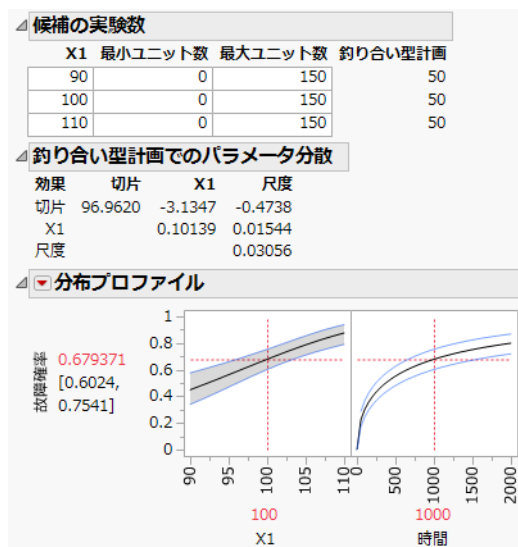
- 新たな実験を計画する場合には、試験に用いるユニット数を入力します。
- 既存の試験に追加試験を行う場合には、前回の実験で試験したユニット数に、今回のユニット数を加算します。

釣り合い型計画の診断と設定の更新

次には、ウィンドウに3つのアウトラインが追加されます。そのうち2つは、釣り合い型計画の結果です。これを参考にすることにより、釣り合い型計画と最適計画を比較できます。

- [「候補の実験数」](#) (606 ページ)
- [「釣り合い型計画でのパラメータ分散」](#) (606 ページ)
- [「分布プロファイル」](#) (606 ページ)

図 22.18 追加のアウトラインノード



候補の実験数 加速因子の設定ごとに、最小および最大のユニット数を入力します。既存の試験に追加試験を行う場合には、すでに実験済みのユニットの個数を「最小ユニット数」に、設定ごとに入力します。

釣り合い型計画でのパラメータ分散 釣り合い型計画におけるパラメータ推定値の分散共分散行列に比例した行列。

モデル式をパラメータ θ について一次偏微分した行列を $\mathbf{X}$ とし、誤差分散を σ^2 とします。通常の条件で、 θ の最小2乗推定量は、漸近的に不偏であり、次の漸近的な分散共分散行列をもちます。

$$\text{Cov}(\hat{\theta}) = \sigma^2 (\mathbf{X}'\mathbf{X})^{-1}$$

「釣り合い型計画」の「パラメータ分散」は $(\mathbf{X}'\mathbf{X})^{-1}$ であり、分散は数値計算によって求められます。なお、計算は、「事前平均」で指定された値が真のパラメータ値と仮定して行われます。

詳細は、「非線形計画」章の「[非線形モデル](#)」(631 ページ) を参照してください。

分布プロファイル 加速因子と時間を変更すると、釣り合い型計画に基づいて、故障率が求められます。これらの故障率は、「事前平均」で指定された値が真のパラメータ値である」と仮定して計算されます。

「分布の選択」、「事前平均」、「計画の設定」の設定を変更した場合は、[\[プロファイルの更新\]](#) をクリックしてプロファイルを更新します。

最適計画の作成と評価

[\[計画の作成\]](#) をクリックして最適計画を作成し、計画の質に対応する結果を表示します。デフォルトの最適計画は D-最適計画です。「ALT 最適化基準」の赤い三角ボタンのメニューから、最適化基準を変更できます。

ウィンドウには、「計画」、「最適計画でのパラメータ分散」、および「最適化基準」の3つのアウトラインが新しく追加されます。

図22.19 計画のアウトライン

計画				
X1	ユニット数	期待故障数	全打ち切りの確率	
90	61	27.5	0.0	
100	0	0.0	0.0	
110	89	78.0	0.0	
最適計画でのパラメータ分散				
効果	切片	X1	尺度	
切片	73.7806	-2.4008	-0.4421	
X1		0.07816	0.01442	
尺度			0.02812	
最適基準				
D基準	-9.492			
分位点基準	5.3434			
確率基準	1.2332			

計画 計画の設定ごとに、試験に用いるユニット数。1因子の場合には最初の1列に、2因子の場合には最初の2列に、因子水準が表示されます。

ユニット数 計画の設定ごとに、試験に用いるユニット数。

期待故障数 指定した計画の設定における故障数の期待値。故障数の期待値は、事前モデルの指定を使用して計算されます。

全打ち切りの確率 指定した計画の設定で試験されたユニットの故障数が0となる確率。この確率は、事前モデルの指定を使用して計算されます。

メモ: 期待故障値と打ち切り確率により、事前指定が妥当であるかを判断できます。

最適計画でのパラメータ分散 最適計画における、パラメータ推定値の分散共分散行列に比例した行列。なお、計算は、「事前平均」で指定された値が真のパラメータ値と仮定して行われます。詳細は、「[釣り合い型計画でのパラメータ分散](#)」(606ページ)を参照してください。

メモ: 「最適計画でのパラメータ分散」行列を、「釣り合い型計画でのパラメータ分散」行列と比較すれば、最適計画で推定値の分散がどの程度小さくするかが判断できます。

最適化基準 3つの最適化基準の値が表示されます。

D基準 計画のD-最適化基準。「[D-最適計画の作成](#)」(608ページ)を参照してください。

分位点基準 計画の時間I-最適化基準。「[時間I-最適計画の作成](#)」(608ページ)を参照してください。

確率基準 計画の確率I-最適化基準。「[確率I-最適計画の作成](#)」(608ページ)を参照してください。

計画の更新とデータテーブルの作成

最後に、計画を確認したり、試験案を要約したデータテーブルを作成したり、実験結果を記録するためのデータテーブルを作成したりしてください。

計画の作成 「分布の選択」、「事前平均」、「事前分散行列」、「計画の設定」の設定を変更した場合は、最適計画を更新します。

試験案の作成 各列が計画の設定に対応するデータテーブルを作成します。このデータテーブルには、加速因子の計画の設定と、その設定でのユニット数が含まれます。

テーブルの作成 故障時間を記録するのに利用できるデータテーブルを作成します。

- 「連続して観測」の場合、データテーブルの1行は1つのユニットを示し、そのユニットの因子設定が含まれます。「故障時間」行には各ユニットの故障時間を、「打ち切り」行には右側打ち切りか否かを記録してください。
- 「区間ごとに観測」の場合、データテーブルの各行は、因子設定と時間区間とを組み合わせたものになっています。時間区間には、「計画の設定」の「観測時間」に基づいて、「区間の下限」と「区間の上限」列で構成されます。各因子設定と時間区間ごとに、「故障数」列に故障したユニット数を記録してください。

プラットフォームオプション

「加速寿命試験計画」の赤い三角ボタンのメニューには、次のオプションが表示されます。

応答のシミュレート 「テーブルの作成」をクリックしたときに、シミュレートした応答がテーブルに追加されます。「事前平均」で指定されたパラメータ値の確率分布から乱数を生成して、応答値が作成されます。シミュレートした応答値が指定した試験期間を越えた場合には、その応答値は試験期間の長さで打ち切られます。

ALT 最適化基準 計画の最適化基準を次の3つの中から選択します。

D- 最適計画の作成 モンテカルロ球体数がゼロより大きい場合は、Bayes 流の D- 最適計画を作成します。最適化基準は、事前分布に対する、情報量行列の行列式における対数の期待値です。モンテカルロ球体数が0の場合は、局所 D- 最適計画を作成します。D- 最適計画では、パラメータの推定精度に重点を置きます。

時間 I- 最適計画の作成 「興味がある時間範囲」内において、「診断の設定」で指定した故障確率での故障時間を予測する際に、事前分布から計算される、故障時間の平均予測分散を最小化する計画を作成します。「診断の設定」(605 ページ) を参照してください。

確率 I- 最適計画の作成 「診断の設定」で指定した「興味がある時間範囲」内における累積故障確率を予測する際に、事前分布から計算される、累積故障確率の平均予測分散を最小化する計画を作成します。「診断の設定」(605 ページ) を参照してください。

詳細オプション [モンテカルロ球体数] オプションが表示されます。これにより、数値積分に使用される半径の個数を設定できます。特定の最適化基準を最適化する非線形計画を見つけるには、Fisher 情報量行列の行列式の対数をパラメータの事前分布に関して積分し、その値を最小化する必要があります。このような積分は、数値計算によって求めなければなりません。数値積分がどのように行われるかについては、「非線形計画」章の「[非線形計画のオプション](#)」(630 ページ) を参照してください。

ヒント: [モンテカルロ球体数] は、デフォルトで「4」に設定されます。[モンテカルロ球体数] が多いほど、数値的な精度が高まりますが、計算時間は長くなります。

スクリプトをスクリプトウィンドウに保存 「加速寿命試験計画」ウィンドウで指定した計画からスクリプトを作成し、スクリプトウィンドウに表示します。

統計的詳細

「加速寿命試験計画」プラットフォームでは、故障時間の確率分布に対して、対数正規分布か Weibull 分布を選択できます。この節では、それらの分布の確率密度関数と累積分布関数を説明します。Weibull 分布の詳細については、『信頼性/生存時間分析』の「寿命の一変量」章を参照してください。

対数正規

ばらつきが指数的に生じるデータに対しては、対数正規分布がよく使用されます。対数正規分布は、同一で独立した、小さな正の値をとる確率変数を多数、掛け合わせることで導出されます。対数正規分布の変数を対数変換したものは、正規分布に従います。確率密度関数の曲線は、右に大きく歪んでいます。

対数正規分布は、位置パラメータ μ と形状パラメータ σ によってパラメータ化されます。対数正規分布の確率密度関数と累積分布関数は次の通りです。対数の底は e とします。

$$f(x; \mu, \sigma) = \frac{1}{x\sigma} \phi_{\text{nor}}\left[\frac{\log(x) - \mu}{\sigma}\right], \quad x > 0$$

$$F(x; \mu, \sigma) = \Phi_{\text{nor}}\left[\frac{\log(x) - \mu}{\sigma}\right],$$

次の関数、

$$\phi_{\text{nor}}(z) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{z^2}{2}\right)$$

および

$$\Phi_{\text{nor}}(z) = \int_{-\infty}^z \phi_{\text{nor}}(w) dw$$

は、それぞれ、標準正規分布 (N(0,1)) の確率密度関数と累積分布関数です。

Weibull分布

Weibull分布は、ハザードが時間とともに上昇または低下する故障時間データに適しています。形状パラメータの値に基づいて、さまざまな種類のデータを非常に柔軟にモデル化できるため、信頼性分析で広く使われています。

Weibullの確率密度関数と累積分布関数は、次式のとおりです。

$$f(x;\alpha,\beta) = \frac{\beta}{\alpha} x^{(\beta-1)} \exp\left[-\left(\frac{x}{\alpha}\right)^\beta\right]; \quad x > 0, \alpha > 0, \beta > 0$$

$$F(x;\alpha,\beta) = 1 - \exp\left[-\left(\frac{x}{\alpha}\right)^\beta\right]$$

α は尺度パラメータ、 β は形状パラメータです。Weibull分布は、 $\beta=1$ のときは指数分布になります。

JMPのWeibullパラメータ化

Weibull分布では、上記とは異なるパラメータ表現が使われることがよくあり、JMPでも採用されています。そちらの方法では、 σ を尺度パラメータ、 μ を位置パラメータとして確率密度関数や累積分布関数が表現されます。これらのパラメータは、次のように、 α と β

$$\alpha = \exp(\mu)$$

および

$$\beta = \frac{1}{\sigma}$$

Weibull分布に従う確率変数を対数変換すると最小極値分布に従うことに基づき、Weibull分布の確率密度関数と累積分布関数は、次のようにこれらのパラメータで表されます。なお、 $\mu=\log(\alpha)$ と $\sigma=1/\beta$ という関係になっています。

$$f(x;\mu,\sigma) = \frac{1}{x\sigma} \phi_{\text{sev}}\left[\frac{\log(x)-\mu}{\sigma}\right], \quad x > 0, \sigma > 0$$

$$F(x;\mu,\sigma) = \Phi_{\text{sev}}\left[\frac{\log(x)-\mu}{\sigma}\right]$$

この式で、

$$\phi_{\text{sev}}(z) = \exp[z - \exp(z)]$$

および

$$\Phi_{\text{sev}}(z) = 1 - \exp[-\exp(z)]$$

は、それぞれ、標準最小極値分布($\mu=0, \sigma=1$)の確率密度関数と累積分布関数です。

第23章

非線形計画

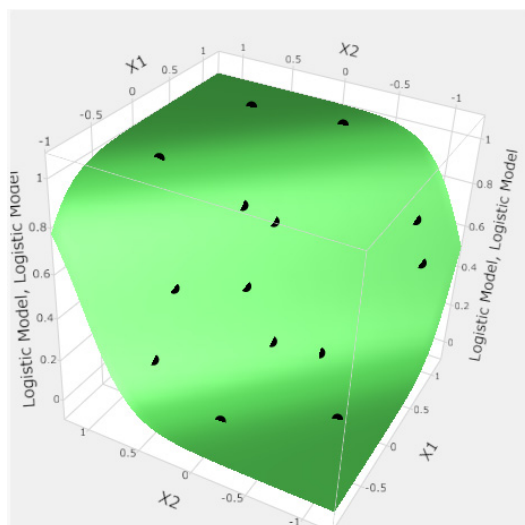
未知のパラメータに関して非線形であるモデルに対する実験計画を立てる場合には、「非線形計画」プラットフォームを使用してください。非線形モデルに対しても、線形モデルに最適である直交計画を流用することも考えられます。しかし、通常、そのような直交計画は、非線形モデルでのパラメータ推定値がもつ不確定性を最小化する（つまり、推定精度を最大化する）ようにはなっていません。

非線形計画の効率は、未知のパラメータの値に依存します。そのため、最良の計画を見つけるためには、パラメータを事前に知っておく必要があるという問題が生じます。JMPでは、Bayes流の方法を使用して、指定された範囲全体におけるパラメータ値の平均効率を最大化する非線形計画を作成します。これらの範囲を適切に指定するためには、対象システムについて多少なりとも洞察を得ておく必要があります。

線形モデルと比較した場合、非線形モデルには次のような長所があります。

- モデルを慎重に選択すれば、説明変数のより広い範囲において、より優れた予測ができます。
- たとえば、応答曲面をモデル化する際に、多項式では表すことができない、漸近的に振舞う関係などを表すことができます。

図23.1 非線形モデルの計画点



非線形計画の概要

「非線形計画」プラットフォームを使用すれば、パラメータに関して非線形であるモデルをあてはめる計画を作成できます。非線形なモデルに対して、最適計画を作成したり、実験を最適に追加したりできます。工程の振る舞いが非線形な関係であり、その関係を記述するモデル式が分かっているならば、標準の多項式モデルを使うよりも、非線形モデルを用いた方が、モデルパラメータをより精確に推定し、精度の良い予測を行うことができます。非線形モデルの背景については、「[非線形モデル](#)」(631ページ)を参照してください。

非線形モデルにおける計画の効率は、推定しようとする未知のパラメータ値に依存します。そのため、JMPではBayes流の方法を使用して、パラメータとして考え得る広範な値において効率的な計画を作成します。未知のパラメータ値の範囲と事前分布を指定できます。事前分布として、「一様分布」、「正規分布」、「対数正規分布」、「指数分布」から選択できます。

「非線形計画」プラットフォームでは、パラメータ値がどれぐらいなのかを示す事前分布に基づき、Bayes流の方法に従って計画を最適化します。Bayes流のD-最適化基準は、パラメータの事前分布に基づいて計算された、情報量行列の行列式における対数の期待値です。情報量行列は、各計画点での予測分散に依存します。予測分散が小さい計画点からは、情報量はほとんど影響を受けません。そのため、最適計画では、予測分散が大きい個所に計画点を配置する傾向があります。詳細は、Gotwalt et al. (2009)を参照してください。

最適計画の基本的なアイデアは、予測分散が最も大きくなっている位置に計画点を配置することです。これは直観に反しているようですが、もし、他の場所に点を配置すると、予測分散が大きくなっている位置での予測分散はさらに大きいものになってしまうでしょう。線形モデルにおいては、予測分散が大きくなる計画点は実験領域の端点(頂点)に位置する傾向があります。しかし、パラメータに関して非線形なモデルでは、必ずしもそうではありません。

メモ: 非線形計画は、無作為に選んだ初期計画を使用して計算されます。そのため、同じ設定を使用しても、通常は異なった非線形計画が作成されます。

「非線形計画」プラットフォームを使用するには、事前に作成されたデータテーブルが必要です。そのデータテーブルは、次の条件をすべて満たしている必要があります。

- 応答の列がある。
- 各因子に1つずつ列がある。
- 因子と応答の関係を表す計算式を含んだ列がある。計算式には、未知のパラメータが含まれている必要があります。

メモ: これは、「非線形回帰」プラットフォームで使用するデータテーブルと同じ形式です。

次の2つのいずれかの形式で、このデータテーブルを用意してください。

- 行なしで、列のみを含むテンプレート。「[事前データなしで非線形計画を作成する](#)」(613ページ)を参照してください。
- 説明変数の値の行を含むテンプレート。この場合、説明変数の値は非線形計画に含まれます。「[事前データを使って計画を拡張する](#)」(617ページ)を参照してください。

非線形計画の例

この節では、次の例を挙げています。

- 「事前データなしで非線形計画を作成する」(613 ページ)
- 「事前データを使って計画を拡張する」(617 ページ)
- 「二項分布に従う応答の計画を作成する」(621 ページ)

事前データなしで非線形計画を作成する

ここでは、データはまだないものの、未知パラメータに関して何らかの事前情報がある例を紹介します。この例では、化学反応における中間生成物の相対収率（「収率」）をモデル化します。相対収率は時間と温度の関数です。Box and Draper（1987）を参照してください。

計画の作成

1. [ヘルプ] > [サンプルデータライブラリ] を選択し、「Design Experiment」フォルダの「Reaction Kinetics Start.jmp」を開きます。

次の点を確認してください。

- データがまだ収集されていないため、このデータテーブルには行がありません。
- 予測値の列である「反応温度」と「反応時間」には、「コード変換」、「因子の役割」、および「因子の変更」プロパティがあります。これらのプロパティを確認するには、「列」パネルの ***** をクリックします。計画が作成される際、プロパティによって、予測値が扱われる方法が決まります。列プロパティを保存する方法については、「列プロパティ」章（635 ページ）を参照してください。
- 「収率」列には、実験の応答データを入力します。
- 「収率モデル」列の計算式は、予測値と応答（「収率」）に関連付けます。「列」パネルの **+** をクリックすると、計算式が表示されます。パラメータ t1 と t3 に関して計算式は非線形です。

2. [実験計画(DOE)] > [特殊な目的] > [非線形計画] を選択します。

3. 「収率」を選択し、[Y, 応答変数] をクリックします。

4. 「収率モデル」を選択して [X, 予測式列] をクリックします。

5. [OK] をクリックします。

この例では、「コード変換」列プロパティで、「反応温度」の値が510～540、「反応時間」が0.1～0.3と指定されました。「因子」アウトラインで直接、妥当な値の範囲を指定することもできます。

6. パラメータ「t1」の値を25と50、「t3」の値を30と35に変更します。

指定したこれらの新しい値は、パラメータ値の、現在の実験状況において想定される分布範囲を意味しています。デフォルト値は、計算式内で指定されたパラメータの初期値に基づいて設定されます。計算式の作成については、『JMPの使用法』の「計算式エディタ」章を参照してください。

「分布」欄に表示される t1 と t3 の事前分布は、デフォルトで「正規分布」に設定されています。

7. 「計画の生成」パネルで実験の回数を「12」に指定します。

図 23.2 設定後の Reaction Kinetics 実験のアウトライン

▼ 非線形計画

▲ 因子

名前	役割	値	
Reaction Temperature	連続変数	510	540
Reaction Time	連続変数	0.1	0.3

オプションの項目

▲ パラメータ

名前	分布	値	
t1	正規分布	25	50
t3	正規分布	30	35

オプションの項目

▲ 計画の生成

実験の回数: 12

計画の作成

8. [計画の作成] をクリックします。
9. [テーブルの作成] をクリックします。

図 23.3 計画テーブル

計画	反応温度	反応時間	収率	収率モデル
▼ 非線形計画				
モデル				
列(4/0)				
反応温度 *				
反応時間 *				
収率 *				
収率モデル +				
1	540	0.3	•	58.093235
2	540	0.11	•	57.3016426
3	540	0.3	•	58.093235
4	530	0.2	•	54.9142081
5	510	0.1	•	11.2590804
6	540	0.3	•	58.093235
7	540	0.3	•	58.093235
8	510	0.1	•	11.2590804
9	517	0.1	•	17.8546023
10	530	0.21	•	55.9838913
11	540	0.11	•	57.3016426
12	540	0.3	•	58.093235

図 23.3 のような計画が作成されます。実験の順序、「反応温度」と「反応時間」の値、および「収率モデル」の計算値が若干異なる可能性があります。「収率モデル」には計算式が含まれているため、その計算値がこの列に表示されます。また、テーブルには、「モデル」スクリプトが含まれていて、これを使って、観測値に非線形モデルをあてはめることができます。

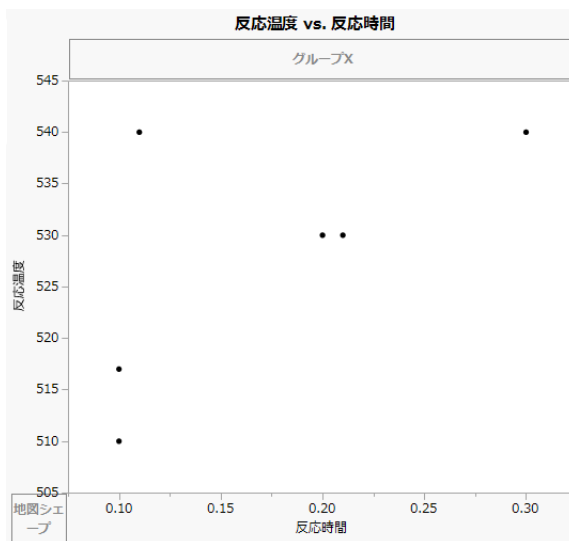
これで計画テーブルが完成したので、実験を実施し、応答を「収率」列に記録していきます。ここからは、「Design Experiment」フォルダの「Reaction Kinetics.jmp」データテーブルを使用します。

計画の検討

結果を分析する前に、計画の設定を示すプロットを作成します。

1. [ヘルプ] > [サンプルデータライブラリ] を選択し、「Design Experiment」フォルダの「Reaction Kinetics.jmp」を開きます。
1. [グラフ] > [グラフビルダー] を選択します。
2. 「反応温度」を「Y」ゾーンにドラッグ&ドロップします。
3. 「反応時間」を「X」ゾーンにドラッグ&ドロップします。
4. グラフ上の2つ目のアイコンをクリックし、「平滑線」の選択を解除します。

図 23.4 計画の設定

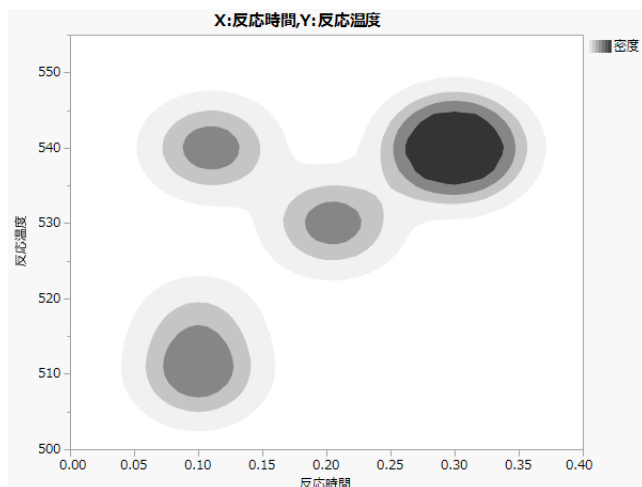


3つの領域に点があることに注目してください。温度が低く時間が長い状況を示す位置（グラフの右下）には点がありません。直交計画とは異なり、非線形計画では、計画領域の角に計画点が置かれるとは限りません。この例では、温度が低く、時間が長い領域での実験は効率的ではありません。

他の3つの角にある計画点の密度を表示するには、「等高線」ツールを使用します。

5.  をクリックし、「等高線」ツールをオンにします。
6. [終了] をクリックします。

図 23.5 密度等高線を表示した計画の設定



温度が高く、時間が短い状況を示す領域には、他の領域と比較して点が少なめです。計画のデータテーブルを見ると、そのような領域の点は3つだけであることがわかります。モデルとパラメータの指定により、最適計画では、温度が高く時間が長い状況を示す領域により多くの点が置かれます。

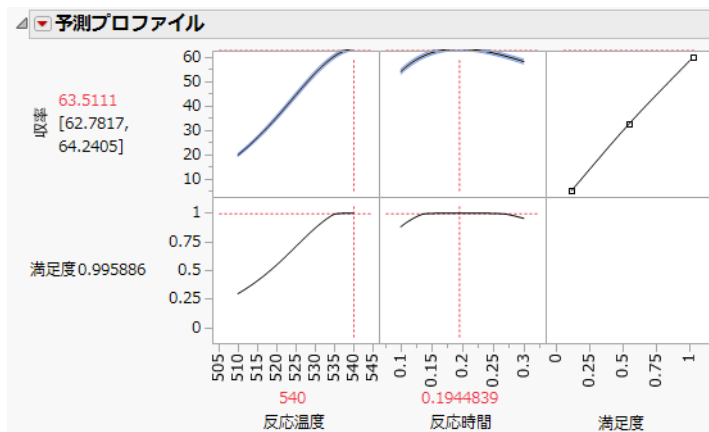
結果の分析

計画を視覚的に検討し終えたので、次に結果を分析しましょう。

メモ: 手順1から手順4までは、「モデル」スクリプトを使用しても実行できます。

1. [分析] > [発展的なモデル] > [非線形回帰] を選択します。
2. 「収率」を選択し、[Y, 応答変数] をクリックします。
3. 「収率モデル」を選択して [X, 予測式列] をクリックします。
このモデルが、「カスタム計算式パネルをあてはめるオプション」に表示されます。
4. [OK] をクリックします。
5. 「設定パネル」の [実行] をクリックします。
「停止限界」の値の1つに到達するまで、解を求める反復計算が行われます。その後、「解」レポートと「推定値の相関」レポートが表示されます。
6. 「非線形回帰のあてはめ」の赤い三角ボタンをクリックし、メニューから [プロファイル] > [プロファイル] を選択します。
7. 収率を最大にするため、「予測プロファイル」の赤い三角ボタンをクリックし、[最適化と満足度] > [満足度の最大化] を選択します。

図 23.6 収率が最大になる時間と温度の設定



収率の推定値は、反応温度が540ケルビン温度、反応時間が0.1945分のときに、約63.5%と最大になります。

事前データを使って計画を拡張する

ここでは、実験データが事前にある場合の非線形計画の例を紹介します。この例のデータは、化学反応を調べたものです。使用可能な有機基質の吸収速度（速度）を、その基質の濃度の関数としてモデル化したいとします。Snee（1986）を参照してください。すでに実験を実行したものの、より正確なパラメータ推定値を求めるために、その実験結果も活用しながら、追加実験を行うものとします。

事前パラメータ推定値の取得

まずは、既存の実験データから、パラメータ推定値を求めます。

1. [ヘルプ] > [サンプルデータライブラリ] を選択し、「Nonlinear Examples」フォルダの「Chemical Kinetics.jmp」を開きます。

2. 「列」パネルの「モデル(x)」の横の「+」記号をクリックします。

3. 計算式エディタのウィンドウ左上にある「テーブルの列」をクリックし、[パラメータ] を選択します。

パラメータに対して設定されている数値（VMax=1、k=1）が、大まかに予想されるパラメータ値です。この初期予想値が、データテーブルの「モデル(x)」の値の計算に使用されています。最初の実験データをもとに、これらの初期予想値をより正確なパラメータ推定値に置き換えます。

4. [キャンセル] をクリックし、計算式エディタウィンドウを閉じます。

5. [分析] > [発展的なモデル] > [非線形回帰] を選択します。

6. 「速度(y)」を選択し、[Y, 応答変数] をクリックします。

7. 「モデル(x)」を選択して [X, 予測式列] をクリックします。

「モデル(x)」の計算式が、「カスタム計算式パネルをあてはめるオプション」に表示されます。

図 23.7 「非線形回帰」 起動ウィンドウ

パラメータに関して非線形なモデルをあてはめ

列の選択

▼ 3列

- 速度(y)
- 濃度
- モデル(x)

モデルライブラリ

選択した列に役割を割り当てる

Y, 応答変数	速度(y)
X, 予測式列	モデル(x)
グループ化	オプション
重み	オプション(数値)
度数	オプション(数値)
損失	オプション(数値)
By	オプション

「X, 予測式」の列は、パラメータを含む計算式であるか、JMPが提供するモデルの説明変数である必要があります。

アクション

OK

キャンセル

削除

前回の設定

ヘルプ

カスタム計算式をあてはめるオプション

予測式

リセット

Parameter({VMax = 1, k = 1}, VMax / (k + :Concentration))

損失

リセット

☐ 数値微分のみ

☐ 中間計算式の展開

8. [OK] をクリックします。

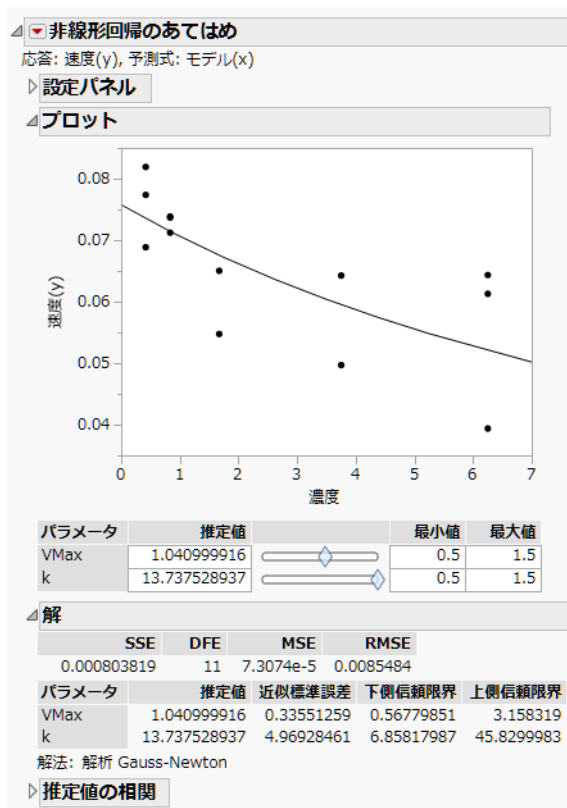
9. 「設定パネル」の[実行]をクリックします。

「停止限界」の値の1つに到達するまで、解を求める反復計算が行われます。その後、「解」レポートと「推定値の相関」レポートが表示されます。また、「設定パネル」に、「解」レポートに信頼限界を追加できるオプションが表示されます。

10. 「設定パネル」の[信頼限界]をクリックします。

「解」レポートに、「VMax」の推定値と「k」の推定値の信頼区間が表示されます。

図 23.8 非線形回帰のあてはめ結果



「VMax」と「k」の下側信頼限界値と上側信頼限界値は、これらのパラメータの信頼区間を表しています。次に、これらの信頼区間を使用して、追加実験に対する非線形計画における事前分布の範囲を定義します。

メモ: 「非線形回帰のあてはめ」レポートは、次のステップで結果を参照するので、閉じないでください。

計画の拡張

では、非線形パラメータをより精確に推定する計画を作成しましょう。

1. 「Chemical Kinetics.jmp」データテーブルをアクティブにして、[実験計画(DOE)] > [特殊な目的] > [非線形計画] を選択します。
2. 「速度(y)」を選択し、[Y, 応答変数] をクリックします。
3. 「モデル(x)」を選択して [X, 予測式列] をクリックします。
4. [OK] をクリックします。

図 23.9 「因子」と「パラメータ」が表示された「非線形計画」アウトライン

▲ 非線形計画

▲ 因子

名前	役割	値	
Concentration オプションの項目	連続変数	0.417	6.25

▲ パラメータ

名前	分布	値	
VMax	正規分布	0.5	1.5
k オプションの項目	正規分布	0.5	1.5

▲ 計画の生成

実験回数の指定 (当初から存在していた13個の実験も含めて):

「Chemical Kinetics.jmp」データでは、「濃度」の値が0.417から6.25までの範囲内にあります。そのため、この2つの値が、「因子」パネルにそれぞれ最小値と最大値として表示されます。これらの値を変更し、因子の範囲を広げたいとします。

5. 「0.417」をクリックし、「0.1」と入力します。
6. Tabキーを押して「6.25」に移動し、「7」と入力します。

パラメータの事前「分布」は「正規分布」のままにしておきます。

パラメータの「値」の範囲は、パラメータ値に関する情報の不確かさを反映します。パラメータ値の事前分布における95%が収まるように、範囲を指定してください。ここでは、図23.8の「非線形回帰のあてはめ」レポートの信頼限界をもとに、この範囲を設定することにします。[パラメータ] アウトラインのパラメータの「値」を、小数点以下3桁に丸めた信頼限界の値を入力することにします。

7. 「非線形計画」ウィンドウで、「VMax」と「k」の「パラメータ」に次の値を入力します。
 - VMax: 0.568 と 3.158
 - k: 6.858 と 45.830

非線形計画

因子

名前	役割	値
Concentration <i>オプションの項目</i>	連続変数	0.1 7

パラメータ

名前	分布	値
VMax	正規分布	0.568 3.158
k	正規分布	6.858 45.83

オプションの項目

計画の生成

実験回数の指定（当初から存在していた13個の実験も含めて）： 17

$$\pi(X_1, X_2) = \frac{1}{1 + e^{-(\beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2)}}$$

このモデルは、未知のパラメータ (β_0 , β_1 , β_2) に関して非線形です。これらのパラメータの推定値を得るのに最適な実験計画を求めてみましょう。

事前知識

「非線形計画」によって計画を作成するには、各パラメータに対し、事前分布によってその事前情報（すなわち、パラメータ値の不確定性）を指定する必要があります。パラメータ値ごとに現段階で想定される最も適切な値と、どれぐらいに分布しているかを指定します。ここでは、現段階で想定される最も適切なパラメータ値とその95%の範囲は次のとおりだとします。

- β_0 は0、95% 範囲は-2～2
- β_1 は5、95% 範囲は0～10
- β_2 は5、95% 範囲は0～10

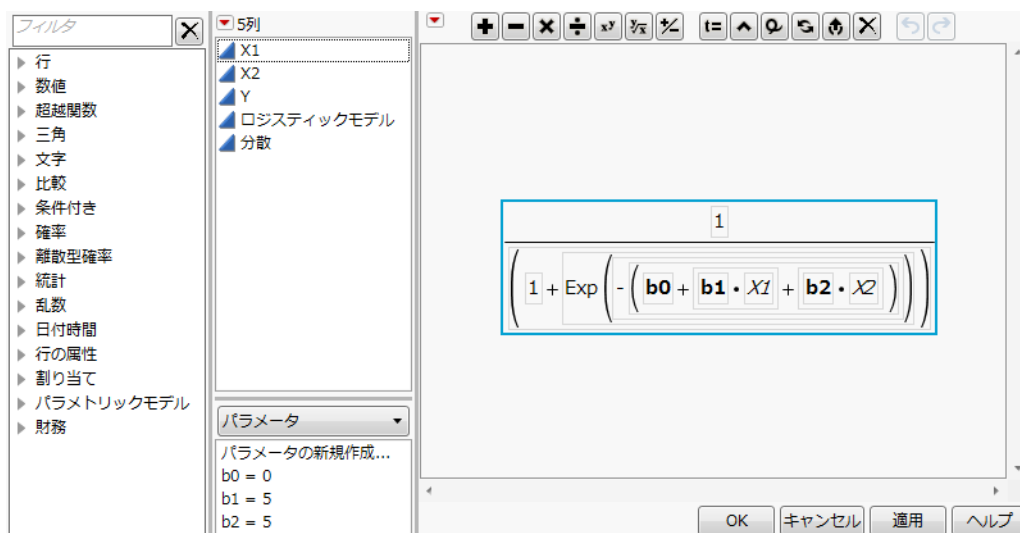
これらの範囲のパラメータ値において、ロジスティック関数は非線形です。そのため、「非線形計画」を使用して作成された計画は、直交計画とは異なると考えられます。特に、非線形計画では、予測される応答の分散が大きい点に因子が置かれます。

起動ウィンドウのデータテーブル

非線形計画を作成するには、最初に、因子の列と、あてはめる非線形モデルの計算式の列を含んだデータテーブルが必要です。「Design Experiment」フォルダの「Binomial Optimal Start.jmp」データテーブルに、次の列が含まれています。

- **X1** と **X2** という2つの因子の列。[コード変換] プロパティによって、因子の値の上下限が、それぞれ「-1」と「1」に設定されます。
- 応答 (**Y**) の列。
- 予測値を応答に関連付ける計算式が含まれる「**ロジスティックモデル**」列。計算式を表示するには、「列」パネルで「**ロジスティックモデル**」の右側にある+記号をクリックします。図23.11を参照してください。
- パラメータ (**b0**, **b1**, **b2**) の大まかな予想値。これらのパラメータを定義した際に、何かしらの数値を指定する必要があるのですが、大まかな予想値を指定してください。これらの値は、計算式エディタウィンドウの左上に表示されます。図23.11を参照してください。
- 「**分散**」列には、想定されるロジスティックモデルに基づいた分散の計算式が含まれます。この列は、どの計画点の分散が比較的高いかを示します。

図 23.11 予測値を二項確率に関連付ける計算式



計画の作成

1. [ヘルプ] > [サンプルデータライブラリ] を選択し、「Design Experiment」フォルダの「Binomial Optimal Start.jmp」を開きます。
2. [実験計画(DOE)] > [特殊な目的] > [非線形計画] を選択します。
3. 「Y」を選択し、[Y, 応答変数] をクリックします。
4. 「ロジスティックモデル」を選択し、[X, 予測式列] をクリックします。
5. [OK] をクリックします。

図 23.12 「非線形計画」 ウィンドウ

▼ 非線形計画

▲ 因子

名前	役割	値	
▲ X1	連続変数	-1	1
▲ X2	連続変数	-1	1
オプションの項目			

▲ パラメータ

名前	分布	値	
b0	正規分布	0	0
b1	正規分布	2.5	7.5
b2	正規分布	2.5	7.5
オプションの項目			

▲ 計画の生成

実験の回数: 14

計画の作成

「因子」アウトラインには、この例では、因子が2つあり、「値」欄には適切な設定が入力されています。「パラメータ」アウトラインには、3つのパラメータがあり、分布はどれも正規分布に設定されています。「値」欄のデフォルトの値は、パラメータの大まかな予想値から計算されたものです。ここでは事前分布は正規分布のままにして、パラメータ値は不確かであるため、より幅広い範囲を指定します。

6. 3つのパラメータの「値」欄に、次の数値を入力します。
- b0: -2 と 2
 - b1: 0 と 10
 - b2: 0 と 10

図 23.13 新しいパラメータ値を入力した「非線形計画」ウィンドウ

▼ 非線形計画

▲ 因子

名前	役割	値	
▲ X1	連続変数	-1	1
▲ X2	連続変数	-1	1
オプションの項目			

▲ パラメータ

名前	分布	値	
b0	正規分布	-2	2
b1	正規分布	0	10
b2	正規分布	0	10
オプションの項目			

▲ 計画の生成

実験の回数: 14

計画の作成

実験の回数は、デフォルトの14回のままにします。

7. [計画の作成] をクリックします。
8. [テーブルの拡張] をクリックします。

これらの指定により、「Binomial Optimal Start.jmp」データテーブルに14回の実験が追加されます。最適化の結果は乱数に依存するため、実際に作成される計画は以下の結果とは異なります。

図23.14 「Binomial Optimal Start.jmp」の拡張

		X1	X2	Y	ロジスティック モデル	分散
1		-0.919966501	1	•	0.5987	0.2403
2		-0.225503946	-0.050159192	•	0.2013	0.1608
3		0.4441796282	-0.085545893	•	0.8573	0.1223
4		0.0979669202	-1	•	0.0109	0.0108
5		1	-0.97887542	•	0.5264	0.2493
6		-1	0.8463294521	•	0.3168	0.2165
7		0.1401882075	0.099555314	•	0.7683	0.1780
8		-0.103607239	0.1446240955	•	0.5511	0.2474
9		0.2219106646	-0.40302433	•	0.2879	0.2050
10		1	0.5694947251	•	0.9996	0.0004
11		-1	0.0856462485	•	0.0102	0.0101
12		-0.076675488	0.4718614803	•	0.8782	0.1069
13		0.2276181435	0.6364961979	•	0.9869	0.0129
14		-0.012325892	-0.224535095	•	0.2343	0.1794

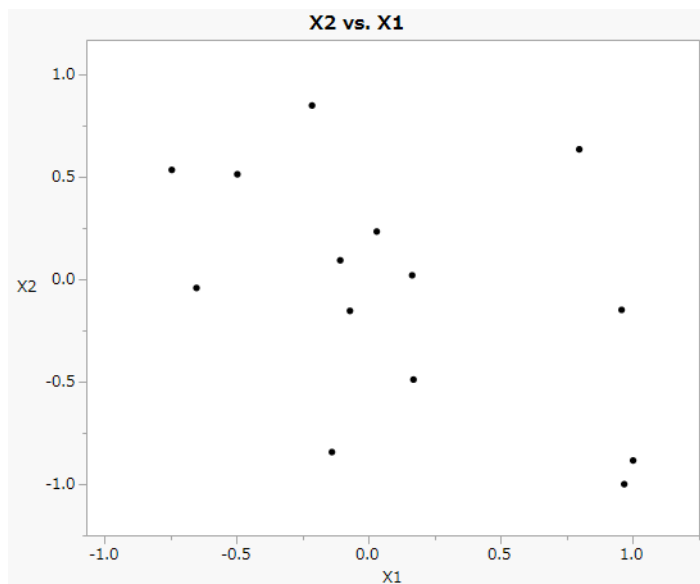
計画が作成できたので、提案されたロジスティックモデルにおいて計画点がどこに置かれているのかを確認します。「分散」列には、ロジスティックモデルに基づいた分散が表示されます。

計画の表示

1. 「Binomial Optimal Start.jmp」をアクティブにして、[グラフ] > [グラフビルダー] を選択します。
2. 「X1」を選択し、「X」ゾーンにドラッグします。
3. 「X2」を選択し、「Y」ゾーンにドラッグします。
4. グラフ上の2つ目のアイコンをクリックし、「平滑線」の選択を解除します。
5. 必要な場合、各軸をドラッグし、「-1.0」軸と「1.0」軸のラベルが表示されるようにします。
6. [終了] をクリックします。

実際に作成された計画が図23.14の計画とは異なっているはずなので、プロットも図23.15のプロットとは異なります。

図23.15 計画の設定



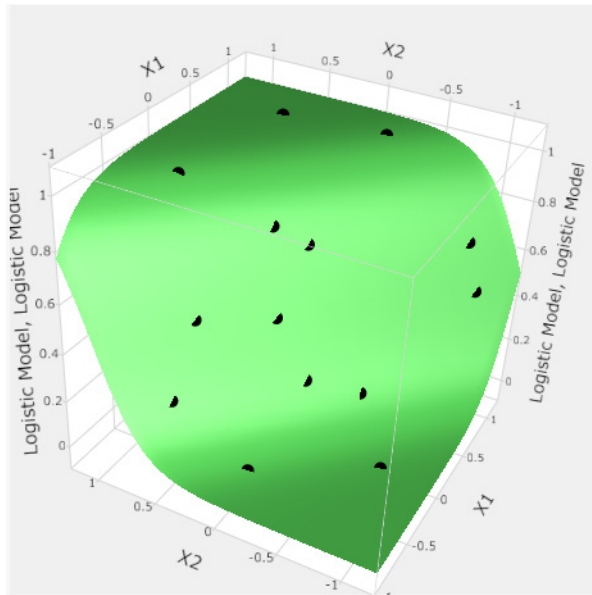
$X1 = -1$ には点がありません。計画領域の角にある唯一の点は、 $X1 = 1$ (より正確な値は、0.996) と $X2 = -1$ に対応しています。計画領域の中心部にはいくつかの点があります。

モデルとの関連でこれらの点をより明確に確認するには、曲面プロットを作成します。

7. [グラフ] > [曲面プロット] を選択します。
 8. 「 $X1$ 」、「 $X2$ 」、「ロジスティックモデル」を選択し、[列] をクリックします。
 9. [OK] をクリックします。
 10. 「従属変数」アウトラインの「計算式」の下にある「ロジスティックモデル」を見つけます。「応答列」リストで、[なし] をクリックし、[ロジスティックモデル] を選択します。
- これにより、曲面プロットに点が追加されます。
11. プロット内で右クリックし、[設定] を選択します。
 12. 「マーカーサイズ」のインジケータを右にドラッグします。
 13. [完了] をクリックします。
 14. プロットを回転させて計画点を確認します。

実際に作成された計画が図23.14の計画とは異なっているはずなので、プロットも図23.16のプロットとは異なります。

図 23.16 計画点を表示した予測モデル



予測モデルの急な勾配を持つ領域に、多くの計画点があることに注目してください。これらの点は分散が大きい点です。これらの計画点で実験を行うことにより、不安定な領域でのモデルの情報を得ることができます。一方、直交計画では、すべての計画点が計画領域の角に置かれます。これにより、計画領域内で非線形な振る舞いはありません。

「非線形計画」起動ウィンドウ

「非線形計画」プラットフォームを使用するには、次の条件をすべて満たす既存のデータテーブルが必要です。

- 応答の列がある。
- 各因子に 1 ずつ列がある。
- 因子と応答の関係を表す計算式を含んだ列がある。計算式には、未知のパラメータが含まれている必要があります。

計算式については、『JMP の使用法』の「計算式エディタ」章を参照してください。

予測値と応答値は、欠測値でない値が入力されていてもかまいません。その場合、作成される計画は、データテーブルに示された計画を拡張したものになります。その場合、予測値に対して、欠測値でない値がすべての行で入力されていてかまいません。

上記のようなデータテーブルをアクティブにして、**[実験計画(DOE)] > [特殊な目的] > [非線形計画]** を選択します。

図 23.17 「非線形回帰」起動ウィンドウ

パラメータに関して非線形なモデルの最適計画を作成する。

列の選択	選択した列に役割を割り当てる	アクション
▼ 5列	Y, 応答変数 ▲ Y	OK
▲ X1	X, 予測式列 ▲ ロジスティックモデル	キャンセル
▲ X2	重み オプション(数値)	削除
▲ Y	X, 予測式列は計算式を含んでいなければならない。	前回の設定
▲ ロジスティックモデル		ヘルプ
▲ 分散		

Y, 応答変数 応答値の数値列。

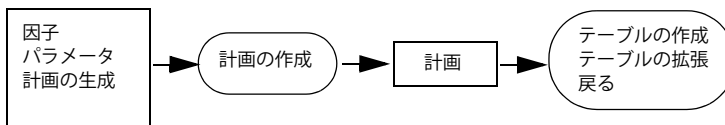
X, 予測式列 非線形モデルの計算式の数値列。計算式にはパラメータが含まれている必要があります。

重み (オプション) オプザベーションに重みを割り当てる数値列。

「非線形計画」ウィンドウ

「非線形計画」ウィンドウは、計画の手順を踏むごとに内容が更新されます。操作手順は、図 23.18 のような流れです。手順の間にあるボタンをクリックすると、ウィンドウが更新されていきます。

図 23.18 非線形計画の流れ



計画のウィンドウには、最初、「因子」、「パラメータ」、「計画の生成」アウトラインが表示されます。

図 23.19 計画ウィンドウの初期画面

非線形計画

因子

名前	役割	値	
X1	連続変数	-1	1
X2	連続変数	-1	1

オプションの項目

パラメータ

名前	分布	値	
b0	正規分布	0	0
b1	正規分布	2.5	7.5
b2	正規分布	2.5	7.5

オプションの項目

計画の生成

実験の回数: 14

計画の作成

ここでは、次のような事柄について紹介します。

- 「因子」(629ページ)
- 「パラメータ」(629ページ)
- 「計画の生成」(630ページ)
- 「テーブルを作成または拡張する」(630ページ)

因子

モデル式に使われた列名は、「因子」アウトラインの「名前」列に自動的に挿入されます。各因子の役割は「連続尺度」に設定されます。

各因子の「値」の初期値は「-1」と「1」に設定されます。または、「コード変換」の列プロパティを使用して値を指定した場合は、その値が使用されます。これらの値は、「因子」アウトラインで変更できます。

パラメータ

モデル式に使われたパラメータ名は、「パラメータ」アウトラインの「名前」列に自動的に挿入されます。

各パラメータの「値」の初期値は、パラメータに定義された初期値を基準に対称となるような区間に設定されます。初期値の距離を0とし、ここから上下に初期値の幅を区間として設定します。これらの値は、モデルパラメータの事前分布を定義するのに使用されます。

メモ: 事前分布を選択し、下限と上限を設定することにより、モデルパラメータの不確定さを表してください。

「分布」の下に、4種類の事前分布が用意されています。各パラメータに対して下限と上限を指定することにより、事前分布が定義されます。小さいほうの値が**下限**、大きいほうの値が**上限**に設定されます。下限と上限から、次のように分布が決まります

- 一様分布：下限と上限のあいだで一様に分布します。
- 正規分布、対数正規分布、指数分布：下限を2.5%点、上限を97.5%点とした分布です。

計画の生成

JMPでは、次のような方法で実験回数を決定して提案します。

- データテーブルを拡張しない場合、実験回数は、パラメータ数の4倍に2を足した回数です。
- データテーブルを拡張する場合、実験回数は、データテーブルの実験回数にパラメータ数の2倍を足した回数です。

メモ: 計画を拡張する場合、JMPが提案する実験回数やユーザが指定する実験回数は、データテーブルのオプション数も含まれます。それらの実験回数も含めて、実験回数を適切に指定してください。

計画

「計画の作成」をクリックすると、計画が作成され、「非線形計画」ウィンドウに「計画」アウトラインが追加されます。「計画」アウトラインでは、因子水準の設定を確認できます。

テーブルを作成または拡張する

「テーブルの作成」ボタンをクリックすると、計画を含んだデータテーブルが新規に作成されます。元のテーブルに既存の実験が含まれている場合には、新しいテーブルにも既存の実験が含まれます。[**テーブルの拡張**]ボタンをクリックすると、既存のテーブルに新しい実験が追加されます。

非線形計画のオプション

「非線形計画」プラットフォームの赤い三角ボタンのメニューには、次のようなオプションがあります。

応答の保存 「応答」パネルの情報を、新しいデータテーブルに保存します。これで保存した情報は、ほとんどの「実験計画(DOE)」ウィンドウで簡単に読み込むことができます。応答の情報を後で再利用したい場合に便利です。

応答のロード 使用できません。

因子の保存 「因子」パネルの情報を、新しいデータテーブルに保存します。各因子の列には、その因子の水準が表示されます。その他の情報は、列プロパティとして保存されます。これで保存した情報は、ほとんどの「実験計画(DOE)」ウィンドウで簡単に読み込むことができます。

因子のロード 使用できません。

制約の保存 使用できません。

制約のロード 使用できません。

応答のシミュレート 計画のデータテーブルにおける応答に乱数を生成します。このオプションは、[テーブルの作成] をクリックする前に選択してください。すると、計画のデータテーブルにおける応答列にシミュレートされた値が代入されます。

メモ: 環境設定で、応答を常にシミュレートするように設定しておくには、[ファイル] > [環境設定] > [プラットフォーム] > [実験計画(DOE)] を選択し、[応答のシミュレート] を選択します。

開始点の数 数値求積法によって非線形計画を作成する処理を何回、繰り返すかを指定します。最終的には、作成された非線形計画のうち、最適化基準が最大となっている計画が選択されます。

[詳細オプション] > [モンテカルロ標本数] 最適化基準の計算に使用される、1半径ごとに生成される多面体の個数を指定します。デフォルトの数は1つです。[「最適化基準の動径 - 球法」](#) (632 ページ) を参照してください。

[詳細オプション] > [モンテカルロ球体数] 最適化基準の計算に使用される、0以外の半径の個数を指定します。デフォルトの数は2つです。[「最適化基準の動径 - 球法」](#) (632 ページ) を参照してください。

メモ: 「モンテカルロ球体数」(半径の個数) を0に設定した場合、中心点だけが計算に使用されます。この場合、パラメータの初期値に対してだけ最適な計画が作成されます。場合によっては、それで十分なケースもあります。

統計的詳細

ここでは、次の事柄について説明しています。

- [「非線形モデル」](#) (631 ページ)
- [「最適化基準の動径 - 球法」](#) (632 ページ)
- [「最適計画を見つける」](#) (632 ページ)

非線形モデル

n 個の応答のベクトルを $\mathbf{Y}=(Y_1, Y_2, \dots, Y_n)'$ で表すとしましょう。「非線形計画」プラットフォームで指定できる非線形モデルは、以下の性質をもつものです。

- Y_i は互いに独立しており、指数分布族に属する同一の確率分布に従います。

- 説明変数のベクトル $\mathbf{x}_i$ に対する、 Y_i の予測値は、パラメータ $\boldsymbol{\theta}$ に関して非線形な関数で表されるとします。この非線形関数を次のように表します。

$$E(Y_i(\mathbf{x})) = f(\boldsymbol{\theta}, \mathbf{x}_i)$$

- Y_i の式は次のとおりです。

$$Y_i = f(\boldsymbol{\theta}, \mathbf{x}_i) + \varepsilon_i$$

- 誤差のベクトル $\boldsymbol{\varepsilon} = (\varepsilon_1, \varepsilon_2, \dots, \varepsilon_n)'$ は、平均が $\mathbf{0}$ で、共分散列 $\sigma^2 \mathbf{I}$ をもちます。ここで、 $\mathbf{I}$ は $n \times n$ の単位行列です。

関数 f をパラメータ $\boldsymbol{\theta}$ について一次偏微分した行列を $\mathbf{X}$ とします。通常の緩やかな条件において、 $\boldsymbol{\theta}$ に対する最小2乗推定量は、漸近的に不偏であり、また、漸近的に次のような分散共分散行列をもちます。

$$\text{Cov}(\hat{\boldsymbol{\theta}}) = \sigma^2 (\mathbf{X}'\mathbf{X})^{-1}$$

この結果の詳細は、Wu (1981) および Jennrich (1969) を参照してください。

最適化基準の動径 - 球法

最適化基準は、指定された事前分布から計算される、情報量行列の行列式の対数の、期待値です。したがって、最適な非線形計画を見つけるには、Fisher 情報量行列の行列式の対数をパラメータの事前分布に関して積分し、その積分で求められた期待値を最小化する必要があります。この積分は、数値計算で求めなければなりません。「非線形計画」プラットフォームでは、Gotwalt et al. による動径-球求積法 (radial-spherical integration) が使われています。

動径-球求積法では、事前分布が正規分布の場合、元の積分を動径方向と角度方向に変数変換した後、数値積分します。動径方向の積分は1次元で、角度方向の積分はモデルのパラメータ数よりも1少ない次元です。動径方向の積分は、半径=0での評価も行う Radau-Gauss-Laguerre 求積法で計算されます。そして、特定の頂点をもつ多面体を、ランダムに回転させ、その回転させた多面体ごとに評価を行います。

事前分布が正規分布でない場合、パラメータが正規分布に従うように変換した後に、前述の動径-球求積法を適用します。

メモ: なお、設定した事前分布によっては、計算に失敗することがあります。その場合、パラメータ空間のある領域において Fisher の情報量行列が特異であるというメッセージがウインドウに表示されます。そのような場合は、事前分布またはパラメータの範囲の変更を検討してください。

最適計画を見つける

最適計画を見つけるために使用される手法は、座標交換アルゴリズム (Meyer and Nachtsheim, 1995) に似ています。最適な非線形計画の作成方法について詳しくは、Gotwalt et al. (2009) を参照してください。一般的なアプローチは、次のとおりです。

- 非特異な計画が見つかるまで、開始点をランダムに生成します。

- 反復計算が行われます。1回の反復につき、すべての実験が確かめられていきます。
- 各実験において、1つの因子を最適化していきます。
- 目的関数は Bayes 流の D- 最適化基準です。この基準は、事前分布に対して計算される、情報量行列の行列式の対数の、期待値です。
- 目的関数の変化量が小さくなった時点で、反復を終了します。

付録 A

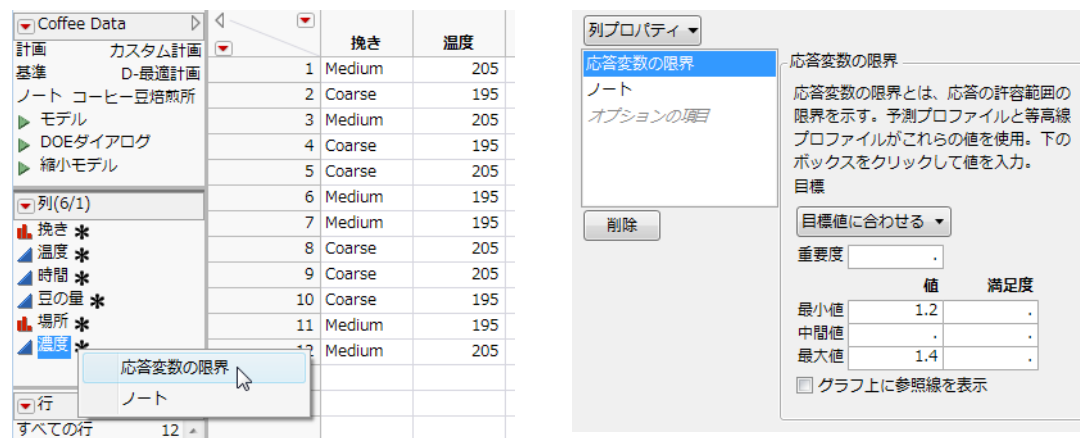
列プロパティ

実験計画で割り当てられる列プロパティの理解

「実験計画（DOE）」のプラットフォームで作成された計画のデータテーブルには、列プロパティが保存されます。この付録では、「実験計画（DOE）」のプラットフォームで作成したデータテーブルに保存される列プロパティについて説明します。列プロパティが「実験計画（DOE）」のプラットフォームによってどのように割り当てられ、使用されるかを例を挙げて解説します。「実験計画（DOE）」のプラットフォームで割り当てられるもの以外の列プロパティについては、『JMPの使用法』の「列情報ウィンドウ」章を参照してください。

この付録で扱う列プロパティの中には、実験計画を使用せずに作成されたデータでも、統計分析を行うのに役立つものがあります。列プロパティは自分で設定することもできます。「実験計画（DOE）」のプラットフォームで作成したものではないデータを分析する場合にも、列プロパティは利用できます。この付録では、分析者自身が手動で列プロパティを追加する例も紹介します。

図A.1 列プロパティがあることを示すアスタリスクと列情報ウィンドウ



列プロパティの追加と表示

「実験計画 (DOE)」のプラットフォームは、作成した計画のデータテーブルに自動的に列プロパティを保存します。なお、実験計画に関連する列プロパティの中には、実験計画以外で作成されたデータを分析する場合にも役立つものがあります。これらの列プロパティを分析者自身で設定すれば、「実験計画 (DOE)」のプラットフォームを使わずに作成したデータテーブルでもそれらの列プロパティを使用できます。

列プロパティの追加

列に列プロパティを追加するには、次の手順に従ってください。

1. 列プロパティを割り当てる列を選択します。
2. 次のいずれかを行います。
 - 見出し部分を右クリックし、まず **[列プロパティ]**、次に列プロパティの種類を選択します。
 - 見出し部分を右クリックし、**[列情報]** を選択します。開いたウィンドウの **[列プロパティ]** メニューから列プロパティの種類を選択します。
 - **[列] > [列情報]** を選択し、**[列プロパティ]** メニューから列プロパティの種類を選択します。
3. 列プロパティのパネルが開いたら、値の指定やオプションの選択を行います。
4. **[適用]** をクリックして列プロパティを追加します。または、**[OK]** をクリックすると、列プロパティが追加され、ウィンドウが閉じます。

ヒント: ある1つの列に、他の複数の列に適用したい列プロパティがすでに割り当てられている場合があります。その場合は、**[列属性の一括設定]** コマンドでその列プロパティを他の複数の列に適用することもできます。詳細については、『**JMPの使用法**』の「**列情報ウィンドウ**」章を参照してください。

列プロパティの表示

列に割り当てられたプロパティを表示するには、「列」パネルで、列のプロパティがあることを示すアスタリスク ***** をクリックします。プロパティをクリックすると、その設定の表示や編集が可能になります。図 A.2 は、「Design Experiment」フォルダにある「Bounce Data.jmp」データテーブルの「**反発係数**」に割り当てられた列プロパティです。

図A.2 「反発係数」のアスタリスクと2つの列プロパティ

Bounce Data			パターン	シリカ	硫黄	シラン	反発係数
計画 Box-Behnken (応			1 0--	1.2	1.8	40	422
モデル			2 0++	1.2	2.8	60	392
DOEダイアログ			3 --0	0.7	1.8	50	570
列(5/1)			4 ++0	1.7	2.8	50	433
パターン *			5 000	1.2	2.3	50	398
シリカ *			6 000	1.2	2.3	50	394
硫黄 *			7 --+0	0.7	2.8	50	285
シラン *			8 ++-0	1.7	1.8	50	260
反発係数 *				1.2	2.8	40	278
応答変数の限界				1.2	1.8	60	351
行			10 0--	0.7	2.3	40	451
すべての行	15		11 -0-	0.7	2.3	40	451
選択されている行	0		12 000	1.2	2.3	50	396
除外されている行	0		13 ++0-	1.7	2.3	40	372
表示しない行	0		14 -0+	0.7	2.3	60	474
ラベルのついた行	0		15 ++0+	1.7	2.3	60	394

列情報ウィンドウの「列プロパティ」リストで列プロパティを確認することもできます。列プロパティを確認したい列を選択し、次のいずれかを行います。

- 見出し部分を右クリックし、**「列情報」**を選択します。開いたウィンドウの「列プロパティ」リストから列プロパティを選択します。
- 「列」 > 「列情報」**を選択し、「列プロパティ」リストからプロパティを選択します。

応答変数の限界

「応答変数の限界」列プロパティを使うと、次のような値を指定することができます。

- 応答変数の範囲に対する制約
- 満足度の目標
- 応答の重要度
- 満足度の設定値

「応答変数の限界」列プロパティにより、応答の満足度関数が定義されます。「プロファイル」と「等高線プロファイル」は、最適因子設定を見つけるために満足度関数を使用します。『プロファイル機能』の「プロファイル」章を参照してください。

図A.3は、「Design Experiment」フォルダにある「Bounce Data.jmp」データテーブルの「反発係数」の列情報ウィンドウを開き、「応答変数の限界」パネルを表示したところです。

図 A.3 「応答変数の限界」 パネルの例

応答変数の限界

応答変数の限界とは、応答の許容範囲の限界を示す。予測プロファイルと等高線プロファイルがこれらの値を使用。下のボックスをクリックして値を入力。

目標

目標値に合わせる ▼

重要度 1

	値	満足度
最小値	350	.
中間値	450	.
最大値	550	.

☐ グラフ上に参照線を表示

「応答変数の限界」パネルは、次のようなエリアに分かれています。

目標 メニューから応答の目標を選択します。目標の種類には、[最大化]、[目標値に合わせる]、[最小化]、[なし] があります。選択した目標に合わせて自動的に応答の満足度関数が定義されます。限界を指定すると、満足度関数は、限界値を使って定義されます。限界を指定しなかった場合、満足度関数は、応答の分布から導き出された保守的な限界値に基づいて設定されます。目標を [なし] とした場合、応答の値に関わらず、満足度は一定であるとみなされます。詳細については、「カスタム計画」章の「[応答](#)」(81 ページ) を参照してください。

重要度 応答が複数ある場合には、各応答に対して相対的な重要度を指定すると、それらの重要度が全体の満足度関数の計算に適用されます。この重要度には、任意の正の数値を指定できます。重要度の値を指定しなかった場合、すべての応答の重要度が等しいとみなされます。応答が1つしかない場合、指定された数値に関わらず、重要度は1になります。

値 応答の最小値、最大値および中間値を指定します。これらの値を使って応答の満足度関数が作成されます。限界を指定しなかった場合、保守的な限界値に基づいて満足度関数が求められます。目標を [目標値に合わせる] に設定し、中間値を指定しなかった場合、目標は、最小値と最大値の真ん中の値として定義されます。

満足度 満足度の最小値、中間値、最大値を指定します。満足度の値は、0～1 の間で指定します。値を指定しなかった場合、選択した目標に従って自動的に値が割り当てられます。

グラフ上に参照線を表示 「予測値と実測値のプロット」と「予測プロファイル」に最小値、中間値、最大値を示す水平の参照線を表示します。このオプションは、これらの値を指定した場合のみ適用されます。

「応答変数の限界」の例

「Design Experiment」フォルダの「Coffee Data.jmp」データテーブルには、コーヒーの「濃度」を最適化するために行った実験の結果がまとめられています。実験計画と分析の詳しい内容については、「実験計画を始めよう」章の「[コーヒーの濃度に関する実験](#)」(39 ページ) を参照してください。

ここでは、「濃度」が 1.3 のときに満足度が最も高くなるとし、そのようなコーヒー（満足度が最も高くなるコーヒー）を淹れるには、因子をどの値に設定すればよいかを調べるとしましょう。「濃度」が 1.2 以下、1.4 以上になると満足度が許容できない範囲になります。満足度は、1.2 ～ 1.4 の間では、1.3 から離れるにつれて低くなります。

1. [ヘルプ] > [サンプルデータライブラリ] を選択し、「Design Experiment」フォルダの「Coffee Data.jmp」を開きます。
2. 「テーブル」パネルで、「DOE ダイアログ」スクリプトの横にある緑の三角ボタンをクリックします。
「DOE ダイアログ」のスクリプトを実行すると、「Coffee Data.jmp」にまとめられた実験計画を作成する「カスタム計画」ダイアログが再現されます。
3. 「応答」アウトラインを開きます。

図A.4 「カスタム計画」ウィンドウの「応答」アウトライン

応答名	目標	下側限界	上側限界	重要度
Strength オプションの項目	目標値に合わせる	1.2	1.4	.

この実験を計画したとき、応答の目標を「目標値に合わせる」に設定し、下側限界に 1.2、上側限界に 1.4 という値を指定しました。応答が 1 つだけなので、「重要度」の値はデフォルトで 1 に設定されます。計画のデータテーブルを作成した際、「濃度」(Strength) に自動的に「応答変数の限界」列プロパティが割り当てられました。

4. 「カスタム計画」ウィンドウを閉じます。
5. 「Coffee Data.jmp」データテーブルで「濃度」列を選択し、[列] > [列情報] を選択します。
6. 「列プロパティ」リストから「応答変数の限界」を選択します。

図A.5 「濃度」の「応答変数の限界」列プロパティ

列プロパティ

応答変数の限界

ノート
オプションの項目

削除

応答変数の限界

応答変数の限界とは、応答の許容範囲の限界を示す。予測プロファイルと等高線プロファイルがこれらの値を使用。下のボックスをクリックして値を入力。

目標

目標値に合わせる

重要度

	値	満足度
最小値	1.2	.
中間値	.	.
最大値	1.4	.

☒ グラフ上に参照線を表示

次の点を確認してください。

- 「目標」は「目標値に合わせる」に設定されています。
 - 「重要度」はありません。重要度の値を指定しなかった場合、すべての応答の重要度が等しいとみなされます。つまり、「濃度」の重要度は1となります。
 - 「最小値」は1.2です。
 - 「最大値」は1.4です。
 - 「中間値」は設定されていません。
- 「中間値」が設定されていないため、目標は、「最小値」と「最大値」の中間にあたる1.3と定義されます。
- 「満足度」の値は指定されていません。

7. 「グラフ上に参照線を表示」オプションを選択します。

このオプションは、「予測値と実測値のプロット」と「予測プロファイル」に最小値、中間値、最大値を示す水平の参照線を表示します。

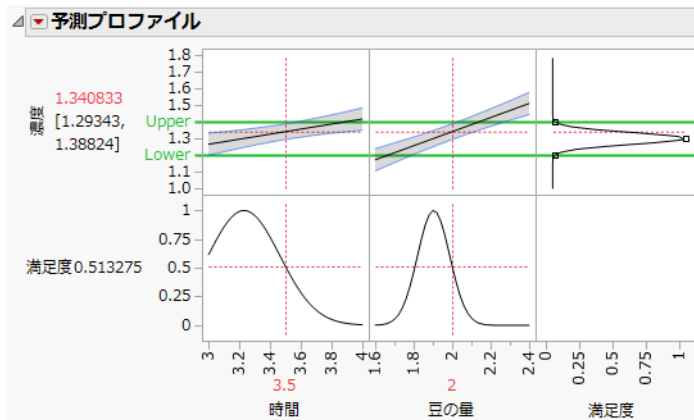
8. 「OK」をクリックします。

9. 「Coffee Data.jmp」データテーブルで、「縮小モデル」スクリプトの横にある緑の三角ボタンをクリックします。

10. 「実行」をクリックします。

レポートの末尾に「予測プロファイル」が表示されます。

図A.6 「濃度」の満足度関数を示すプロファイル



右側の「満足度」の上に、「濃度」の満足度関数を示すプロットが表示されます。このプロットが表示されるのは、「濃度」に「応答変数の限界」列プロパティが含まれているためです。「予測プロファイル」には、「濃度」の最小値と最大値を示す参照線も表示されています。

11. Ctrlキーを押しながら「濃度」の満足度のプロットをクリックします。

図A.7 「濃度」の「応答目標」ウィンドウ

強さ	値	満足度
高:	1.4	0.0183
中:	1.3	1
低:	1.2	0.0183
重要度:	1	

次の点を確認してください。

- 「中」は、「応答変数の限界」列プロパティで指定した最小値と最大値の真ん中の値に自動的に設定されます。
- 「目標」が「目標値に合わせる」に設定されているため、「中」の値の満足度は1となります。
- 「高」と「低」の満足度は、0.0183という非常に低い値に設定されます。
- 図A.6の満足度のプロットでは、図A.7に表示されている満足度の値が使用されています。「濃度」が最大値より大きい、あるいは最小値より小さい場合、満足度関数は0で、「濃度」が目標の1.3に近づくにつれて徐々に1に近づきます。モデルには応答が1つしかないため、応答の「重要度」は1に設定されます。

12. [キャンセル] をクリックしてウィンドウを閉じます。

13. 「予測プロファイル」の赤い三角ボタンのメニューから**「最適化と満足度」** > **「満足度の最大化」**を選択します。

「濃度」の満足度関数が最大になるように、「時間」と「豆の量」の値が更新されます。ただし、満足度関数を最大にする設定は、他にも多数あります。満足度関数を最大化するその他の設定を調べる方法については、『プロファイル機能』の「等高線プロファイル」章を参照してください。

応答変数の限界の編集

「Vinyl Data.jsp」データテーブルでは、応答の「厚さ」に「応答変数の限界」列プロパティがすでに割り当てられています。この列プロパティにより、「厚さ」の最大化が目標として設定されています。しかし、目標が、ビニールシートの「厚さ」を最大化することではなく、目標値を8.5として6～10の間に収めることであったとしましょう。

1. **「ヘルプ」** > **「サンプルデータライブラリ」**を選択し、「Design Experiment」フォルダの「Vinyl Data.jsp」を開きます。
2. 「厚さ」列を選択してから、**「列」** > **「列情報」**を選択します。
「列プロパティ」リストに、「厚さ」に割り当てられている唯一のプロパティとして「応答変数の限界」列プロパティが表示されます。リストの右側に「応答変数の限界」パネルが表示されます。
3. **「最大化」**をクリックし、**「目標値に合わせる」**を選択します。
4. **「重要度」**の値として「1」を入力します。
5. 「値」の列では、「最小値」に「6」、「中間値」に「8.5」、「最大値」に「10」を入力します。
これは、非対称な限界の例です。「厚さ」の値の許容範囲は6から10ですが、目標値は8ではなく8.5です。
6. **「グラフ上に参照線を表示」**を選択します。

このオプションは、「予測値と実測値のプロット」と「予測プロファイル」に最小値、中間値、最大値を示す水平の参照線を表示します。

図A.8 「応答変数の限界」 パネルに入力したところ

テーブル'Vinyl Data'の'厚さ'

列名

☐ ロック

データタイプ

尺度

表示形式 総桁数

☐ 桁区切り(.)を使用

列プロパティ

応答変数の限界

オプションの項目

削除

OK
キャンセル
適用
ヘルプ

応答変数の限界

応答変数の限界とは、応答の許容範囲の限界を示す。予測プロファイルと等高線プロファイルがこれらの値を使用。下のボックスをクリックして値を入力。

目標

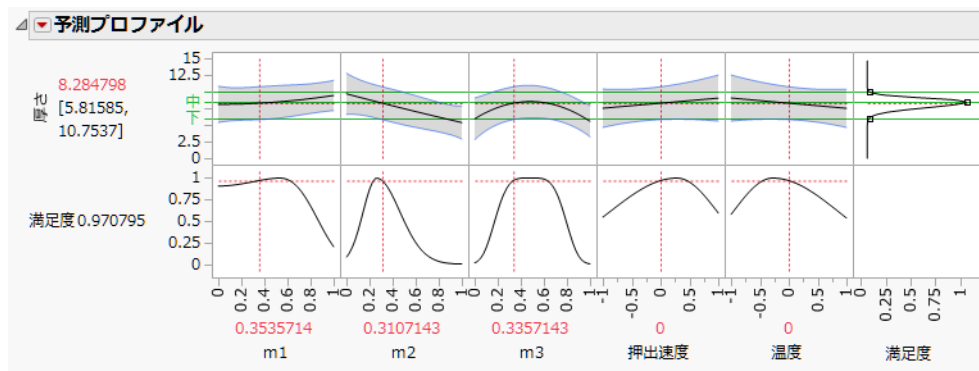
重要度

	値	満足度
最小値	6	.
中間値	8.5	.
最大値	10	.

☒ グラフ上に参照線を表示

7. [OK] をクリックします。
8. 「Vinyl Data.jmp」データテーブルで、「モデル」スクリプトの横にある緑の三角ボタンをクリックします。
「m1」、「m2」、「m3」は、配合因子です。また、計画には「一次単位」という変量効果が含まれています。
そのため、「方法」がデフォルトで [REML(推奨)] になっています。
9. [実行] をクリックします。
10. 「応答 厚さ」の赤い三角ボタンのメニューから [行ごとの診断統計量] > [予測値と実測値のプロット] を選択します。
「予測値と実測値のプロット」に最小値、中間値、最大値を示す参照線が表示されます。
11. 「応答 厚さ」の赤い三角ボタンのメニューから [因子プロファイル] > [プロファイル] を選択します。

図A.9 予測プロファイルが示す非対称な満足度関数



右端の「満足度」の上に、「厚さ」の満足度関数が表示されています。満足度は、「中間値」である8.5のときに1となります。「厚さ」が6より小さいか10より大きいと、満足度は0になります。

12. Ctrl キーを押しながら「厚さ」の満足度のプロットをクリックします。

図A.10 「厚さ」の「応答目標」ウィンドウ

Figure A.10 shows the 'Response Target' window for the response variable '厚さ' (Thickness). The window displays the target value (8.5) and the satisfaction degree (1) for the target value. It also shows the satisfaction degrees for the upper and lower bounds (0.0183).

厚さ	値	満足度
高:	10	0.0183
中:	8.5	1
低:	6	0.0183
重要度:	1	

Buttons: OK, キャンセル, ヘルプ

このウィンドウには、「高」、「中」、「低」の値が表示されます。また、「目標に合わせる」の目標に基づいて割り当てられた満足度の値も表示されます。図A.9に表示されている満足度関数の曲線は、最大値、中間値、最小値が図A.10の設定と一致しています。また、選択した目標に応じた満足度の値が割り当てられています。

13. [キャンセル] をクリックします。
14. 「予測プロファイル」の赤い三角ボタンのメニューから [最適化と満足度] > [満足度の最大化] を選択します。

因子の設定が、「厚さ」の満足度関数を最大化するような値に更新されます。満足度関数を最大化するような設定は、他にも多数あることに注意してください。最適な設定における応答の予測値は8.5です。設定した目標値は8.5、限界は6と10でした。

15. 変更を保存せずに「Vinyl Data.jmp」データテーブルを閉じます。

因子の役割

実験計画や一般的なモデルにおいて、因子の種類にはいくつかのものが 있습니다。JMP では、「因子の役割」列プロパティが因子の役割を規定します。役割には、次のような種類があります。

- 連続変数
- 離散数値
- カテゴリカル
- ブロック
- 共変量
- 配合
- 定数
- 調整なし
- ランダムブロック
- 制御
- 誤差

「実験計画 (DOE)」の多くのプラットフォームでは、因子の種類として複数のものが用意されています。しかし、計画の条件により自動的に因子が定義されるプラットフォームもあります。たとえば、変更が「困難」な因子や「非常に困難」な因子を指定すると、自動的に一次単位や二次単位の因子が作成されます。さまざまな役割が使用できるプラットフォームでは、計画のデータテーブルを作成した時に、「因子の役割」列プロパティが割り当てられます。

- ランダムブロック、制御、誤差以外の因子の役割については、「カスタム計画」章の「[因子の種類](#)」(84 ページ) を参照してください。
- ランダムブロック因子については、「カスタム計画」章の「[変更とランダムブロック](#)」(86 ページ) を参照してください。
- 制御因子と誤差因子については、「タグチ計画」章の「[因子](#)」(397 ページ) を参照してください。

因子の役割の例

「Odor Control Original.jmp」データテーブルの実験は、「臭気」の3つの因子の効果を調べるために行ったものです。実験数15の実験計画を作成し、実施しました。しかし、結果が報告された時点で、実験が3日間にわたって実施されていたことが判明しました。最初の5回の実験は1日目、次の5回は2日目、残りの5回は3日目に行われました。

気温や湿度の変化が応答に影響する可能性があるため、「日」をランダムブロック因子として含めることにします。計画テーブルに「日」という列を追加するだけであれば簡単です。しかし、今回は「計画の評価」プラットフォームを使い、予期していなかったブロックを加えた計画と、当初の計画を比較したいと思います。また、計画の拡張が必要になったときのために、「拡張計画」プラットフォームが使える状態にしておきたい

とも考えています。「計画の評価」や「拡張計画」プラットフォームを使用するには、新しい「日」の列に「因子の役割」列プロパティを追加しておく必要があります。

1. [ヘルプ] > [サンプルデータライブラリ] を選択し、「Odor Control Original.jmp」を開きます。
2. 1 列目の「実験」を選択します。
3. [列] > [列の新規作成] を選択します。
4. 「列名」に「日」と入力します。
5. 「データの初期値」リストから [シーケンスデータ] を選択します。
6. 次の値を入力します。
 - 「開始値」に「1」
 - 「終了値」に「3」
 - 「ステップ」に「1」
 - 「各値を繰り返す回数」に「5」
7. 「追加する列の数」の横に「1」と入力します。
 - [OK] をクリックします。

図A.11 設定後の「列の新規作成」ウィンドウ

「Odor Control Original」に列を追加

列名

☐ ロック

データタイプ

尺度

表示形式 総桁数

☐ 桁区切り(,)を使用

データの初期化

開始値

終了値

ステップ

各値を繰り返す回数

追加する列の数

列プロパティ

OK
キャンセル
適用
次へ
ヘルプ

8. **[OK]** をクリックします。
「日」列が2番目の列としてデータテーブルに追加されます。
9. 「日」列を選択します。
10. **[列] > [列情報]** を選択します。
11. 「列プロパティ」リストから **[因子の役割]** を選択します。
12. 「因子の役割」パネルで、**[連続変数]** をクリックし、**[ランダムブロック]** を選択します。
13. **[OK]** をクリックします。
「列」パネルで、「日」の隣にアスタリスクが表示されます。
14. 「日」のアスタリスクをクリックすると、「因子の役割」列プロパティが割り当てられていることを確認できます。
15. 変更を保存せずに「Odor Control Original.jmp」データテーブルを閉じます。

コード変換

「コード変換」列プロパティは、データタイプが数値である列にのみ適用できます。この列プロパティは、列のデータに線形変換を適用します。「コード変換」列プロパティのパネルでは、「最小値」と「最大値」を指定できます。「最小値」に指定した値と「最大値」に指定した値がそれぞれ-1と+1に変換されます。JMPは、「モデルのあてはめ」プラットフォームで該当の列がモデル効果として含められたときに、この変換後の値を使用します。

「コード変換」列プロパティは、次のような場合に便利です。

- コード変換した説明変数を使うと、パラメータの推定値がより解釈しやすく、比較しやすくなります。
- コード変換した説明変数を使うと、交互作用や高次の項があるモデルで多重共線性を減らすことができます。

「実験計画 (DOE)」における「加速寿命試験計画」以外のプラットフォームで計画を作成した場合、データタイプが数値である非配合因子には自動的に「コード変換」列プロパティが割り当てられます。図 A.12 は、「Design Experiment」フォルダにある「Reactor 20 Custom.jmp」データテーブルを開き、「送り速度」列の「コード変換」列プロパティのパネルを表示したところです。

図A.12 「送り速度」の「コード変換」プロパティパネル

テーブル'Reactor 20 Custom'の'送り速度'

列名

☐ ロック

データタイプ

尺度

表示形式 総桁数

☐ 桁区切り(.)を使用

列プロパティ

コード変換

コード変換によって、モデルのあてはめの際、最小値～最大値の範囲が-1～1の範囲に変換される。このプロパティによって、検定値およびパラメータ推定値がより有意義になる。

最小値

最大値

削除

OK
キャンセル
適用
ヘルプ

最小値と最大値

「実験計画 (DOE)」のプラットフォームで計画を作成した時に「コード変換」プロパティが適用される際、「最小値」には因子の最小設定値、「最大値」には因子の最大設定値が設定されます。

「コード変換」プロパティを持たない列に「コード変換」プロパティを新たに適用すると、データの最小値が「最小値」に、データの最大値が「最大値」になります。これらの値は、必要に応じて変更することができます。

注意：「コード変換」列プロパティを列に割り当てた後に、列のデータ値に変更した場合、列プロパティは自動的に更新されません。「コード変換」列プロパティが設定されている列でデータ値を変更した場合は、「最小値」と「最大値」が適切かどうかを確認してください。

「コード変換」列プロパティは、列の値を中心化するため、「最小値」と「最大値」の中間の値を引き、範囲の半分で割ります。 H が最大値、 L が最小値だとしましょう。この場合、列の X の値は、それぞれ次のように変換されます。

$$\frac{X - (H + L)/2}{(H - L)/2}$$

各因子について、変換後の値は、中間値が0、範囲が-1～+1になります。

「コード変換」列プロパティと多項式の中心化

[多項式の中心化] オプションは、「モデルのあてはめ」起動ウィンドウで「モデルの指定」の赤い三角ボタンをクリックすると表示されます。[多項式の中心化] は、高次の項に含まれる連続変数の列を、値から平均を引くことで中心化します。詳細については、『基本的な回帰モデル』の「モデルの指定」章を参照してください。

列に「コード変換」列プロパティが割り当てられている場合には、[多項式の中心化] オプションを適用してもその列には影響が及びません。「コード変換」列プロパティが割り当てられている列は、その列が関係している高次の項では、「コード変換」列プロパティの指定どおりに中心化・尺度化されます。一方、「コード変換」列プロパティがない列に関しては、[多項式の中心化] オプションによって計算が変わります。[多項式の中心化] オプションが選択された場合、その列は、その列が含まれる高次の項において平均で中心化されます。

コード変換の例

「Reactor 20 Custom.jmp」データテーブルは、「カスタム計画」プラットフォームを使って作成された実験数 20 の計画のデータをまとめたものです。この計画の目的は、化学工程の**反応率**に 5 つの因子が及ぼす効果を調べることです。

1. [ヘルプ] > [サンプルデータライブラリ] を選択し、「Design Experiment」フォルダの「Reactor 20 Custom.jmp」を開きます。
2. 「テーブル」パネルで、「DOE ダイアログ」スクリプトの横にある緑の三角ボタンをクリックします。
3. 「因子」アウトラインを開きます。

図A.13 「Reactor 20 Custom.jmp」で使用した計画の「因子」アウトライン

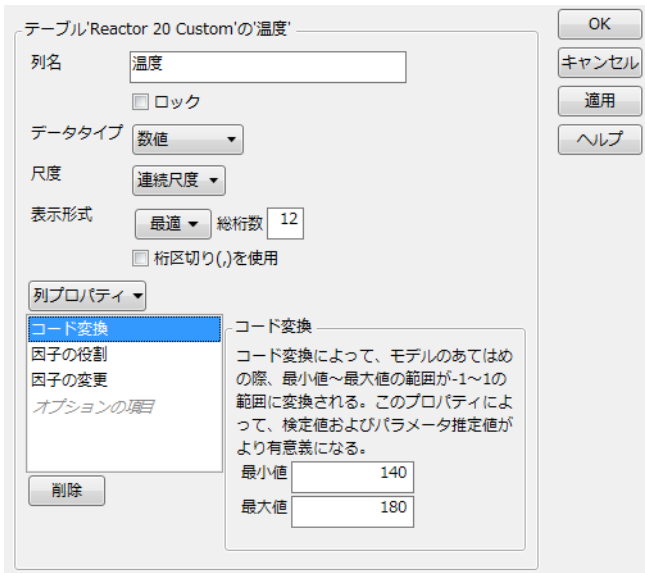
因子				
因子の追加 ▼ 削除 N個の因子を追加 1				
名前	役割	変更	値	
Feed Rate	連続変数	容易	10	15
Catalyst	連続変数	容易	1	2
Stir Rate	連続変数	容易	100	120
Temperature	連続変数	容易	140	180
Concentration	連続変数	容易	3	6

「温度」(Temperature) の設定範囲は、140～180 です。計画の作成時、「温度」に「コード変換」列プロパティが割り当てられました。「最小値」は140、「最大値」は180に設定されています。

4. 「カスタム計画」ウィンドウを閉じます。
5. 「Reactor 20 Custom.jmp」データテーブルで、列パネルの「温度」に表示されているアスタリスクをクリックし、[コード変換] を選択します。

列情報ウィンドウが開き、「コード変換」列プロパティのパネルが表示されます。計画のデータテーブルが作成された時に列プロパティが追加され、最小値・最大値が設定されたことを確認できます。この手順を繰り返せば、5つの因子すべてに「コード変換」列プロパティが追加されていることが確認できます。

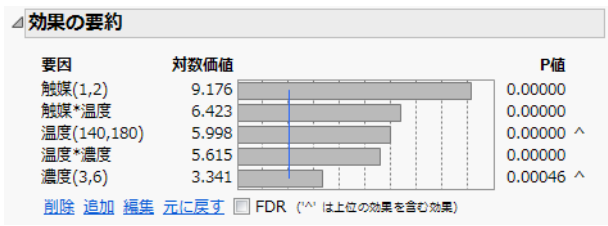
図A.14 「温度」の「コード変換」パネル



6. [キャンセル] をクリックして列情報ウィンドウを閉じます。
7. 「Reactor 20 Custom.jsp」データテーブルで、「縮小モデル」スクリプトの横にある緑の三角ボタンをクリックします。

このスクリプトがあてはめるモデルには、完全モデルの分析に基づいて有意であると判断された5つの効果だけが含まれます。
8. [実行] をクリックします。

図A.15 縮小モデルの「効果の要約」レポート



「要因」リストを見ると、主効果の「触媒」、「温度」、「濃度」の右側に「コード変換」列プロパティで使われている最小値と最大値が括弧で囲んで表示されています。「コード変換」プロパティで指定されているこの最小値と最大値は、交互作用効果には表示されません。

ヒント:「温度」と「濃度」のp値の右に「^」という記号が付いています。この記号は、その交互作用に含まれている効果において、その交互作用よりも有意でないものがあることを示しています。モデルに交互作用が含まれている場合、親子関係の原則に従うならば、その交互作用に含まれている効果をすべてモデルに含める必要があります。「実験計画を始めよう」章の「[効果の親子関係](#)」(58ページ)を参照してください。

9. 「応答 反応率」の赤い三角ボタンのメニューから [推定値] > [予測式の表示] を選択します。
「予測式」アウトラインで、コード変換が予測式に及ぼした影響を確認してみましょう。

図A.16 短縮モデルの予測式

▲ 予測式

$$\begin{aligned}
 &65.46506734 \\
 &+ 9.9423400673 \cdot \left(\frac{(\text{Catalyst} - 1.5)}{0.5} \right) \\
 &+ 5.5576599327 \cdot \left(\frac{(\text{Temperature} - 160)}{20} \right) \\
 &+ -3.076599327 \cdot \left(\frac{(\text{Concentration} - 4.5)}{1.5} \right) \\
 &+ \left(\frac{(\text{Catalyst} - 1.5)}{0.5} \right) \cdot \left(\frac{(\text{Temperature} - 160)}{20} \right) \cdot 6.0349326599 \\
 &+ \left(\frac{(\text{Temperature} - 160)}{20} \right) \cdot \left(\frac{(\text{Concentration} - 4.5)}{1.5} \right) \cdot -5.150673401
 \end{aligned}$$

因子はそれぞれ、「コード変換」列プロパティで指定されたとおりに変換されます。たとえば「温度」の場合は次のとおりです。

- 「コード変換」プロパティの最小値は140に設定されています。「温度」の140という値が-1に変換されます。
- 「コード変換」プロパティの最大値は180に設定されています。「温度」の180という値が+1に変換されます。
- 「最小値」と「最大値」の中間値は160です。「温度」の160という値が0に変換されます。

変換によって、効果の比較がしやすくなります。「触媒」の係数の推定値は 9.942 で、「濃度」の係数の推定値は -3.077 です。つまり、「触媒」が「反応率」に及ぼすと予測される影響の大きさが、「濃度」が「反応率」に及ぼす影響の 3 倍以上であるということです。また、これらの係数は、「反応率」の予測値が、「触媒」の増加と共に増加し、「濃度」の増加と共に減少することを示唆しています。

変換により、係数の解釈がしやすくなります。

- すべての因子が中間値にある場合、変換後の値は 0 になります。そのときの「反応率」の予測値は、切片、すなわち 65.465 です。
- 「触媒」と「濃度」が中間値にある場合、「温度」を 20 度だけ高くすると、「反応率」は 5.558 % だけ増加します。
- 「濃度」が中間値にある、つまり変換後の値が 0 であるとしましょう。
 - 「触媒」も中間値である場合、「温度」を 20 度だけ高くすると、「反応率」は 5.558 % 増加します。
 - 「触媒」が最大値である場合、「温度」を 20 度だけ高くすると、「反応率」は $5.558 + 6.035 = 11.593\%$ 増加します。

この交互作用項の係数 6.035 は、「反応率」の予測モデルにおいて、「触媒」が 0.5 単位変化したときに温度の傾きがどれだけ増加するかを示しています。

コード変換の割り当て

「Tiretread.jmp」データテーブルの実験データは、「シリカ」、「シラン」、「硫黄」がタイヤのトレッドの性能を示す 4 つの指標にどのような影響を及ぼすかを調べた結果です。この例では、応答のうち、「摩擦」のみを検討します。

最初は、因子をコード変換せずにモデルをあてはめます。その後、因子に「コード変換」プロパティを割り当て、もう一度モデルをあてはめて解釈しやすいパラメータ推定値を求めます。

1. [ヘルプ] > [サンプルデータライブラリ] を選択し、「Tiretread.jmp」を開きます。
2. [分析] > [モデルのあてはめ] を選択します。
3. 「摩擦」を選択し、[Y] をクリックします。
4. 「シリカ」、「シラン」、「硫黄」を選択し、[マクロ] > [応答曲面] をクリックします。
5. [ダイアログを開いたままにする] をチェックします。
6. [実行] をクリックします。
7. 「応答 摩擦」の赤い三角ボタンのメニューから [推定値] > [予測式の表示] を選択します。

図A.17 因子をコード変換せずにあてはめたモデルの予測式

予測式

$$\begin{aligned}
 & -40.0394111 \\
 & + 32.987289493 \cdot \text{SILICA} \\
 & + 1.7880765099 \cdot \text{SILANE} \\
 & + 21.813076926 \cdot \text{SULFUR} \\
 & + (\text{SILICA} - 1.2) \cdot ((\text{SILICA} - 1.2) \cdot -16.03840362) \\
 & + (\text{SILANE} - 50) \cdot ((\text{SILICA} - 1.2) \cdot 1.025) \\
 & + (\text{SILANE} - 50) \cdot ((\text{SILANE} - 50) \cdot -0.034471056) \\
 & + (\text{SULFUR} - 2.3) \cdot ((\text{SILICA} - 1.2) \cdot 28.5) \\
 & + (\text{SULFUR} - 2.3) \cdot ((\text{SILANE} - 50) \cdot 1.575) \\
 & + (\text{SULFUR} - 2.3) \cdot ((\text{SULFUR} - 2.3) \cdot -6.288485272)
 \end{aligned}$$

これらの係数に基づいて効果の大きさを比べることはできません。係数の大きさが、因子設定の範囲全体で見たときの、「摩擦」への影響の大きさを表していないからです。また、係数の解釈も簡単ではありません。たとえば、「シリカ」が中間値にあるときの影響を解釈しようとしても、係数が参考になりません。

3つの因子に「コード変換」列プロパティを適用し、それによって係数が意味のわかるものになることを確認してみましょう。

8. 「Tiretread.jmp」データテーブルの「列」パネルで「シリカ」、「シラン」、「硫黄」を選択します。強調表示された列の見出しを右クリックし、[列属性の一括設定]を選択します。
9. 「プロパティの一括設定」パネルで [列プロパティ] > [コード変換] を選択します。
10. [OK] をクリックします。
「列」パネルの「シリカ」、「シラン」、「硫黄」の隣にアスタリスクが表示され、列プロパティが割り当てられたことがわかります。
11. 「モデルのあてはめ」ウィンドウで [実行] をクリックします。
12. 「応答 摩擦」の赤い三角ボタンのメニューから [推定値] > [予測式の表示] を選択します。

図 A.18 因子をコード変換してからあてはめたモデルの予測式

予測式

139.11923872

$$+ 26.934121871 \cdot \left(\frac{(\text{SILICA} - 1.2)}{0.8165} \right)$$

$$+ 29.199289407 \cdot \left(\frac{(\text{SILANE} - 50)}{16.33} \right)$$

$$+ 17.81037731 \cdot \left(\frac{(\text{SULFUR} - 2.3)}{0.8165} \right)$$

$$+ \left(\frac{(\text{SILICA} - 1.2)}{0.8165} \right) \cdot \left(\frac{(\text{SILICA} - 1.2)}{0.8165} \right) \cdot -10.69235863$$

$$+ \left(\frac{(\text{SILANE} - 50)}{16.33} \right) \cdot \left(\frac{(\text{SILICA} - 1.2)}{0.8165} \right) \cdot 13.666781125$$

$$+ \left(\frac{(\text{SILANE} - 50)}{16.33} \right) \cdot \left(\frac{(\text{SILANE} - 50)}{16.33} \right) \cdot -9.192358626$$

$$+ \left(\frac{(\text{SULFUR} - 2.3)}{0.8165} \right) \cdot \left(\frac{(\text{SILICA} - 1.2)}{0.8165} \right) \cdot 19.000159125$$

$$+ \left(\frac{(\text{SULFUR} - 2.3)}{0.8165} \right) \cdot \left(\frac{(\text{SILANE} - 50)}{16.33} \right) \cdot 21.000175875$$

$$+ \left(\frac{(\text{SULFUR} - 2.3)}{0.8165} \right) \cdot \left(\frac{(\text{SULFUR} - 2.3)}{0.8165} \right) \cdot -4.192358626$$

因子をコード変換すると、係数に基づいて効果の大きさが比較できるようになります。因子設定の範囲全体で見たときに、「シラン」が「摩擦」に及ぼす効果が最も大きいことがわかります。「シリカ」や「シラン*硫黄」の効果も大きいです。

コード変換した因子の係数は、解釈しやすいのも特徴です。たとえば、すべての因子がそれぞれの範囲の中間値にある場合、「摩擦」の予測値は切片の139.12になります。

13. 変更を保存せずに「Tiretread.jsp」データテーブルを閉じます。

配合

「配合」列プロパティは、配合成分を含んでいる列に対して設定してください。配合成分である因子には、合計が定数になるという制約があり、その点で配合成分ではない因子とは異なります。「配合」列プロパティは、2つの役目を果たします。

- その列が配合成分であることを示す。
[分析] > [モデルのあてはめ] を選択し、「配合」列プロパティを持つ列をモデルに効果として追加した場合、自動的に切片のないモデルが作成されます。
- 配合成分のコード変換を定義する。
配合成分のコード変換は、非配合因子のそれとは異なります。しかし、非配合因子と同様に、配合因子をコード変換することでパラメータ推定値の解釈がしやすくなります。「[擬似成分のコード変換](#)」(656ページ)を参照してください。

図A.19は、「Design Experiment」フォルダにある「Vinyl Data.jmp」データテーブルの、因子「m1」に設定されている「配合」列プロパティのパネルです。

図A.19 「配合」列プロパティパネル

テーブル 'Vinyl Data' の 'm1'

列名: m1

☐ ロック

データタイプ: 数値

尺度: 連続尺度

表示形式: 最速 総桁数: 10

☐ 桁区切り(.)を使用

列プロパティ

配合

因子の役割

因子の変更

オプションの項目

削除

配合

使用する列の合計が定数になる場合、
配合を指定します。

下側限界: 0

上側限界: 1

項の合計: 1

☒ 最小擬似成分のコード変換

☐ 最大擬似成分のコード変換

(両方にチェックが入っている場合は、適切な方を選択します)

OK

キャンセル

適用

ヘルプ

「配合」列プロパティパネルでは、次のような項目を指定します。

下側限界 擬似成分のコード変換に使用される下限値を指定します。「実験計画 (DOE)」のプラットフォームで計画を作成した場合には、因子の最小設定値が「下側限界」に設定されます。「配合」列プロパティを持たない列に「配合」列プロパティを新たに適用した場合には、データの最小値が「下側限界」に設定されます。この値は、必要に応じて変更できます。

上側限界 擬似成分のコード変換に使用される上限値を指定します。「実験計画 (DOE)」プラットフォームで計画を作成した場合には、因子の最大設定値が「上側限界」に設定されます。「配合」列プロパティを持たない列に「配合」列プロパティを新たに適用した場合には、データの最大値が「上側限界」に設定されます。この値は、必要に応じて変更できます。

項の合計 配合成分の和を指定します。「配合」列プロパティを持たない列に「配合」列プロパティを新たに適用すると、「項の合計」はデフォルトでは1に設定されます。

最小擬似成分のコード変換 「下側限界」が0になるようにデータ値を変換します。

最大擬似成分のコード変換 「上側限界」が0になるようにデータ値を変換します。

擬似成分のコード変換

擬似成分は、線形変換です。Sを、配合成分の和とします。 i 個の列、 $X_1, X_2, \dots, X_q$ に「配合」列プロパティが割り当てられているとしましょう。これらの列と、これらの列から成る効果を「モデルのあてはめ」ウィンドウで効果として追加する場合を考えてみます。

次のように定義します。

$$L = \sum_{i=1}^q L_i \quad \text{ここで、} L_i \text{は、} X_i \text{の下側限界}$$

$$U = \sum_{i=1}^q U_i \quad \text{ここで、} U_i \text{は、} X_i \text{の上側限界}$$

x_i を、 X_i から計算される擬似成分とします。最小擬似成分 x_i^L は、次のように定義されます。

$$x_i^L = (X_i - L_i) / (S - L)$$

最大擬似成分 x_i^U は、次のように定義されます。

$$x_i^U = (U_i - X_i) / (U - S)$$

【最小擬似成分のコード変換】と【最大擬似成分のコード変換】の両方を選択した場合、「モデルのあてはめ」プラットフォームは、 $(S - L) < (U - S)$ なら最小擬似成分のコード変換、そうでない場合は最大擬似成分のコード変換を行います。

「モデルのあてはめ」では、擬似成分を使って配合因子を変換してからパラメータの推定値が計算されます。これにより、パラメータ推定値が解釈しやすくなります。レポートのうち、パラメータ推定値は、コード変換した配合因子に対するパラメータ推定値になっています。その他のレポート（プロファイルなど）では、コード変換していない値が使用されます。

配合の例

「Design Experiment」フォルダにある「Donev Mixture Data.jmp」データテーブルのデータは、Atkinson and Donev (1992) の例に基づいて作成されました。この計画には配合因子が3つと非配合因子が1つあります。応答と因子は、次のとおりです。

- 応答は、アクリロニトリル粉末（アクリル樹脂の原料）の電磁波の「減衰率」
- 配合成分は、「硫酸銅(CuSO4)」、「チオ硫酸ナトリウム(Na2S2O3)」、「グリオキサール」の3つ
- その他に関係している因子は、分類される光の「波長」を表す環境因子

「波長」は連続量の変数ですが、研究者は特定の3つの波長における予測値だけを調べたかったため、3水準のカテゴリカル因子として扱っています。

「カスタム計画」を使って計画を作成する方法については、「カスタム計画の例」章の「[配合実験計画](#)」(166ページ) を参照してください。

1. [ヘルプ] > [サンプルデータライブラリ] を選択し、「Design Experiment」フォルダの「Donev Mixture Data.jmp」を開きます。
2. 「列」パネルで「硫酸銅(CuSO4)」のアスタリスクをクリックし、[配合] を選択します。

図A.20 「硫酸銅(CuSO4)」の「配合」列プロパティパネル

テーブル'Donev Mixture Data'の'硫酸銅(CuSO4)'

列名: 硫酸銅(CuSO4)

☐ ロック

データタイプ: 数値

尺度: 連続尺度

表示形式: 最速 総桁数: 10

☐ 桁区切り(.)を使用

列プロパティ

配合

使用する列の合計が定数になる場合、配合を指定します。

下側限界	0.2
上側限界	0.8
項の合計	1

☒ 最小擬似成分のコード変換

☐ 最大擬似成分のコード変換

(両方にチェックが入っている場合は、適切な方を選択します)

OK
キャンセル
適用
ヘルプ

次の点を確認してください。

- 「下側限界」の0.2は、「硫酸銅(CuSO4)」の最小設定値です。
- 「上側限界」の0.8は、「硫酸銅(CuSO4)」の最大設定値です。
- 「項の合計」は1に設定されています。これは、3つの配合因子の合計です。

- 「最小擬似成分のコード変換」オプションが選択されています。「擬似成分のコード変換」(656ページ)を参照してください。
- 3. 「キャンセル」をクリックします。
- 4. 「列」パネルで「グリオキサール」のアスタリスクをクリックし、「配合」を選択します。
この因子について、次の点を確認してください。
 - 「下側限界」の0は、「グリオキサール」の最小設定値です。
 - 「上側限界」の0.6は、「グリオキサール」の最大設定値です。
- 5. 「キャンセル」をクリックします。
- 6. 「Donev Mixture Data.jmp」データテーブルで、「モデル」スクリプトの横にある緑の三角ボタンをクリックします。
このモデルには、配合因子の主効果と、4つの因子すべての2次交互作用が含まれています。
- 7. 「実行」をクリックします。
「パラメータ推定値」レポートでは、配合因子が擬似成分のコード変換の式の形で表示されます。交互作用の中の配合因子は、コード変換の式の形式ではなく、列名のみ表示されます。パラメータ推定値自体は、擬似成分を使って計算されています。図A.21の「パラメータ推定値」レポートの最初の3つの項は、コード変換された配合因子です。

図A.21 「パラメータの推定値」レポート

パラメータ推定値				
項	推定値	標準誤差	t値	p値(Prob> t)
(硫酸銅(CuSO4)-0.2)/0.6	6.1910821	0.918805	6.74	0.0005*
(チオ硫酸ナトリウム(Na2S2O3)-0.2)/0.6	4.0089179	0.918805	4.36	0.0048*
グリオキサール/0.6	8.1666667	0.921638	8.86	0.0001*
硫酸銅(CuSO4)*チオ硫酸ナトリウム(Na2S2O3)	11.293949	4.728922	2.39	0.0542
硫酸銅(CuSO4)*グリオキサール	4.3511692	4.512775	0.96	0.3722
硫酸銅(CuSO4)*波長[L1]	-3.847343	1.113399	-3.46	0.0135*
硫酸銅(CuSO4)*波長[L2]	1.8781509	1.079113	1.74	0.1324
チオ硫酸ナトリウム(Na2S2O3)*グリオキサール	-18.4845	4.512775	-4.10	0.0064*
チオ硫酸ナトリウム(Na2S2O3)*波長[L1]	-0.275689	1.064004	-0.26	0.8042
チオ硫酸ナトリウム(Na2S2O3)*波長[L2]	0.4452853	1.103681	0.40	0.7006
グリオキサール*波長[L1]	0.198283	1.090627	0.18	0.8617
グリオキサール*波長[L2]	0.1905384	1.090647	0.17	0.8671

- 8. 「応答 減衰率」の赤い三角ボタンのメニューから「推定値」>「予測式の表示」を選択します。
「予測式」レポートには、あてはめられたモデルが表示されます。配合因子は、最小擬似成分のコード変換が施されていることに注意してください。

図A.22 「減衰率」モデルの予測式

予測式

$$\begin{aligned}
 & 6.1910820765 \cdot \left(\frac{(\text{CuSO4} - 0.2)}{0.6} \right) \\
 & + 4.0089179235 \cdot \left(\frac{(\text{Na2S2O3} - 0.2)}{0.6} \right) \\
 & + 8.1666666667 \cdot \left(\frac{\text{Glyoxal}}{0.6} \right) \\
 & + \left(\frac{(\text{CuSO4} - 0.2)}{0.6} \right) \cdot \left(\frac{(\text{Na2S2O3} - 0.2)}{0.6} \right) \cdot 11.293949004 \\
 & + \left(\frac{(\text{CuSO4} - 0.2)}{0.6} \right) \cdot \left(\frac{\text{Glyoxal}}{0.6} \right) \cdot 4.3511691804 \\
 & + \left(\frac{(\text{CuSO4} - 0.2)}{0.6} \right) \cdot \text{Match}(\text{Wavelength}) \begin{cases} \text{"L1"} \Rightarrow -3.847342876 \\ \text{"L2"} \Rightarrow 1.8781509412 \\ \text{"L3"} \Rightarrow 1.9691919345 \\ \text{else} \Rightarrow . \end{cases} \\
 & + \left(\frac{(\text{Na2S2O3} - 0.2)}{0.6} \right) \cdot \left(\frac{\text{Glyoxal}}{0.6} \right) \cdot -18.48450251 \\
 & + \left(\frac{(\text{Na2S2O3} - 0.2)}{0.6} \right) \cdot \text{Match}(\text{Wavelength}) \begin{cases} \text{"L1"} \Rightarrow -0.275688526 \\ \text{"L2"} \Rightarrow 0.44528528 \\ \text{"L3"} \Rightarrow -0.169596754 \\ \text{else} \Rightarrow . \end{cases} \\
 & + \left(\frac{\text{Glyoxal}}{0.6} \right) \cdot \text{Match}(\text{Wavelength}) \begin{cases} \text{"L1"} \Rightarrow 0.1982830114 \\ \text{"L2"} \Rightarrow 0.1905384076 \\ \text{"L3"} \Rightarrow -0.388821419 \\ \text{else} \Rightarrow . \end{cases}
 \end{aligned}$$

「波長」がL2でありであり、かつ、「チオ硫酸ナトリウム (Na2S2O3)」と「グリオキサル」がそれぞれ低い方の値 (0.2 と 0)、「硫酸銅 (CuSO4)」は高い方の値 (0.8) に設定されているときの予測値に興味があるとしましょう。この場合、「減衰率」の予測値は、「硫酸銅 (CuSO4)」のパラメータ推定値 (6.191) に

- 「硫酸銅(CuSO4)*波長[L2]」のパラメータ推定値(1.878)を足したものになります。これは、「予測プロファイル」で検証できます。
9. 「応答 減衰率」の赤い三角ボタンのメニューから [列の保存] > [コーディングのテーブルを保存] を選択します。

図A.23 「コーディングのテーブル」の冒頭の3列に保存されたコード変換後の配合因子

	(CuSO4-0.2)/0.6	(Na2S2O3-0.2)/0.6	Glyoxal/0.6
1	1	0	0
2	0.4	0.6	0
3	0	1	0
4	0.5	0	0.5
5	0	0.5	0.5
6	0	0	1
7	1	0	0
8	0.6	0.4	0
9	0	1	0
10	0.5	0	0.5
11	0	0.5	0.5
12	0	0	1
13	1	0	0
14	0.4	0.6	0
15	0	1	0
16	0.5	0	0.5
17	0	0.5	0.5
18	0	0	1

この計画では、「最小擬似成分のコード変換」により配合因子が0～1に変換されています。変換後の値の範囲は、場合によって異なります。

因子の変更

「因子の変更」列プロパティは、実験において因子の設定を変更するのがどれだけ難しいかを示すものです。「因子の変更」として指定できるものは、[容易]、[困難]、[非常に困難] のいずれかひとつです。例として、図 A.24 では、「Design Experiment」フォルダにある「Battery Data.jmp」データテーブルの因子「A1」の「因子の変更」列プロパティパネルを示しています。

図 A.24 「因子の変更」列プロパティパネル

- 変更が「困難」と「非常に困難」な因子がある場合、その計画には、一次単位と二次単位が含まれていなければなりません。
 - 一次単位に対する因子は、変更が「非常に困難」な因子に対応しています。
 - 二次単位に対する因子は、変更が「困難」な因子に対応しています。
- 変更が「困難」な因子のみを含み、「非常に困難」な因子がない計画では、一次単位だけを含めます。この場合、一次単位の因子は、変更が「困難」な因子に対応しています。詳細については、「カスタム計画」章の「[変更とランダムブロック](#)」(86 ページ)を参照してください。

「拡張計画」と「計画の評価」

「計画の評価」と「拡張計画」のプラットフォームは、「因子の変更」列プロパティが「困難」または「非常に困難」な因子となっている因子を認識します。このとき、これらのプラットフォームの起動ウィンドウにおいて、一次単位や二次単位の因子をモデル効果として含めてください。これは、一次単位因子や二次単位因子によっても、計画の構造が規定されているからです。

カスタム計画

「カスタム計画」プラットフォームでは、変更の「容易」な因子のみを使った計画も作成できます。また、分割実験、2段分割計画、2方分割計画も作成できます。これらの計画を作成する際、値の変更が困難な因子や非常に困難な因子を指定する必要があります。「因子」アウトラインで、因子の変更を「容易」・「困難」・「非常に困難」のいずれかに指定してください。計画のデータテーブルを作成すると、「因子」アウトラインにリストされたすべての因子に対して、自動的に「因子の変更」列プロパティが割り当てられます。

「カスタム計画」は、変更が「困難」または「非常に困難」な因子を使って計画が作成できる唯一のプラットフォームです。「実験計画 (DOE)」の他のプラットフォームでも「因子の変更」列プロパティが割り当てられますが、その値は「容易」に限定されます。

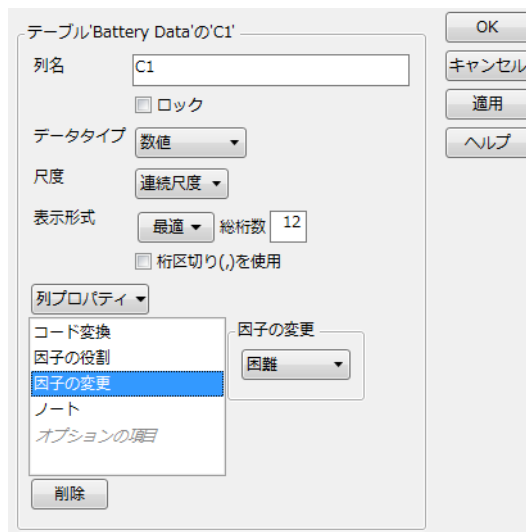
「カスタム計画」ウィンドウで、データテーブルから「因子のロード」で因子設定を読み込む場合、そのデータテーブルの各列に予め「因子の変更」列プロパティを割り当てておくこともできます。そのようなデータテーブルから因子をロードすると、列プロパティとして設定されている「因子の変更」の値が「因子」アウトラインに表示されます。

「因子の変更」の例

「Design Experiment」フォルダにある「Battery Data.jmp」データテーブルは、乾電池の回路電圧（OCV）を調べる実験のデータをまとめたものです。計画は 2 方分割法による分割実験です。詳細については、「[カスタム計画の例](#)」章（190 ページ）を参照してください。

1. [ヘルプ] > [サンプルデータライブラリ] を選択し、「Design Experiment」フォルダの「Battery Data.jmp」を開きます。
2. 「列」パネルで因子「C1」のアスタリスクをクリックします。
3. 「因子の変更」を選択します。

図A.25 「C1」の「因子の変更」パネル



「C1」の「因子の変更」の値は「困難」です。図A.24を見ると、「A1」の「因子の変更」の値が「非常に困難」であることがわかります。

4. [OK] をクリックします。
5. データテーブルで、「DOE ダイアログ」スクリプトの横にある緑の三角ボタンをクリックします。
6. 「因子」アウトラインを開きます。

図A.26 乾電池の実験の「因子」アウトライン

因子				
因子の追加 ▼ 削除 N個の因子を追加 1				
名前	役割	変更	値	
▲ A1	連続変数	非常に困難	-1	1
▲ A2	連続変数	非常に困難	-1	1
▲ A3	連続変数	非常に困難	-1	1
▲ A4	連続変数	非常に困難	-1	1
▲ C1	連続変数	困難	-1	1
▲ C2	連続変数	困難	-1	1

因子の「A1」、「A2」、「A3」、「A4」は、変更が「非常に困難」で、「C1」と「C2」は「困難」に設定されています。「カスタム計画」プラットフォームで計画のデータテーブルを作成すると、該当する列の「因子の変更」列プロパティにこれらの設定が自動的に保存されます。

「計画」アウトラインを見ると、一次単位因子と二次単位因子があることがわかります。

図A.27 「計画」アウトラインの一部

計画									
実験	一次単位	二次単位	A1	A2	A3	A4	C1	C2	
1	1	1	-1	-1	1	-1	-1	-1	
2	1	2	-1	-1	1	-1	1	-1	
3	1	3	-1	-1	1	-1	-1	1	
4	2	4	-1	1	1	1	1	1	
5	2	5	-1	1	1	1	-1	1	
6	2	6	-1	1	1	1	1	-1	
7	3	7	1	1	1	-1	-1	1	
8	3	8	1	1	1	-1	1	1	
9	3	9	1	1	1	-1	-1	-1	
10	4	10	1	-1	1	1	1	1	
11	4	11	1	-1	1	1	1	-1	
12	4	12	1	-1	1	1	-1	-1	

変更が「困難」または「非常に困難」の設定を反映した2つの因子が自動的に追加されています。「一次単位」は、「非常に困難」な因子の水準を固定した実験を示します。一方、「二次単位」は、「困難」な因子の水準を固定した実験を示します。なお、「計画の評価」および「拡張計画」プラットフォームで「因子の変更」列プロパティを持つ列を指定するときには、これらの因子もモデル効果として含めてください。

値の順序

「値の順序」列プロパティは、データテーブルにおける列の各値に順序を割り当てます。指定された順序は、グラフや分析で使用されます。レポートにおいて、表示したい順序を変更したい場合に、この列プロパティを用いてください。

メモ: 曜日など、自然な順序を持つ値の場合は、その順序がレポートなどでの表示に自動的に反映される場合があります。『JMPの使用法』の「列情報ウィンドウ」章を参照してください。

図 A.28 は、「Car Physical Data.jmp」データテーブルにある「タイプ」列の「値の順序」パネルです。「タイプ」の値に関連するレポートでは、水準が「Sporty」、「Small」、「Compact」、「Medium」、「Large」の順に表示されます。「値の順序」リストの右側にあるボタンを使って、値の順序を任意に変更することができます。

図 A.28 「タイプ」の「値の順序」列プロパティ



「実験計画 (DOE)」のほとんどのプラットフォームでは、一次単位因子・二次単位因子・ブロック因子なども含むカテゴリカル因子に「値の順序」列プロパティが割り当てられます。このプロパティは、「因子」アウトラインに表示されていたときの水準値の順序になっています。作成される因子の水準が連続する整数であれば、「値の順序」プロパティは自然な順序となります。「値の順序」の設定は、必要に応じて変更できます。

「被覆配列」および「タグチ配列」の各プラットフォームでは、「値の順序」プロパティが割り当てられません。「被覆配列」プラットフォームは、「値のラベル」列プロパティを割り当てます。[「値ラベル」](#) (667 ページ) を参照してください。

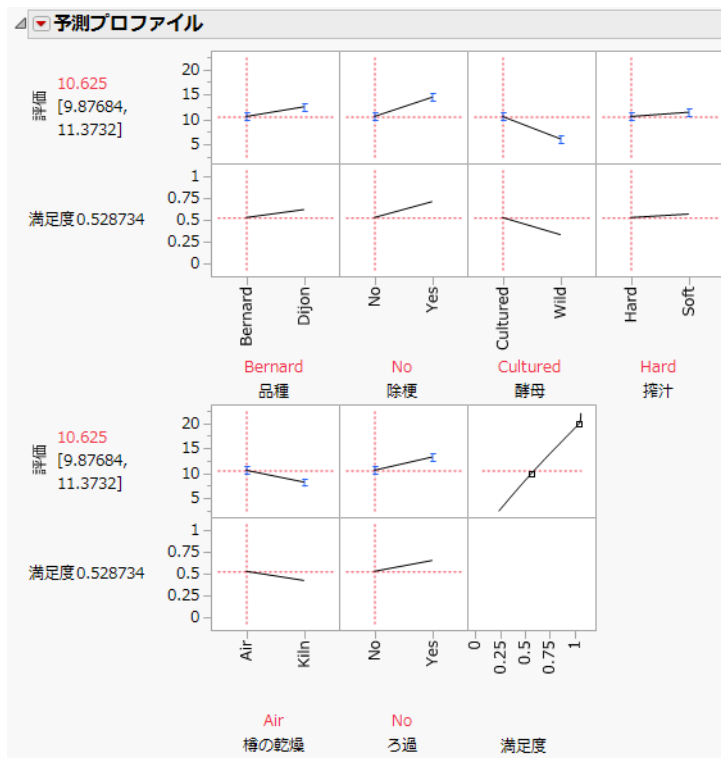
「値の順序」の例

ある因子の値を、予測プロファイルに別の順序で表示したいとしましょう。「カスタム計画」で作成したワインの試飲の例を検討します。5 人の専門家（「判定者」）がワインの味を評価した結果が「Wine Data.jmp」データテーブルにまとめられています。「判定者」は固定効果のブロック因子です。9 つの因子が調査対象です。応答変数は、「評価」です。

1. [ヘルプ] > [サンプルデータライブラリ] を選択し、「Design Experiment」フォルダの「Wine Data.jmp」を開きます。
2. 「テーブル」パネルで、「縮小モデル」スクリプトの横にある緑の三角ボタンをクリックします。
3. [実行] をクリックします。

レポートの末尾に「予測プロファイル」が表示されます。

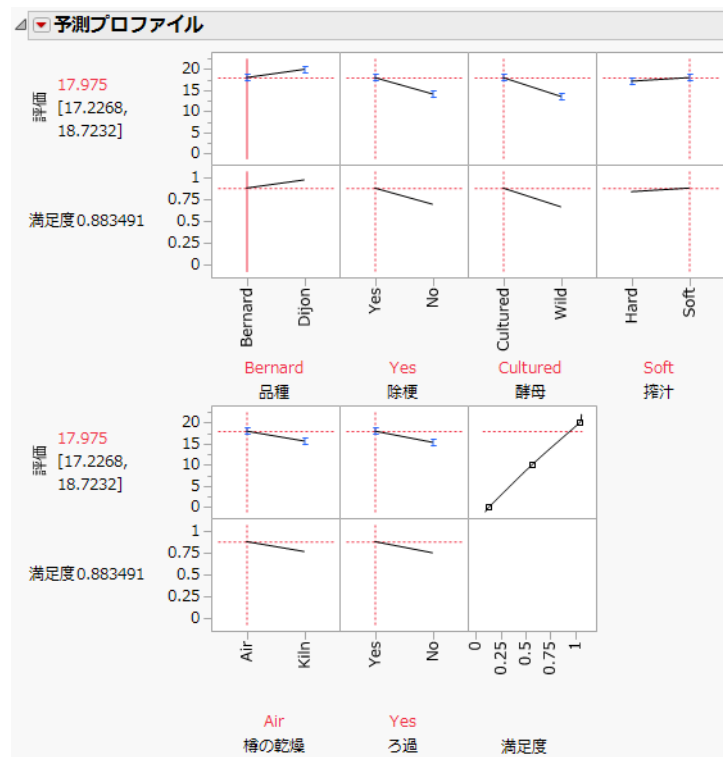
図A.29 元の値の順序を使ったプロファイル



「除梗」と「ろ過」の値が、「No」、「Yes」の順に表示されています。そこで、順序を逆にして、「Yes」の水準が先に表示されるようにします。

- 「応答 評価」レポートを閉じます。
- データテーブルの「列」パネルで「除梗」のアスタリスクをクリックし、[値の順序] を選択します。
- [逆転] をクリックします。
- [OK] をクリックします。
- 「列」パネルで「ろ過」のアスタリスクをクリックし、[値の順序] を選択します。
- [逆転] をクリックします。
- [OK] をクリックします。
- 「テーブル」パネルで、「縮小モデル」スクリプトの横にある緑の三角ボタンをクリックします。
- [実行] をクリックします。

図A.30 新しい値の順序を使ったプロファイル



「除梗」と「ろ過」の水準が、「Yes」、「No」の順に表示されるようになりました。

13. 変更を保存せずに「Wine Data.jmp」データテーブルを閉じます。

「値の順序」の割り当て

「Candy Bars.jmp」データテーブルを見てみましょう。「ブランド名」に一覧されている18のブランドのうち、「Hershey」と「M&M/Mars」は、「名前」列にリストされているキャンディバーの多くを製造しています。そのため、この2つのブランドをレポートの冒頭に表示したいと考えています。

1. [ヘルプ] > [サンプルデータライブラリ] を選択し、「Candy Bars.jmp」を開きます。
2. 「ブランド名」列を選択します。
3. [列] > [列情報] を選択します。
4. [列プロパティ] をクリックし、[値の順序] を選択します。
5. 「値の順序」リストで「Hershey」を選択します。
6. [上へ移動] ボタンを5回クリックします。

「Hershey」が「値の順序」リストの一番上に表示されます。

7. 「値の順序」リストで「M&M/Mars」を選択します。
8. [上へ移動] ボタンを7回クリックします。
「M&M/Mars」が「値の順序」リストの2番目に表示されます。
9. [OK] をクリックします。
「列」パネルの「ブランド名」の横に、「値の順序」列プロパティが割り当てられたことを示すアスタリスクが表示されます。これで、「ブランド名」が関係するレポートでは、「Hershey」と「M&M/Mars」が先頭に表示されるようになります。
10. [分析] > [一変量の分布] を選びます。
11. 「カロリー」を選択し、[Y, 列] をクリックします。
12. 「ブランド名」を選択し、[By] をクリックします。
13. [OK] をクリックします。
14. Ctrl キーを押しながら、「カロリー」の赤い三角ボタンのメニューから [表示オプション] > [横に並べる] を選択します。
18のブランドの中で、「Hershey」と「M&M/Mars」の「一変量の分布」レポートが最初に表示されます。
15. 変更を保存せずに「Candy Bars.jmp」データテーブルを閉じます。

値ラベル

「値ラベル」列プロパティは、列の値を指定のラベルに置き換えて表示します。指定されたラベルは、データテーブル・プロット・レポートなどで表示されます。データテーブルでは、セルの内側をダブルクリックすると、元の値が確認できます。「値ラベル」列プロパティの割り当てと使用については、『JMPの使用法』の「列情報ウィンドウ」章を参照してください。

「実験計画 (DOE)」のプラットフォームのなかで、「被覆配列」プラットフォームだけは「値ラベル」列プロパティを自動的に割り当てます。「被覆配列」プラットフォームでは、すべての因子は名義尺度です。そこで実際のデータ値は、1から、「被覆配列」の「因子」アウトラインで指定した水準数までの整数になっています。「因子」アウトラインで指定した「値」が、値ラベルとして実際の整数値にそれぞれ割り当てられます。

「値のラベル」の例

インターネット上で動作するアプリケーションをテストし、各要素の組み合わせによって生じる問題を検出したいと考えています。調べたい構成要素は、ブラウザ、オペレーティングシステム、RAM、接続速度の4つです。テスト時間を最短に抑えるため、2次の交互作用のみをテストすることにしました。

因子水準の組み合わせをテストする強度2の被覆配列を作成してみましょう。

1. [実験計画(DOE)] > [特殊な目的] > [被覆配列] を選択します。
2. 赤い三角ボタンのメニューから [因子のロード] を選択します。

3. [ヘルプ] > [サンプルデータライブラリ] を選択し、「Design Experiment」フォルダの「Software Factors.jmp」を開きます。
- 「因子」アウトラインに因子とその水準が表示されます。

図 A.31 「Software Factors」の「因子」アウトライン

因子					
因子の追加 ▼ 削除 N個の因子を追加 1 強度: t = 2 ▼					
名前	役割	値			
▼ Webブラウザ	カテゴリカル	Safari	IE	Firefox	Chrome Other
▼ OS	カテゴリカル	Macintosh		Windows	
▼ RAM	カテゴリカル	16 MB		4 MB	8 MB
▼ 接続速度	カテゴリカル	0-1 Mbps		1-5 Mbps	> 5 Mbps

- 4つの因子の役割が [カテゴリカル] となっています。
4. [続行] をクリックします。
- 「因子の制約を定義」アウトラインが表示されます。設定のすべての組み合わせが可能であるため、制約は [しない] のままにします。
5. [計画の作成] をクリックします。
6. [テーブルの作成] をクリックします。
7. 「列」パネルで、「Web ブラウザ」の横のアスタリスクをクリックし、[値ラベル] を選択します。

図A.32 「Web ブラウザ」の列情報ウィンドウ

テーブル「被覆配列」の「Webブラウザ」

列名

☐ ロック

データタイプ

尺度

表示形式 総桁数

☐ 桁区切り(,)を使用

列プロパティ

値ラベル

オプションの項目

削除

値ラベル

列に値ラベルがあり、[値ラベルの使用]にチェックが入っている場合、その列では値の代わりにラベルが表示されます。

1 = Safari
2 = IE
3 = Firefox
4 = Chrome
5 = Other

オプションの項目

☐ 範囲を指定

値

ラベル

☒ 値ラベルの使用

追加
変更
削除

OK
キャンセル
適用
ヘルプ

「Web ブラウザ」のデータタイプが「数値」、尺度が「名義尺度」になっていることに注意してください。
「Web ブラウザ」の実際の値は、1～5の整数です。これらの値には、計画の作成時に入力した値が対応する値ラベルとして定義されています。

「2」の値ラベルを「IE」から「Internet Explorer」に変更します。

8. 「値ラベル」リストから「2 = IE」を選択します。

図A.33 「値ラベル」 パネルでの選択

9. 「ラベル」に「Internet Explorer」と入力します。

10. [変更] をクリックします。

データテーブルに変更が反映されます。

メモ: ラベルではなく数値を使用するには、[値ラベルの使用] の選択を解除します。

ブロックあたり実験回数

「実験計画 (DOE)」のプラットフォームを使ってブロック因子を含む計画を作成すると、ブロック因子の列の「因子の役割」プロパティに「ブロック」という値が割り当てられます。さらに、ブロック因子には、「ブロックあたり実験回数」列プロパティが割り当てられます。「ブロックあたり実験回数」列プロパティは、各ブロックで許容される実験の最大数を示します。このプロパティは、「計画の評価」と「拡張計画」の各プラットフォームで、因子のブロック構造を識別するために使用されます。詳細については、「カスタム計画」章の「ブロック」(85 ページ) を参照してください。

メモ: 「ブロックあたり実験回数」列プロパティは、計画の作成時に割り当てられます。ユーザがこの列プロパティを割り当てることはできません。

「ブロックあたり実験回数」の例

「カスタム計画」章の「カスタム計画の例」(63 ページ) で検討したワインの試飲の実験をもう一度見てみましょう。5 人の判定者が 8 つのワインのサンプルをそれぞれ試飲しました。

1. [ヘルプ] > [サンプルデータライブラリ] を選択し、「Design Experiment」フォルダの「Wine Data.jmp」を開きます。

2. 「列」パネルで「判定者」のアスタリスクをクリックし、[因子の役割] を選択します。
「因子の役割」が「ブロック」になっています。
3. [キャンセル] をクリックします。
4. 「列」パネルで「判定者」のアスタリスクをクリックし、RunsPerBlock ([ブロックあたりの実験回数]) を選択します。

図A.34 「判定者」の「ブロックあたりの実験回数」列プロパティパネル

テーブル'Wine data'の'判定者'

列名

☐ ロック

データタイプ

尺度

列プロパティ

- 値の順序
- RunsPerBlock
- 因子の役割
- 因子の変更
- ノート
- オプションの項目

削除

RunsPerBlock

8

OK
キャンセル
適用
ヘルプ

「ブロックあたりの実験回数」は8です。「DOE ダイアログ」スクリプトが再現する計画は、40の実験で構成されます。判定者は5人であるため、判定者ごとに $40/5 = 8$ 回の実験から成る計画が作成されます。

制約状態

「カスタム計画」と「配合計画」の各プラットフォームでは、計画のために指定した制約を保存することができます。[制約の保存] を使用すると、各線形制約の係数がデータテーブルの列に表示されます。不等式の右辺の値は、テーブルの最後の行に保存されます。

制約の列には、「制約状態」列プロパティが割り当てられます。このプロパティは、制約を定義する不等式の向きを指定します。「実験計画 (DOE)」のプラットフォームで [制約のロード] を選択すると、「制約状態」プロパティに従って不等式の向きが決められます。

メモ: 「制約状態」列プロパティは、計画の作成時に割り当てられます。ユーザがこの列プロパティを割り当てることはできません。

「制約状態」の例

「Design Experiment」フォルダにある「Piepel.jmp」データテーブルには、3つの連続量の因子から成る配合実験がまとめられています。この計画は、Snee (1979) および Piepel (1988) が紹介した実験に基づき、各因子に対する制約に3つの線形制約を追加したものです。ここでは、次のような手順を行います。

1. 3つの線形制約のうち1つに変更を加える
2. 制約をテーブルに保存する
3. 「制約状態」列プロパティで指定された制約の不等式の向きを確認する

この例の続きについては、「配合計画」章の「[線形制約を追加した端点計画の例](#)」(377ページ)を参照してください。

1. [ヘルプ] > [サンプルデータライブラリ] を選択し、「Design Experiment」フォルダの「Piepel.jmp」を開きます。
2. 「テーブル」パネルで、「DOE ダイアログ」スクリプトの横にある緑の三角ボタンをクリックします。
「因子」アウトラインの下に、3つの線形制約が表示されています。制約を解釈しやすい形にするため、1つ目の制約を「以上」の不等式に書き換えます。

図A.35 「因子」アウトラインの下の子線形制約

因子					
名前	役割	値			
X1	配合	0.1		0.5	
X2	配合	0.1		0.7	
X3	配合	0		0.7	

-85	X1 +	-90	X2 +	-100	X3	≤	-90
85	X1 +	90	X2 +	100	X3	≤	95
-0.7	X1 +	0	X2 +	-1	X3	≤	-0.4

3. 1つ目の制約で、次の作業を行います。
 - 「X1」の隣に「85」と入力します。
 - 「X2」の隣に「90」と入力します。
 - 「X3」の隣に「100」と入力します。
 - 不等式のメニューから [≥] を選択します。
 - 不等式記号の右側に「90」と入力します。
4. 「配合計画」の赤い三角ボタンのメニューから「**制約の保存**」を選択します。
制約の情報を含んだテーブルが開きます。

図A.36 制約テーブル

無題94			制約 1	制約 2	制約 3
列(3/0)		1	-85	85	-0.7
制約 1 *		2	-90	90	0
制約 2 *		3	-100	100	-1
制約 3 *		4	-90	95	-0.4

各列の行1～3に、因子「X1」、「X2」、「X3」の係数が含まれています。4行目の値は、不等式の右辺の値です。

5. 「制約 1」のアスタリスクをクリックします。
6. 「制約状態」をクリックします。

図A.37 「制約状態」列プロパティパネル



「X1」の「制約状態」パネルを見ると、不等式の向きが「greater than」、つまり「 $\geq$ 」であることがわかります。

7. 「キャンセル」をクリックします。

付録 B

技術的詳細

この付録では、交絡行列 (alias matrix)、検出力の計算、および相対的な予測分散について説明します。

交絡行列

交絡行列 (alias matrix) は、「交絡項」アウトラインで指定した効果が、パラメータ推定値のバイアスに与える大きさを示したものです。この交絡行列は、交絡最適化計画の計算でも使用されています。「カスタム計画」章の「[交絡最適化基準](#)」(122ページ)を参照してください。

交絡行列は、モデル行列を用いて求められます。「カスタム計画」章の「[モデル行列](#)」(105ページ)を参照してください。

$\mathbf{X}_1$ を「モデル」アウトラインの項に対応するモデル行列とします。 $\mathbf{X}_2$ を「交絡項」アウトラインの項に対応するモデル行列とします。

このとき、次のようなモデルが仮定されます。

$$\mathbf{Y} = \mathbf{X}_1\boldsymbol{\beta}_1 + \boldsymbol{\varepsilon}$$

一方、真のモデルでは交絡項が効果をもっていて、次のように表されるとしましょう。

$$\mathbf{Y} = \mathbf{X}_1\boldsymbol{\beta}_1 + \mathbf{X}_2\boldsymbol{\beta}_2 + \boldsymbol{\varepsilon}$$

仮定したモデルに基づく最小2乗法による $\boldsymbol{\beta}_1$ の推定値は、次のとおりです。

$$\hat{\boldsymbol{\beta}}_1 = (\mathbf{X}_1'\mathbf{X}_1)^{-1}\mathbf{X}_1'\mathbf{Y}$$

回帰分析における通常の前提が成立している場合、 $\hat{\boldsymbol{\beta}}_1$ の期待値は、次のようになります。

$$E[\hat{\boldsymbol{\beta}}_1] = \boldsymbol{\beta}_1 + \mathbf{A}\boldsymbol{\beta}_2$$

この式で、 $\mathbf{A} = (\mathbf{X}_1'\mathbf{X}_1)^{-1}\mathbf{X}_1'\mathbf{X}_2$ です。

行列 $\mathbf{A}$ を交絡行列といいます。

変更が「困難」または「非常に困難」な因子を含む計画

変更が「困難」な、または、「非常に困難」な因子がある場合、交絡行列は次式により計算されます。

$$\mathbf{A} = (\mathbf{X}_1'\mathbf{V}^{-1}\mathbf{X}_1)^{-1}\mathbf{X}_1'(\mathbf{V}^{-1}\mathbf{X}_2)$$

ここで、 $\mathbf{V}$ は応答の分散共分散行列で、ブロック対角行列になっています。

推定が「可能な場合のみ」の効果を含む計画

推定が「可能な場合のみ」に設定されている効果を含む計画（Bayes 流の D-最適計画）の場合、交絡行列は次のようになります。

$$\mathbf{A} = (\mathbf{X}_1' \mathbf{X}_1 + \mathbf{K}^2)^{-1} \mathbf{X}_1' \mathbf{X}_2$$

ここで、 $\mathbf{K}$ は次のような値を持つ対角行列です。

- 推定が「必須」の項について、 $k=0$
- 推定が「可能な場合のみ」の主効果、べき乗の項、3 水準以上のカテゴリカル因子が関係する交互作用について、 $k=1$
- その他の「可能な場合のみ」の項について、 $k=4$

Bayes 流の最適計画の場合、交絡行列は、 $\mathbf{K}^{-1}$ の事前分散を持つリッジ回帰に該当する効果の交絡を示します。Bayes 流の計画について詳しくは、「カスタム計画」章の「[Bayes 流の D-最適化基準](#)」（120 ページ）および「カスタム計画」章の「[Bayes 流の I-最適化基準](#)」（122 ページ）を参照してください。

「カスタム計画」プラットフォームでは、「可能な場合のみ」の項に適用される重みを変更できます。それには、「カスタム計画」レポートの赤い三角メニューから [\[詳細オプション\]](#) > [\[事前パラメータ分散\]](#) を選択します。呼び出されたウィンドウで、すべてのモデル項に対し、対角要素（事前パラメータ分散）の値を自由に指定できます。[\[計画の作成\]](#) をクリックすると、そこで指定された重みが計算に使われます。

検出力の計算

「検出力分析」レポートには、個々のパラメータに対する検出力が表示されます。また、3 水準以上のカテゴリカルな因子が計画に含まれている場合は、それらの効果全体に対する検出力も表示されます。この節では、これら 2 つの場合における検出力について説明します。

- [「単一パラメータに対する検出力」](#)（677 ページ）
- [「カテゴリカルな効果に対する検出力」](#)（678 ページ）

単一パラメータに対する検出力

この節では、単一のパラメータに対する検定の検出力について説明します。次のような表記を使用します。

- X** モデル行列。名義尺度の効果のコード変換については、『基本的な回帰モデル』の標準最小 2 乗に関する章を参照してください。また、「カスタム計画」章の「[モデル行列](#)」（105 ページ）も参照してください。

メモ: モデル行列を表示するには、[\[モデルのあてはめ\]](#) を実行します。その後、レポートの赤い三角ボタンのメニューから [\[列の保存\]](#) > [\[コーディングのテーブルを保存\]](#) を選択します。

β_i 調べたい項に対応するパラメータ。

$\hat{\beta}_i$ 最小2乗法で求めた β_i の推定値。

β_i^A 「係数の予想値」の値。検出したい差は $2\beta_i^A$ です。

$\hat{\beta}_i$ の分散は、 $\sigma^2(\mathbf{X}'\mathbf{X})^{-1}$ の i 番目の対角要素で与えられます。ここで、 σ^2 は誤差分散です。 $(\mathbf{X}'\mathbf{X})^{-1}$ の i 番目の対角要素を $(\mathbf{X}'\mathbf{X})_{ii}^{-1}$ とします。

誤差分散の σ^2 は、MSEによって推定され、自由度は $n-p-1$ です。ここで、 n は標本サイズ、 p は切片を除くモデル項の数です。

$H_0: \beta_i = 0$ の検定は、次のt検定統計量で行えます。

$$\frac{\hat{\beta}_i}{\sqrt{MSE(\mathbf{X}'\mathbf{X})_{ii}^{-1}}}$$

また、次の式とも等価です。

$$F_0 = \frac{\hat{\beta}_i^2}{MSE(\mathbf{X}'\mathbf{X})_{ii}^{-1}}$$

帰無仮説の下では、検定統計量の F_0 は、分子自由度が1で、分母自由度が $n-p-1$ のF分布に従います。

β_i の真の値が β_i^A である場合、 F_0 は次のような非心パラメータを持つ非心F分布に従います。

$$\lambda = \frac{(\beta_i^A)^2}{\sigma^2(\mathbf{X}'\mathbf{X})_{ii}^{-1}}$$

検定の検出力を求めるには、まず、次に示す有意水準の等式を満たす棄却値 F_c を求めます。

$$\alpha = 1 - FDist(F_c, 1, n-p-1)$$

そして、次の式で検出力を計算します。

$$Power = 1 - FDist(F_c, 1, n-p-1, \lambda)$$

カテゴリカルな効果に対する検出力

この節では、カテゴリカルな効果全体の検定に対する検出力の計算方法を解説します。次のような表記を使用します。

X モデル行列。付録「技術的詳細」の「[交絡行列](#)」(676ページ)を参照してください。

β パラメータのベクトル。

$\hat{\beta}$ 最小2乗法による β の推定値。

β^A 係数の予想値のベクトル。

L カテゴリカルな効果の検定を定義する行列。行列 L は、カテゴリカルな効果に対応する β を特定し、それらが0であるという帰無仮説を構成します。カテゴリカルな効果に対する検定の帰無仮説は、次のように表されます。

$$H_0: L\beta = 0$$

r L のランク。つまり、ここでの r は、カテゴリカルな効果の水準数から1を引いた値です。

メモ: 計画行列を表示するには、[モデルのあてはめ]を実行します。その後、レポートの赤い三角ボタンのメニューから[列の保存] > [コーディングのテーブルを保存]を選択します。

$\hat{\beta}$ の共分散行列は、 $\sigma^2(X'X)^{-1}$ で与えられます。ここで、 σ^2 は誤差分散です。

誤差分散の σ^2 は、MSEによって推定され、自由度は $n - p - 1$ です。ここで、 n は標本サイズ、 p は切片を除くモデル項の数です。

$H_0: L\beta = 0$ の検定は、次のようになります。

$$F_0 = \left((L\hat{\beta})' [L(X'X)^{-1}L']^{-1} (L\hat{\beta}) \right) / (rMSE)$$

帰無仮説の下では、検定統計量の F_0 は、分子自由度が r で、分母自由度が $n - p - 1$ の F 分布に従います。

β の真の値が β^A である場合、 F_0 は次のような非心パラメータを持つ非心 F 分布に従います。

$$\lambda = \left((L\beta^A)' [L(X'X)^{-1}L']^{-1} (L\beta^A) \right) / \sigma^2$$

検定の検出力を求めるには、まず、次に示す有意水準の等式を満たす棄却値 F_c を求めます。

$$\alpha = 1 - FDist(F_c, r, n - p - 1)$$

そして、次の式で検出力を計算します。

$$Power = 1 - FDist(F_c, r, n - p - 1, \lambda)$$

相対的な予測分散

次のような表記を使用します。

X モデル行列。「カスタム計画」章の「[モデル行列](#)」(105ページ)を参照してください。カスタム計画には、モデル行列を表示するスクリプトがあります。「カスタム計画」章の「[X行列の保存](#)」(105ページ)を参照してください。

σ^2 誤差分散。

$\hat{\beta}$ 最小2乗法で求めたパラメータ推定値のベクトル。

$\mathbf{x}_i'$ **X**の*i*番目の行。

この表記を使うと、**X**の第*i*行に対する応答の予測値は、次式によって求められます。

$$\hat{Y} = \mathbf{x}_i' \hat{\beta}$$

$\mathbf{x}_i$ における相対的な予測分散は、次式によって求められます。

$$\frac{\mathbf{x}_i' \text{var}(\hat{Y}) \mathbf{x}_i}{\sigma^2} = \frac{\mathbf{x}_i' \text{var}(\mathbf{X}\hat{\beta}) \mathbf{x}_i}{\sigma^2} = \mathbf{x}_i' (\mathbf{X}'\mathbf{X})^{-1} \mathbf{x}_i$$

-
- Agresti, A., and Coull, B. A. (1998), "Approximate Is Better than 'Exact' for Interval Estimation of Binomial Proportions," *The American Statistician*, 52, 2, 119-126.
- Agresti, A., and Caffo, B. N. (2000), "Simple and Effective Confidence Intervals for Proportions and Differences of Proportions Result from Adding Two Successes and Two Failures," *The American Statistician*, 54, 4, 280-288.
- Atkinson, A. C. and Donev, A. N. (1992), *Optimum Experimental Designs*, Clarendon Press, Oxford p.148.
- Barker (2011), C., "Power and Sample Size Calculations in JMP," SAS Institute. Retrieved January 22, 2016 from http://www.jmp.com/en_us/whitepapers/jmp/power-sample-calculations.html.
- Bose, R.C., (1947), "Mathematical Theory of the Symmetrical Factorial Design" *Sankhya: The Indian Journal of Statistics*, Vol. 8, Part 2, pp. 107-166.
- Box, G.E.P. (1988), "Signal-to-Noise Ratio, Performance Criteria, and Transformations," *Technometrics* 30, 1-40.
- Box, G.E.P. and Behnken, D.W. (1960), "Some New Three-Level Designs for the Study of Quantitative Variables," *Technometrics* 2, 455-475.
- Box, G.E.P. and Draper, N.R. (1987), *Empirical Model-Building and Response Surfaces*, New York: John Wiley and Sons.
- Box, G.E.P., Hunter, W.G., and Hunter, J.S. (1978), *Statistics for Experimenters*, New York: John Wiley and Sons, Inc.
- Box, G.E.P., Hunter, W.G., and Hunter, J.S. (2005), *Statistics for Experimenters: Design, Innovation, and Discovery*, 2nd edition, New York: John Wiley and Sons, Inc.
- Box, G.E.P. and Meyer, R.D. (1986), "An Analysis of Unreplicated Fractional Factorials," *Technometrics* 28, 11-18.
- Box, G.E.P. and Wilson, K.B. (1951), "On the Experimental Attainment of Optimum Conditions," *Journal of the Royal Statistical Society, Series B*, 13, 1-45.
- Byrne, D.M. and Taguchi, G. (1986), *ASQC 40th Anniversary Quality Control Congress Transactions*, Milwaukee, WI: American Society of Quality Control, 168-177.
- Chen, J., Sun, D.X., and Wu, C.F.J. (1993), "A Catalogue of Two-level and Three-Level Fractional Factorial Designs with Small Runs," *International Statistical Review*, 61, 1, p131-145, International Statistical Institute.
- Clopper, C., Pearson, E. S. (1934), "The use of confidence or fiducial limits illustrated in the case of the binomial," *Biometrika* 26, 404-413.

- Cochran, W.G. and Cox, G.M. (1957), *Experimental Designs*, Second Edition, New York: John Wiley and Sons.
- Cohen, M.B., Gibbons, P.B., Mugridge, W.B., Colbourn, C.J. (2003), "Constructing Test Suites for Interaction Testing," *Proceedings 25th International Conference on Software Engineering*, 38–48.
- Cohen, M.B., Dwyer, M.B., and Shi, J. (2007) "Interaction Testing of Highly-Configurable Systems in the Presence of Constraints," *Proceedings of the 2007 International Symposium on Software Testing and Analysis*, 129-139.
- Colbourn, C. (2004), "Combinatorial Aspects of Covering Arrays," *Le Matematiche*, 58, 121-167.
- Colbourn, C. and Dinitz, J., eds. (2010), *Handbook of Combinatorial Designs*, 2nd Edition, CRC Press.
- Cornell, J.A. (1990), *Experiments with Mixtures*, Second Edition New York: John Wiley & Sons.
- Cook, R.D. and Nachtsheim, C.J. (1990), "Letter to the Editor: Response to James M. Lucas," *Technometrics* 32, 363–364.
- Dalal, S.R. and Mallows, C.L. (1998), "Factor-Covering Designs for Testing Software," *Technometrics* 40, 234–243.
- Daniel, C. (1959), "Use of Half-normal Plots in Interpreting Factorial Two-level Experiments," *Technometrics*, 1, 311–314.
- Daniel C. and Wood, F. (1980), *Fitting Equations to Data*, Revised Edition, New York: John Wiley and Sons, Inc.
- Derringer, D. and Suich, R. (1980), "Simultaneous Optimization of Several Response Variables," *Journal of Quality Technology*, Oct. 1980, 12:4, 214–219.
- DuMouchel, W. and Jones, B. (1994), "A Simple Bayesian Modification of D-Optimal Designs to Reduce Dependence on an Assumed Model," *Technometrics*, 36, 37–47.
- Errore, A., Jones, B., Li, W., and Nachtsheim, C. (2016), "Using Definitive Screening Designs to Identify Active First- and Second-Order Factor Effects," forthcoming, *Journal of Quality Technology*.
- Fang, K.T. and Sudianto, A. (2006), *Design and Modeling for Computer Experiments*, Chapman and Hall CRC, Boca Ratan. Florida
- Fries, A. and Hunter, W.G. (1984), "Minimum Aberration 2^{k-p} Designs," *Technometrics*, 22, 601-608.
- Gotwalt, C. M., Jones, B.A., and Steinberg, D. M., (2009) "Fast Computation of Designs Robust to Parameter Uncertainty for Nonlinear Settings," *Technometrics*, 51:1, 88-95.
- Goos, P. (2002) *The Optimal Design of Blocked and Split Plot Experiments*, New York: Springer.
- Goos, P. and Jones, B. (2011), *Optimal Design of Experiments: A Case Study Approach*, John Wiley and Sons.
- Haaland, P.D. (1989), *Experimental Design in Biotechnology*, New York: Marcel Dekker, Inc.

- Hahn, G. J., Meeker, W.Q., and Feder, P. I., (1976), "The Evaluation and Comparison of Experimental Designs for Fitting Regression Relationships," *Journal of Quality Technology*, 8:3, pp. 140-157.
- Hamada, M. and Wu, C.F.J. (1992), "Analysis of Designed Experiments with Complex Aliasing," *Journal of Quality Technology*, 24:3, 130-137.
- Hartman, A. and Raskin, L. (2004), "Problems and Algorithms for Covering Arrays," *Discrete Mathematics*, 284, 149-156.
- Hartman, A. and Raskin, L. (2004), "Problems and Algorithms for Covering Arrays," *Discrete Mathematics*, 284:1, 149-156.
- Huber, J. and Zwerina, K. (1996), "The Importance of Utility Balance in Efficient Choice Designs," *Journal of Marketing Research*, 33, 307-317.
- Jennrich, R.I. (1969), "Asymptotic Properties of Non-Linear Least Squares Estimators," *Annals of Mathematical Statistics*, 40, 633-643.
- John, P.W.M. (1972), *Statistical Design and Analysis of Experiments*, New York: Macmillan Publishing Company, Inc.
- Johnson, M.E. and Nachtsheim, C.J. (1983), "Some Guidelines for Constructing Exact D-Optimal Designs on Convex Design Spaces," *Technometrics*, 25, 271-277.
- Jones, B. (1991), "An Interactive Graph For Exploring Multidimensional Response Surfaces," 1991 Joint Statistical Meetings, Atlanta, Georgia.
- Jones, B. and Goos, P. (2007), "A Candidate-set-free Algorithm for Generating D-optimal Designs," *Applied Statistics*, 56, Part 3, pp 1-18. Retrieved January 22, 2016 from <http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC3001117/>.
- Jones, B. and Goos, P. (2015), "Optimal Design of Blocked Experiments in the Presence of Supplementary Information about the Blocks," *Technometrics*, 47(4), 301-317.
- Jones, B. and Johnson, R.T. (2009), "Design and Analysis for the Gaussian Process Model," *Quality and Reliability Engineering International*, 25, 515-524. Retrieved May 22, 2016 from http://www.stat.osu.edu/~comp_exp/jour.club/Jones_Johnson_QREI09.pdf.
- Jones, B., Lin, D.K.J., and Nachtsheim, C.J. (2008), "Bayesian D-Optimal Supersaturated Designs," *Journal of Statistical Planning and Inference*, 138, 86-92.
- Jones, B. and Nachtsheim, C.J. (2011), "A Class of Three-Level Designs for Definitive Screening in the Presence of Second-Order Effects," *Journal of Quality Technology*, 43, 1-15. Retrieved January 22, 2016 from http://www.jmp.com/en_us/whitepapers/jmp/class-three-level-definitive-screening.html.
- Jones, B. and Nachtsheim, C.J. (2011), "Efficient Designs with Minimal Aliasing," *Technometrics*, 53:1, 62-71.
- Jones, B. and Nachtsheim, C.J. (2013), "Definitive Screening Designs with Added Two-Level Categorical Factors," *Journal of Quality Technology*, 45, 121-129.
- Jones, B. and Nachtsheim, C.J. (2016), "Blocking Schemes for Definitive Screening Designs," *Technometrics*, 58:1, 74-83.
- Jones, B. and Nachtsheim, C.J. (2016), "Effective Model Selection for Definitive Screening Designs," *Technometrics*, accepted for publication.

- Joseph, V.R., Gul, E., and Ba, S. (2015), "Maximum Projection Designs for Computer Experiments," *Biometrika*, 102:2, 371-380.
- Kessels, R., Jones, B., Goos, P. (2011), "Bayesian Optimal Designs for Discrete Choice Experiments with Partial Profiles," *Journal of Choice Modelling*, 4(3), 52-74.
- Khuri, A.I. and Cornell, J.A. (1987), *Response Surfaces: Design and Analysis*, New York: Marcel Dekker.
- Kowalski, S.M., Cornell, J.A., and Vining, G.G. (2002) "Split Plot Designs and Estimation Methods for Mixture Experiments with Process Variables," *Technometrics* 44: 72-79.
- Lenth, R.V. (1989), "Quick and Easy Analysis of Unreplicated Fractional Factorials," *Technometrics*, 31, 469-473.
- Lekivetz, R. (2014, June 5), "What is an Alias Matrix?" Retrieved January 22, 2016 from <http://blogs.sas.com/content/jmp/2014/06/05/what-is-an-alias-matrix/>.
- Lekivetz, R., Sitter, R., Bingham, D., Hamada, M.S., Moore, L.M., and Wendelberger, J.R. (2015), "On Algorithms for Obtaining Orthogonal and Near-Orthogonal Arrays for Main-Effects Screening," *Journal of Quality Technology* 47:1 2-13.
- Lin, D. K. J. (1993), "A New Class of Supersaturated Design," *Technometrics*, 35, 28-31.
- Lucas, J.M., (1990), "Letter to the Editor: Comments on Cook and Nachtsheim (1989)," *Technometrics*, 32, 363-364.
- Mahalanobis, P.C. (1947), *Sankhya, The Indian Journal of Statistics*, Vol 8, Part 2, April.
- Martirosyan, S. (2003), "Perfect Hash Families, Identifiable Parent Property Codes and Covering Arrays," Ph.D. thesis, Universitat Duisburg-Essen, Fakultat fur Mathematik.
- Meyer, R.K. and Nachtsheim, C.J. (1995), The Coordinate Exchange Algorithm for Constructing Exact Optimal Designs," *Technometrics*, Vol 37, pp. 60-69.
- Meyer, R.D., Steinberg, D.M., and Box, G.(1996), Follow-up Designs to Resolve Confounding in Multifactor Experiments, *Technometrics*, 38:4, p307.
- Miller, A. and Sitter, R. R. (2005), "Using Folded-Over Nonorthogonal Designs," *Technometrics*, 47(4), 502-513.
- Mitchell, T.J. (1974), "An algorithm for the Construction of D-Optimal Experimental Designs," *Technometrics*, 16:2, pp.203-210.
- Montgomery, D.C. (2009), *Design and Analysis of Experiments*, Seventh Edition, Hoboken: John Wiley & Sons, Inc.
- Morgan, J. (2009), "Constrained Covering Arrays: Resolving Invalid Level Combination Constraints," Technical Report, Cary NC: SAS Institute Inc., also in *Supplemental Proceedings of the 20th International Symposium on Software Reliability Engineering*.
- Morgan, J. (2014), "Computing Coverage and Diversity Metrics for Constrained Covering Arrays," Technical Report, Cary NC: SAS Institute Inc.
- Morris, M.D., Mitchell, T.J., and Ylvisaker, D. (1993), "Bayesian Design and Analysis of Computer Experiments: Use of Derivatives in Surface Prediction," *Technometrics* 35:2, 243-255.

- Myers, R.H. (1976) *Response Surface Methodology*, Boston: Allyn and Bacon.
- Myers, R.H. (1988), *Response Surface Methodology*, Virginia Polytechnic and State University.
- Myers, R.H., Montgomery, D.C., and Anderson-Cook, C.M. (2009), *Response Surface Methodology, Process and Product Optimization Using Designed Experiments*, Third Edition, Hoboken: John Wiley & Sons, Inc.
- Mylona, K., Goos, P., and Jones, B. (2014), "Optimal Design of Blocked and Split-plot Experiments for Fixed Effects and Variance Component Estimation," *Technometrics*, 56:2, 132-144.
- Nayeri, P., Colbourn, C., and Konjevod, G. (2013), "Randomized Postoptimization of Covering Arrays," *European Journal of Combinatorics*, 34, 91-103.
- Peipel, G.F. (1988), "Programs for Generating Extreme Vertices and Centroids of Linearly Constrained Experimental Regions," *Journal of Quality Technology* 20:2, 125-139.
- Plackett, R.L. and Burman, J.P. (1947), "The Design of Optimum Multifactorial Experiments," *Biometrika*, 33, 305-325.
- Sall, J. (2008), "Choice Experimental Designs Are Different," SAS Institute. Retrieved January 22, 2016, from <http://blogs.sas.com/content/jmp/2008/12/16/choice-experimental-designs-are-different/>.
- Santner, T.B., Williams, B., and Notz, W. (2003), *The Design and Analysis of Computer Experiments*, Springer, New York.
- Schoen, E. D. (1999), "Designing Fractional Two-level Experiments with Nested Error Structures," *Journal of Applied Statistics* 26: 495-508.
- Shannon, C.E. and Weaver, W. (1949), "The Mathematical Theory Of Communication," University Of Illinois Press, Urbana, Illinois.
- Scheffé, H. (1958) "Experiments with Mixtures", *Journal of the Royal Statistical Society B* v20, 344-360.
- Shewry, M.C. and Wynn, H.P. (1987), "Maximum Entropy Sampling," *Journal of Applied Statistics* 14, 165-170.
- Snee, R.D. and Marquardt, D.W. (1974), "Extreme Vertices Designs for Linear Mixture Models," *Technometrics*, 16, 391-408.
- Snee, R.D. (1975), "Experimental Designs for Quadratic Models in Constrained Mixture Spaces," *Technometrics*, 17:2, 149-159.
- Snee, R.D. (1979), "Experimental Designs for Mixture Systems with Multicomponent Constraints," *Commun. Statistics: Theory and Methods*, 8(4), 303-326.
- Snee, Ronald D. (1985), "Computer Aided Design of Experiments - Some Practical Experiences," *Journal of Quality Technology*, 17, 222-236.
- St. John, R.C. and Draper, N.R. (1975), "D-Optimality for Regression Designs: A Review," *Technometrics*, 17, 5-23.
- Taguchi, G. (1976), "An Introduction to Quality Control," Nagoya, Japan: Central Japan Quality Control Association.

- Vivacqua, C.A., and Bisgaard, S. (2004), "Strip-Block Experiments for Process Improvement and Robustness," *Quality Engineering*, 16, 495-500.
- Welch, W.J. (1984), "Computer-Aided Design of Experiments for Response Estimation," *Technometrics*, 26, 217-224.
- Wu, C.F. (1981), "Asymptotic Theory of Nonlinear Least Squares Estimation," *Annals of Mathematical Statistics*, 9, 501-513.
- Wu, C.F.J., and Hamada, M.S. (2009), *Experiments: Planning, Analysis, and Optimization*, Second Edition, Wiley.
- Xiao, L., Lin, D.K.J., and Bai, F. (2012), "Constructing Definitive Screening Designs Using Conference Matrices," *Journal of Quality Technology*, 44, 2-8.
- Ye, K.Q. and Hamada, M. (2000), "Critical Values of the Lenth Method for Unreplicated Factorial Designs," *Journal of Quality Technology* 32, 57-66.
- Yilmaz, C., Fouche, S., Cohen, M.B., Porter, A., Demiroz, G., and Koc, U. (2014), "Moving Forward with Combinatorial Interaction Testing," *Computer* 47, 37-45.
- Zahran, A., Anderson-Cook, C.M., and Myers, R.H. (2003), "Fraction of Design Space to Assess the Prediction Capability of Response Surface Designs," *Journal of Quality Technology*, 35, 377-386.
- Zhang, Z. and Zhang, J. (2011), "Characterizing Failure-Causing Parameter Interactions by Adaptive Testing," *Proceedings of the 2011 International Symposium on Software Testing and Analysis*, 331-341.

数字

- 2 標本と 1 標本の検定 474
- 2 次モデル 147
- 2 水準の要因計画 289
- 2 段分割法の実験計画 112
- 2 標本割合 479
- 2 方分割法の計画 (strip-plot) 114, 190
- 2 方分割法の計画 (two-way-split-plot) 114, 190
- 3 水準の要因計画 290

A

- ABCD 計画 379
- ALT 最適化基準のオプション 608
- A 効率 432, 465

B

- Bayes 流の D-最適計画 120
- Bayes 流の I-最適計画 122
- Box-Behnken 計画 331–332, 344
 - 応答曲面計画も参照

C

- CONAEV 手法 379
- CONVRT 手法 379
- Cotter 計画 291
- Cotter 計画を抑制 300

D

- DSD の効果的モデル選択 34, 257–258
- DSD の効果的モデル選択アルゴリズム 267
- D 効率 103, 123, 431, 464
- D 効率の重み 103, 215
- D-最適計画 119–121

- D-最適計画の作成
 - 加速寿命試験計画 608
 - 説明 119–121

F

- FFF 最適化基準のオプション 381

G

- Gauss 過程 IMSE 最適計画 578
- G 効率 431, 464

I

- I 効率 465
- I-最適計画 121–122
- I-最適計画の作成 121–122

J

- JSL (JMP スクリプト言語)
 - アニメーションスクリプト 470

K

- k 標本平均、検出力 476

L

- Lenth の標準誤差 (PSE) 326

M

- MaxDiff 計画
 - オプション 524
 - 選択肢集合 518
- MaxDiff 計画のオプション 524
- MaxPro 最適化基準 382

P

Plackett-Burman 計画 290, 307–311

R

RMSE 320

RMSE の予想値 417, 453

S

Scheffé の多項式 383

Space Filling 計画

 Gauss 過程 IMSE 最適 578

 赤い三角ボタンのオプション 563

 一様 571

 球の詰め込み 565

 計画アウトライン 562

 高速柔軟充填 554

 最小ポテンシャル 574

 最大エントロピー 576

 処理の流れ 555

 説明 35, 554

 平均クラスターサイズの設定 580

 ラテン超方格法 567–571

W-Z

Weibull 分布 610

XVERT 手法 379

X 行列、保存 103

Z 軸のスケールをロック 425

ア

アスタリスクアイコン 636

 列プロパティも参照

値の順序列プロパティ 360, 663–667

値ラベル 667

あてはまりの悪さ (LOF) 59

アニメーションスクリプト 470

アルゴリズム、効果的モデル選択、決定的スクリーニングのあてはめ 267

イ

一部実施要因計画 289

一様 (Space Filling 計画) 571

逸脱 292

因子

 カテゴリカル 85, 242, 558

 共変量 85

 種類 84–86

 制御 392

 制約 559–562

 調整不可能 86

 追加 84, 154, 274

 定義 54

 定数 86

 配合 86

 ブロック 85

 変更が困難 110, 114

 離散数値 85, 271

 連続尺度 84

因子の追加ボタン 83–84, 286, 359, 369

因子の変更列プロパティ 360, 660

因子の保存 513

因子の役割列プロパティ 360, 645–647

因子のロード 100

因子被覆計画

 被覆配列を参照

オ

応答、定義 54

応答曲面計画

 Box-Behnken 計画 331, 344

 カスタム計画で 147–166

 カテゴリカル因子 153

 効果が直交 344

 処理の流れ 339

 スクリプト 346

 説明 34, 330

 中心複合計画 330, 344

 等高線プロファイル 337, 339

 パターン列 346

 予測プロファイル 336

 例 147–166, 332–339

 レポート 336

応答曲面効果 383

応答のシミュレート 101, 213, 248, 300, 348, 364, 564

応答変数の限界列プロパティ 637–644

折り重ね計画 218

力

カイ2乗効率 295

開始点

数 101, 214

ランダム 107

開始点の数オプション 107

拡張計画

折り重ね計画 211, 218

軸点 211, 219

実験、追加 212

説明 36

中心点 211, 217

確率 I-最適計画の作成 608

カスタム計画

2段分割法 112

2方分割法 114

D 効率の重み 103

X 行列の保存 106

赤い三角ボタンのオプション 100–109

因子 83–89

因子の制約を定義 89

因子のロード 100

応答 81

球の半径 102, 214

共変量 174–185

計画 97

計画の生成 95

計画の評価 97

交絡項 94

事前パラメータ分散 102, 215

処理の流れ 81

制約のロード 100

説明 33, 62

データテーブル 99

テーブルの作成 99

デルタ 108

配合成分の合計 102, 214

分割 110

例 63–80

加速係数 590

加速寿命試験計画

D-最適計画の作成 608

Weibull 610

赤い三角ボタンのオプション 608

確率 I-最適計画の作成 608

加速係数 603

計画のオプション 603

計画の診断 605

最適計画 606

時間 I-最適計画の作成 608

処理の流れ 602

説明 35, 589–590

追加 597–601

統計的詳細 609

分布の詳細 604

モンテカルロ球体数 609

例 591–597

仮定したモデル 38, 62

カテゴリカルな因子 85

過飽和実験計画 135–160

頑健な計画 182–185

完全実施要因計画

赤い三角ボタンのオプション 363

処理の流れ 356

スクリプト 362

説明 34, 350

パターン列 362

予測プロファイル 355

例 350–356

キ

偽陰性 291

擬似成分のコード変換 656

球の半径

オプション 102, 214

共変量

固定 175

説明 174

変更が困難 178–182

行列

交絡 129, 427, 676

許可しない組み合わせ 514

ク

組み合わせ、制限 108

ケ

計画

Bayes 流の D-最適 120

Bayes 流の I-最適 122

D-最適 119–121

I-最適 121–122

交絡最適 122

生成 56

反復 215–217

評価 57

飽和 96

計画アウトライン 415

計画の検索時間 300

計画の診断統計量

A 効率 432, 465

D 効率 431, 464

G 効率 431, 464

アウトライン 409, 430

表 562, 573

平均予測分散 432, 465

計画の評価 415

RSM 414

Scheffe の 3 次多項式 415

X, 因子 206, 412

Y, 応答 206, 412

因子 414

ウィンドウ 412

起動ウィンドウ 412

計画作成時間 432

検出力の計算 677–679

交互作用 414

交差 414

交絡項 415

実験の除外 403

主効果 414

説明 35

相対的な予測分散 680

べき乗 415

モデル 414

例 402–411

計画のロード 550

計画領域率プロット 407

係数の予想値 418, 454

決定的スクリーニング計画

Plackett-Burman 計画との比較 235–238

赤い三角ボタンのオプション 247

一部実施要因計画との比較 229

因子 241

応答 239

計画 245

計画のオプション 243

計画の構造 252

計画の評価 245

実験データ 254

出力オプション 246

処理の流れ 239

説明 33–226

中心点の実験 244

ブロック 231, 243–245

利点 252

例 226–238

決定的スクリーニングのあてはめ

技術の詳細 267

効果間の強い親子関係 259

効果的モデル選択 34, 257–258

効果的モデル選択アルゴリズム 267

検出する差 474, 477

検出力計算のデルタの設定 108, 248, 301, 348, 432

検出力分析

RMSE の予想値 417, 453

アウトライン 404, 416–422

カテゴリカル効果 678

計算 677

単一パラメータ 677

有意水準 417, 453

コ

コード変換列プロパティ 360, 647–654

効果間の強い親子関係、決定的スクリーニングのあてはめ 259

効果の親子関係 58

効果の階層性 58

効果の希薄性 58, 314
高速柔軟充填計画 580
 最適化基準 579
 線形制約を指定 581
 平均クラスターサイズの設定 580
 例 581–583
交絡行列 129, 427, 676
交絡最適計画 122, 132
交絡最適計画の作成 132
効率D、G、A 430, 463
誤差因子 392
固定した共変量 175–178
固有値 336
混合水準計画 290

サ

最小逸脱計画 292
最小ポテンシャル計画 574
最大エントロピー法による Space Filling 計画 576
最適化基準
 ALTのオプション 608
座標交換アルゴリズム 123

シ

時間 I- 最適計画の作成 608
軸点 330, 344
シグマクオリティの水準 487
事前パラメータ分散 102, 215
実験
 数 60
 中心点 297
 追加 59, 361
 ランダム化 297, 345, 361
実験計画 (DOE)
 概要 38
 処理の流れ 38, 53–57
 説明 37
 プラットフォームの概要 33, 37
 例 39–53
実験の順序オプション 297, 361
重心を基準 381
主効果スクリーニング計画 271

出力オプション 57
純粋誤差 217
信頼区間幅の増加率 426

ス

推定効率 408, 425
推定値の相対標準誤差 427
スクリーニング計画
 2因子間交互作用 129–134
 Plackett-Burman 307–311
 赤い三角ボタンのオプション 299
 カスタム計画で 126
 過飽和 135–142
 計画の種類 289
 交互作用 289
 主効果 271
 主効果のスクリーニング計画 126–129
 スクリーニング計画の種類を選択オプション 288
 説明 34, 272
 パターン列 298
 標準的な計画 224
 モデルスクリプト 317
 例 273–282
 レゾリューション 291
スクリーニングプラットフォーム
 技術的詳細 325
 起動 317
 検出力分析 321
 尺度化した推定値レポート 321
 説明 314
 対比アウトライン 319
 半正規プロット 319
 モデルのあてはめ 320
 予測値と実測値のプロット 320
 例 314–316, 322–324
スクリプト
 JSLを参照
スクリプトをスクリプトウィンドウに保存 301

セ

制約
 因子に定義 89

許可しない組み合わせ 108

線形 377

制約状態 671–673

制約の保存 100

制約のロード 100

切片のないモデル 655

説明変数の列 291

線形制約 99, 377

選択肢集合、MaxDiff計画 518

選択モデル計画

Bayes流 496

赤い三角ボタンのオプション 513

技術の詳細 514

事前の情報 503

事前分布の設定 510

処理の流れ 508

説明 34, 496

属性アウトライン 500, 508

分析 501, 504

モデルアウトライン 509

用語 496

例 497–507

ソ

相関のカラーマップ 409, 429, 463

相対的な予測分散 422, 456, 680

タ

対数正規分布 609

タグチ配列

SN比 391

内側配置計画 392

誤差因子 391

制御因子 391

性能統計量 392

説明 35

外側配置計画 392

望大特性の式 394

多項式の中心化 649

単体格子計画 374

単体重心計画 372

端点計画 375

アルゴリズム 379

範囲の制約 375

配合計画も参照

チ

中心点

拡張計画 217

単体中心計画 372

中心複合計画 330

追加 59

中心複合計画 330, 344

応答曲面計画も参照

超球面 102, 214

調整不可能因子 86

頂点

端点 375

直交 289

ツ

追加する実験数 96, 297–298, 361

テ

定数因子 86

点

軸点、中心点、重心を参照

ト

等高線メニュー 425

ハ

配合因子 86

配合計画

ABCD計画 379

Space Filling 380

隠れた切片 383

カスタム計画で 166–174

最適 371

処理の流れ 366

説明 34

線形制約 377

単体格子 374

単体重心 372

端点計画 375
内部的に計算 383
平均クラスターサイズの設定 382
モデル全体の検定 383
例 166-174, 384
配合成分の合計 102, 214
配合列プロパティ 655
説明 655-660
例 657-660
パターン列 278, 298, 362
半正規プロット 316, 319
反復、計画 215-217

ヒ

非線形計画

赤い三角ボタンのオプション 630
拡張 617
起動ウィンドウ 627
最適化基準 632
処理の流れ 628
説明 35, 612
前提条件 612
二項の例 621-627
モデル 631
例 613-627

被覆配列

赤い三角ボタンのオプション 549
因子、追加と制約 542-545
因子の追加 541
強度 528-529
計画 545
計画のロード 550
計算式 551
最適化アルゴリズム 550
最適化オプション 545
指標 547
充足不能な制約 545
処理の流れ 541
説明 34, 528
データテーブル 548
分析スクリプト 549
例 529-540

標本サイズと検出力

1 標本標準偏差 477
1 標本平均 470
1 標本割合 480
1 標本割合と 2 標本割合 479
2 標本平均 474
2 標本割合 482
Alpha 値 469
k 標本平均 476
アニメーション 473
起動 468
検出する差 470
検出力 470
シグマクオリティの水準 487
信頼性試験計画 489-491
信頼性実証 491-494
説明 36
追加パラメータ数 470
標準偏差 469
標本サイズ 470
ユニットあたり度数 485-487
ユニットあたり度数オプション 485

フ

ブロックあたり実験回数列プロパティ 670
ブロック因子 85
ブロックサイズ 143
プロット
予測値と実測値 320
分割計画 110, 185
分割実験の分散比 102, 214, 465
分散分析レポート 383

ヘ

平均クラスターサイズの設定 382, 580
平均予測分散 432, 465
平行投影 425
変更が困難な因子 110

ホ

飽和計画 96, 295
星型頂点 330

マ

満足度関数 [396](#)

満足度の最大化 [423, 457](#)

モ

モデル、指定 [55](#)

モンテカルロ球体数 [609](#)

モンテカルロシミュレーション [314](#)

ユ

有意水準 [417, 453](#)

ユニットあたり度数 [485–487](#)

ヨ

予測値と実測値のプロット [320](#)

予測分散曲面 [424](#)

予測分散プロファイル [157–158, 405, 422](#)

ラ

ラテン超方格法

Space Filling 計画 [567–571](#)

乱塊法の実験計画 [109](#)

乱数シード値の設定 [299](#)

ランダム開始点 [107](#)

リ

離散数値因子 [85, 271](#)

離散選択

選択モデル計画を参照

レ

レゾリューション [291](#)

列あたりの開始点の数 [301](#)

列プロパティ

値の順序 [663–667](#)

値ラベル [667](#)

因子の変更 [660](#)

因子の役割 [645–647](#)

応答変数の限界 [637–644](#)

コード変換 [647](#)

制約状態 [671–673](#)

説明 [635](#)

追加 [636](#)

配合 [655–660](#)

表示 [636](#)

ブロックあたり実験回数 [670](#)