



バージョン 11

実験計画 (DOE)

「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・プルースト

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

11.2

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. 2014.
『JMP® 11 実験計画 (DOE)』 Cary, NC: SAS Institute Inc.

JMP® 11 実験計画 (DOE)

Copyright © 2014, SAS Institute Inc., Cary, NC, USA

ISBN 978-1-61290-753-6

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。

U.S. Government Restricted Rights Notice: Use, duplication, or disclosure of this software and related documentation by the U.S. government is subject to the Agreement with SAS Institute and the restrictions set forth in FAR 52.227-19, Commercial Computer Software-Restricted Rights (June 1987).

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

2014年7月、第1刷

SAS® Publishing provides a complete selection of books and electronic products to help customers use SAS software to its fullest potential. For more information about our e-books, e-learning products, CDs, and hard-copy books, visit the SAS Publishing Web site at support.sas.com/publishing or call 1-800-727-3228.

SAS® and all other SAS Institute Inc. product or service names are registered trademarks or trademarks of SAS Institute Inc. in the USA and other countries. ® indicates USA registration.

Other brand and product names are registered trademarks or trademarks of their respective companies.

技術ライセンスに関する通知

- Scintilla - Copyright © 1998-2012 by Neil Hodgson <neilh@scintilla.org>.

All Rights Reserved.

Permission to use, copy, modify, and distribute this software and its documentation for any purpose and without fee is hereby granted, provided that the above copyright notice appear in all copies and that both that copyright notice and this permission notice appear in supporting documentation.

NEIL HODGSON DISCLAIMS ALL WARRANTIES WITH REGARD TO THIS SOFTWARE, INCLUDING ALL IMPLIED WARRANTIES OF MERCHANTABILITY AND FITNESS, IN NO EVENT SHALL NEIL HODGSON BE LIABLE FOR ANY SPECIAL, INDIRECT OR CONSEQUENTIAL DAMAGES OR ANY DAMAGES WHATSOEVER RESULTING FROM LOSS OF USE, DATA OR PROFITS, WHETHER IN AN ACTION OF CONTRACT, NEGLIGENCE OR OTHER TORTIOUS ACTION, ARISING OUT OF OR IN CONNECTION WITH THE USE OR PERFORMANCE OF THIS SOFTWARE.

- Telerik RadControls: Copyright © 2002-2012, Telerik. Usage of the included Telerik RadControls outside of JMP is not permitted.
- ZLIB Compression Library - Copyright © 1995-2005, Jean-Loup Gailly and Mark Adler.
- Made with Natural Earth. Free vector and raster map data @ naturalearthdata.com.
- Packages - Copyright © 2009-2010, Stéphane Sudre (s.sudre.free.fr). All rights reserved. Redistribution and use in source and binary forms, with or without modification, are permitted provided that the following conditions are met:

Redistributions of source code must retain the above copyright notice, this list of conditions and the following disclaimer.

Redistributions in binary form must reproduce the above copyright notice, this list of conditions and the following disclaimer in the documentation and/or other materials provided with the distribution.

Neither the name of the WhiteBox nor the names of its contributors may be used to endorse or promote products derived from this software without specific prior written permission.

THIS SOFTWARE IS PROVIDED BY THE COPYRIGHT HOLDERS AND CONTRIBUTORS "AS IS" AND ANY EXPRESS OR IMPLIED WARRANTIES, INCLUDING, BUT NOT LIMITED TO, THE IMPLIED WARRANTIES OF MERCHANTABILITY AND FITNESS FOR A PARTICULAR PURPOSE ARE DISCLAIMED. IN NO EVENT SHALL THE COPYRIGHT OWNER OR CONTRIBUTORS BE LIABLE FOR ANY DIRECT, INDIRECT, INCIDENTAL, SPECIAL, EXEMPLARY, OR CONSEQUENTIAL DAMAGES (INCLUDING, BUT NOT LIMITED TO, PROCUREMENT OF SUBSTITUTE GOODS OR SERVICES; LOSS

OF USE, DATA, OR PROFITS; OR BUSINESS INTERRUPTION) HOWEVER CAUSED AND ON ANY THEORY OF LIABILITY, WHETHER IN CONTRACT, STRICT LIABILITY, OR TORT (INCLUDING NEGLIGENCE OR OTHERWISE) ARISING IN ANY WAY OUT OF THE USE OF THIS SOFTWARE, EVEN IF ADVISED OF THE POSSIBILITY OF SUCH DAMAGE.

- iODBC software - Copyright © 1995-2006, OpenLink Software Inc and Ke Jin (www.iodbc.org). All rights reserved.

Redistribution and use in source and binary forms, with or without modification, are permitted provided that the following conditions are met:

- Redistributions of source code must retain the above copyright notice, this list of conditions and the following disclaimer.
- Redistributions in binary form must reproduce the above copyright notice, this list of conditions and the following disclaimer in the documentation and/or other materials provided with the distribution.
- Neither the name of OpenLink Software Inc. nor the names of its contributors may be used to endorse or promote products derived from this software without specific prior written permission.

THIS SOFTWARE IS PROVIDED BY THE COPYRIGHT HOLDERS AND CONTRIBUTORS "AS IS" AND ANY EXPRESS OR IMPLIED WARRANTIES, INCLUDING, BUT NOT LIMITED TO, THE IMPLIED WARRANTIES OF MERCHANTABILITY AND FITNESS FOR A PARTICULAR PURPOSE ARE DISCLAIMED. IN NO EVENT SHALL OPENLINK OR CONTRIBUTORS BE LIABLE FOR ANY DIRECT, INDIRECT, INCIDENTAL, SPECIAL, EXEMPLARY, OR CONSEQUENTIAL DAMAGES (INCLUDING, BUT NOT LIMITED TO, PROCUREMENT OF SUBSTITUTE GOODS OR SERVICES; LOSS OF USE, DATA, OR PROFITS; OR BUSINESS INTERRUPTION) HOWEVER CAUSED AND ON ANY THEORY OF LIABILITY, WHETHER IN CONTRACT, STRICT LIABILITY, OR TORT (INCLUDING NEGLIGENCE OR OTHERWISE) ARISING IN ANY WAY OUT OF THE USE OF THIS SOFTWARE, EVEN IF ADVISED OF THE POSSIBILITY OF SUCH DAMAGE.

- bzip2, the associated library "libbzip2", and all documentation, are Copyright © 1996-2010, Julian R Seward. All rights reserved.

Redistribution and use in source and binary forms, with or without modification, are permitted provided that the following conditions are met:

Redistributions of source code must retain the above copyright notice, this list of conditions and the following disclaimer.

The origin of this software must not be misrepresented; you must not claim that you wrote the original software. If you use this software in a product, an acknowledgment in the product documentation would be appreciated but is not required.

Altered source versions must be plainly marked as such, and must not be misrepresented as being the original software.

The name of the author may not be used to endorse or promote products derived from this software without specific prior written permission.

THIS SOFTWARE IS PROVIDED BY THE AUTHOR "AS IS" AND ANY EXPRESS OR IMPLIED WARRANTIES, INCLUDING, BUT NOT LIMITED TO, THE IMPLIED WARRANTIES OF MERCHANTABILITY AND FITNESS FOR A PARTICULAR PURPOSE ARE DISCLAIMED. IN NO EVENT SHALL THE AUTHOR BE LIABLE FOR ANY DIRECT, INDIRECT, INCIDENTAL, SPECIAL, EXEMPLARY, OR CONSEQUENTIAL DAMAGES (INCLUDING, BUT NOT LIMITED TO, PROCUREMENT OF SUBSTITUTE GOODS OR SERVICES; LOSS OF USE, DATA, OR PROFITS; OR BUSINESS INTERRUPTION) HOWEVER CAUSED AND ON ANY THEORY OF LIABILITY, WHETHER IN CONTRACT, STRICT LIABILITY, OR TORT (INCLUDING NEGLIGENCE OR OTHERWISE) ARISING IN ANY WAY OUT OF THE USE OF THIS SOFTWARE, EVEN IF ADVISED OF THE POSSIBILITY OF SUCH DAMAGE.

- R software is Copyright © 1999-2012, R Foundation for Statistical Computing.
- MATLAB software is Copyright © 1984-2012, The MathWorks, Inc. Protected by U.S. and international patents. See www.mathworks.com/patents. MATLAB and Simulink are registered trademarks of The MathWorks, Inc. See www.mathworks.com/ trademarks for a list of additional trademarks. Other product or brand names may be trademarks or registered trademarks of their respective holders.

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	17
表記規則	19
JMP のマニュアル	19
JMP ドキュメンテーションライブラリ	20
JMP ヘルプ	24
JMP を習得するためのその他のリソース	24
チュートリアル	24
サンプルデータテーブル	25
統計用語と JSL 用語の習得	25
JMP を使用するためのヒント	25
ツールヒント	25
JMP User Community	26
JMPer Cable	26
JMP 関連書籍	26
「JMP スターター」 ウィンドウ	26

2 実験計画の概要

初心者のための実験計画入門	27
実験の計画について	29
初めての実験	29
状況	29
ステップ 1: 実験を計画する	29
ステップ 2: 因子の制約を定義する	31
ステップ 3: 交互作用項を追加する	32
ステップ 4: 実験数を決める	33
ステップ 5: 計画をチェックする	34
ステップ 6: データを収集して入力する	35
ステップ 7: 結果を分析する	36

3 カスタム計画の作成

基本のステップ	41
カスタム計画の作成	43
カスタム計画に応答と因子を追加する	43
モデルの指定	47
交絡項の指定	49
実験数の選択	50
「計画」レポート	51
計画の評価	51
出力オプションを指定する	60
JMP計画テーブルの作成	61
乱塊法の作成	62
分割実験の作成	62
2段分割法の実験計画	63
2方分割法の実験計画	64
カスタム計画の特殊なコマンド	65
応答と因子の保存	66
応答と因子のロード	67
制約の保存とロード	67
乱数シード値の設定: 乱数生成の設定	68
応答のシミュレート	68
X行列の保存	69
最適化基準	70
開始点の数: ランダムな開始点の数の変更	71
球の半径: 計画を超球面上に限定	73
許可しない組み合わせ: 因子水準の制限	73
カスタム計画の詳細オプション	74
スクリプトをスクリプトウィンドウに保存	76
列プロパティの割り当て	76
列のコード変換 (最小値と最大値の指定)	77
列を配合実験の因子に設定	77
応答列の値を定義	79
列に因子の役割を割り当てる	80
「因子の変更」列プロパティの指定	81
カスタム計画の仕組み: 内部での処理	82

4 カスタム計画を使った例

.....	83
スクリーニング計画を作成する	85
主効果だけのスクリーニング計画を作成する	85
スクリーニング計画ですべての2因子間交互作用をあてはめる	86
「主効果だけ」と「すべての2因子間交互作用」の中間	88
「超」スクリーニング計画を作成する	89
柔軟性のあるブロックサイズを使ったスクリーニング計画	92
1回の追加実験で曲面の存在をチェック	96
応答曲面計画を作成する	99
予測分散曲面の検討	100
応答曲面モデルのためのI-最適計画について	101
3因子の応答曲面計画	102
ブロック因子を含む応答曲面	103
配合実験計画を作成する	108
非配合因子を含む配合計画	108
配合物をさらに配合する実験	112
カスタム計画の特殊な用途	115
固定された共変量がある場合の計画	116
時間に伴う線形傾向の影響を考慮した計画	118
変更が困難な因子を持つ計画: 分割実験	122
技術的詳細	126

5 決定的スクリーニング計画

.....	129
「決定的スクリーニング計画」プラットフォームの概要	131
決定的スクリーニングの例	132
決定的スクリーニング計画とPlackett-Burman計画の例	136

6 スクリーニング計画

.....	141
概要	143
スクリーニング計画の例	144
連続量の因子2つとカテゴリカルな因子1つの標準的な計画	144
5因子の標準的な計画	146

スクリーニング計画の作成	150
応答の入力	151
因子の入力	152
計画を選択する	153
計画の表示と変更	157
計画の生成	161
計画の評価	162
出力オプションを指定する	162
テーブルを表示する	163
Plackett-Burman計画の作成	163
主効果のみに対するスクリーニング計画	165
スクリーニング計画データの分析	167
「スクリーニング」と「モデルのあてはめ」の比較	167
「スクリーニング」プラットフォームの起動	170
スクリーニングのレポート	171
「モデルのあてはめ」プラットフォームの使用	172
スクリーニング分析のその他の例	175
Plackett-Burman計画の分析	175
過飽和実験計画の分析	176
統計的詳細	178

7 応答曲面計画

Box-Behnken計画: テニスボールの例	181
予測プロファイル	183
応答曲面プロット (等高線プロファイル)	186
Box-Behnken計画のグラフ	188
Box-Behnken計画のグラフ	190
応答曲面計画の作成	190
応答と因子を追加する	191
計画を選択する	191
出力オプションを指定する	193
テーブルを表示する	194

8 完全実施要因計画

5因子の「化学反応」の例	195
5因子の「化学反応」の例	197

「化学反応」データの分析	198
完全実施要因計画の作成	203
応答と因子を追加する	203
出力オプションを選択する	204
テーブルを作成する	205

9 配合計画

.....	207
配合計画の種類	209
最適計画	210
单体重心計画	211
計画の作成	211
单体重心計画の例	212
单体格子計画	213
端点計画	215
計画の作成	216
範囲を制約した端点計画の例	217
線形制約を追加した端点計画の例	219
端点計画の仕組み	220
ABCD計画	221
Space Filling計画	221
平均クラスターサイズの設定	222
線形制約	222
Space Filling計画の例	222
線形制約を指定したSpace Filling計画の例	223
三角図の作成	223
配合計画のあてはめ	224
モデル全体に対する検定と分散分析レポート	225
応答曲面レポートについて	225
化学配合物の例	226
計画の作成	226
配合モデルの分析	228
予測プロファイル	229
配合プロファイル	230
配合計画における応答曲面の三角図	231

10 選択モデル計画

.....	233
概要	235
予備的な選択実験の作成	237
予備的な選択実験の分析	240
事前情報を使った選択実験の計画	242
アンケート調査の実施と分析	244
「選択モデル」プラットフォームの分析	245
予測プロファイルによる効用の分析	246

11 Space-Filling計画

.....	249
Space Filling計画の概要	251
球の詰め込み法	252
球の詰め込みによる計画の作成	252
球の詰め込み計画のグラフの作成	253
ラテン超方格法	254
ラテン超方格法による計画の作成	254
ラテン超方格法のグラフの作成	256
一様計画	258
球の詰め込み、ラテン超方格法、一様計画法の比較	260
最小ポテンシャル計画	261
最大エントロピー計画	263
Gauss過程 IMSE最適計画	265
高速柔軟充填計画	266
平均クラスターサイズの設定	266
制約	266
制約を指定した高速柔軟充填計画の作成	267
高速柔軟充填計画の視覚化	267
試錐孔モデル: 球の詰め込みの例	269
試錐孔データで球の詰め込み計画を作成する	270
決定論的データの分析ガイドライン	271
試錐孔の実験結果	271

12 加速寿命試験計画

加速寿命試験の実験計画	275
加速寿命試験計画の概要	277
「加速寿命試験計画」 プラットフォームの使用	277
プラットフォームオプション	282
例	282

13 非線形形計画

非線形形計画の例	287
非線形回帰のあてはめを使ってパラメータの事前分布を定義する	289
事前データなしで非線形形計画を作成する	295
非線形形計画の作成	299
応答列と、計算式を含んだ因子列を特定する	300
非線形形計画ダイアログボックスで因子とパラメータを設定する	300
実験回数を入力し、計画をプレビューする	301
テーブルを作成または拡張する	302
非線形形計画の詳細オプション	303

14 タグチ計画

タグチ計画の手法	305
タグチ計画の例	307
データの分析	310
タグチ計画の作成	312
応答の詳細を指定し、因子を追加する	312
内側配置と外側配置を選択する	313
コード化された計画の表示	313
計画テーブルの作成	314

15 実験計画の評価

「計画の評価」 プラットフォームの使用	315
「計画の評価」 プラットフォームの起動	317
「計画の評価」 レポート	317
計画の評価	318

例	322
一部の実験結果を除外したときの影響	323
モデルを変更した場合の影響の評価	326

16 拡張計画

.....	329
「化学反応」の例: D-最適拡張	331
拡張計画の分析	334
拡張計画の作成	341
計画の反復	341
複数の中心点を追加する	345
折り重ね計画の作成	346
軸点の追加	347
新しい実験と項の追加	348
拡張計画の特殊なコマンド	351
計画行列 (X行列) の保存	352
最適化基準 (D-最適計画 / I-最適計画) の変更	352
ランダム開始点の数の選択	352
球の半径の値を指定	352
因子の組み合わせを制限	353

17 検出力と標本サイズ

.....	355
「標本サイズと検出力」プラットフォームの起動	357
1 標本平均と 2 標本平均	357
1 標本平均	359
1 標本平均での標本サイズ / 検出力アニメーション	362
2 標本平均	363
k 標本平均	364
1 標本標準偏差	366
1 標本標準偏差の例	367
1 標本割合と 2 標本割合	368
実際の有意水準	369
1 標本割合	369
2 標本割合	371
ユニットあたり度数	374

[ユニットあたり度数] の例	375
シグマクオリティの水準	376
シグマクオリティの水準の例	376
不適合数の計算例	377
信頼性試験と信頼性実証の計画	378
信頼性試験計画	378
信頼性実証	380

A 参考文献

索引

実験計画(DOE)	389
-----------------	-----

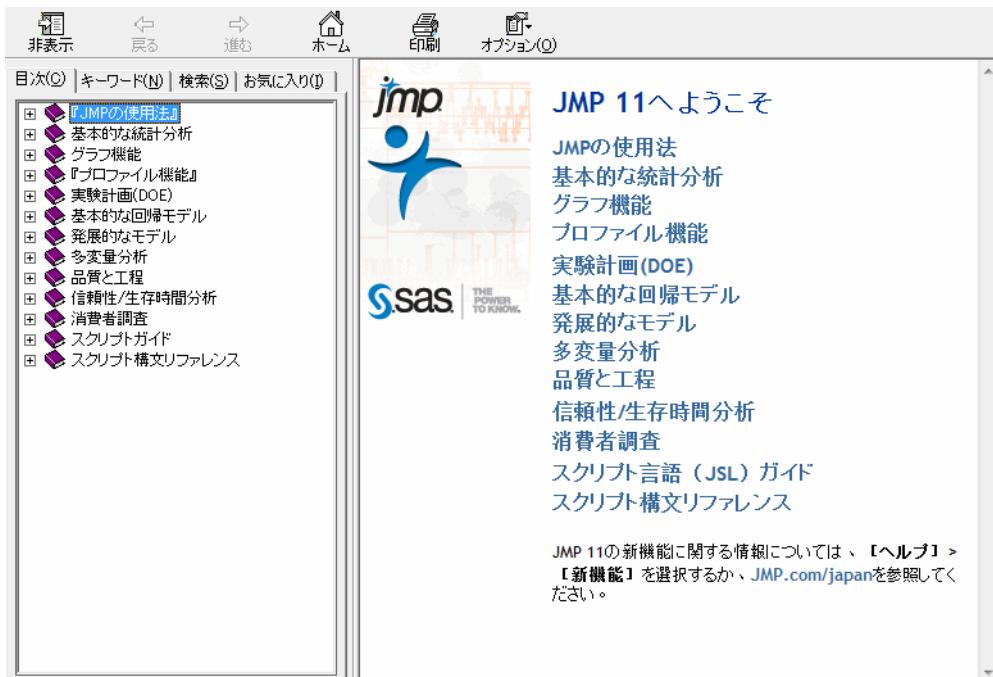
第1章

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

図1.1 JMPヘルプのホームウィンドウ (Windows)



目次

表記規則	19
JMPのマニュアル	19
JMP ドキュメンテーションライブラリ	20
JMP ヘルプ	24
JMPを習得するためのその他のリソース	24
チュートリアル	24
サンプルデータテーブル	25
統計用語とJSL用語の習得	25
JMPを使用するためのヒント	25
ツールヒント	25
JMP User Community	26
JMPer Cable	26
JMP 関連書籍	26
「JMP スターター」 ウィンドウ	26

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
- 次の項目は太字で表記しています。
 - 重要な単語や句、JMPに固有の定義を持つ単語や句
 - マニュアルのタイトル
 - 変数名
- 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 <http://www.jmp.com/software/pro/> をご覧ください。

注：特別な情報および制限事項には、この文のように「注：」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には、印刷版、PDF版、電子本など、さまざまな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。
- 電子本は [Amazon](#)、[Safari Books Online](#)、および [Apple iBookstore](#) でお求めになれます。

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	<p>[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：</p> <ul style="list-style-type: none"> 一変量の分布 二変量の関係 対応のあるペア 表の作成 <p>ブートストラップを使用した標本分布の近似方法も含まれています。</p>

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	<p>[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：</p> <ul style="list-style-type: none">• 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 <p>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。</p>
『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)] メニューのすべてのトピックについて。
『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	<p>[分析] メニューの「モデルのあてはめ」プラットフォームで使用できる、以下の手法の説明：</p> <ul style="list-style-type: none">• 標準最小2乗• ステップワイズ• 正則化回帰• 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
『発展的なモデル』	付加的なモデリング手法について学ぶ	<p>【分析】 > 【モデリング】 メニューで使用できる以下のプラットフォームの説明：</p> <ul style="list-style-type: none"> • パーティション • ニューラル • モデルの比較 • 非線形回帰 • Gauss 過程 • 時系列分析 • 応答スクリーニング <p>【分析】 > 【モデリング】 メニューの「スクリーニング」プラットフォームについては『実験計画(DOE)』で説明しています。</p>
『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	<p>【分析】 > 【多変量】 メニューで使用できる以下のプラットフォームの説明：</p> <ul style="list-style-type: none"> • 多変量の相関 • クラスター分析 • 主成分分析 • 判別分析 • PLS
『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	<p>【分析】 > 【品質と工程】 メニューで使用できる以下のプラットフォームの説明：</p> <ul style="list-style-type: none"> • 管理図ビルダーと個々の管理図 • 測定システム分析 • 変動性図/計数値用ゲージチャート • 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] メニューで使用できる以下のプラットフォームの説明： <ul style="list-style-type: none">• 寿命の一変量• 寿命の二変量• 再生モデルによる分析• 劣化分析• 信頼性予測• 信頼性成長• 信頼性ブロック図• 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] メニューで使用できる以下のプラットフォームの説明： <ul style="list-style-type: none">• カテゴリカル• 因子分析• 選択モデル• 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。

注：[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、『クリックリファレンス』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。
- <http://jmp.com/support/help/> でヘルプを検索します（英語のみ）。

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」（24ページ）を参照）
- サンプルデータ（「サンプルデータテーブル」（25ページ）を参照）
- 索引（「統計用語とJSL用語の習得」（25ページ）を参照）
- 使い方ヒント（「JMPを使用するためのヒント」（25ページ）を参照）
- Webリソース（「JMP User Community」（26ページ）を参照）
- 専門誌『JMPer Cable』（「JMPer Cable」（26ページ）を参照）
- JMPに関する書籍（「JMP関連書籍」（26ページ）を参照）
- JMPスタート（「JMPスタート」 ウィンドウ（26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、円グラフの作成、グラフビルダーの使用など、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。次の操作はすべて [ヘルプ] > [サンプルデータ] で表示されるウィンドウで行えます。

- サンプルデータディレクトリを開く。
- すべての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。
- カテゴリ別に整理されたリストからサンプルデータテーブルを見つける。

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\<バージョン番号>\Samples\Data

Macintoshの場合: \Library\Application Support\JMP\<バージョン番号>\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。

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を使うま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: 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] (Macintosh の場合は [JMP] > [環境設定] > [一般]) を選択し、[メニューのヒントを表示] のチェックを外します。

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 ページ構成のガイド、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] を選択します。

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。

<http://www.jmp.com/japan/academic/books.shtml>

「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。

- 「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。

第 2 章

実験計画の概要

初心者のための実験計画入門

この章では、JMPの「カスタム計画」を例にして、実験計画 (DOE: Design Of Experiment) について、簡単に紹介します。この章を読めば、JMPによる実験計画の方法について、大まかに理解できます。個々の状況に応じた実験計画の例や手順については、それぞれ該当する章を参照してください。

目次

実験の計画について	29
初めての実験	29
状況	29
ステップ1: 実験を計画する	29
ステップ2: 因子の制約を定義する	31
ステップ3: 交互作用項を追加する	32
ステップ4: 実験数を決める	33
ステップ5: 計画をチェックする	34
ステップ6: データを収集して入力する	35
ステップ7: 結果を分析する	36

実験の計画について

どの分野でも、生産性向上と品質改善は重要な課題です。生産性を向上させ、品質を改善するための方法は、絶えず進化しています。以前は時間と手間のかかる試行錯誤型の方法が一般的でしたが、今では、JMPで提供されているような強力でスマートでコスト効率の良い統計手法が主流になりました。

JMPでは、因子、応答、モデル、実験回数などを設定することにより、実験計画を立てることができます。JMPを使えば、どの程度、因子が応答に影響しているかを調べることができます。

初めての実験

この節では、JMPで実験を計画したことのないユーザを対象に、その操作方法と出力の見方を説明します。

ヒント：実験を作成するときは、「カスタム計画」の使用をお勧めします。その他、JMPでは従来の（クラシカルな）実験計画も用意されています。

状況

ここでの目標は、袋入りのポップコーンを電子レンジで上手に調理する条件を探ることです。何度かポップコーンを作ったことがあれば、重要な因子の値についておおよその目安ができます。

- ポップコーンの加熱時間（3～5分）
- 電子レンジの出力（レベル5～10）
- 使用するポップコーンのブランド（Top Secret または Wilbur）

コーンを加熱すると、大部分がはじけますが、はじけないまま残ってしまうコーンもあります。理想的なのは、すべて（またはほとんど）のコーンがはじけ、はじけないコーンがゼロ（またはわずか）になることです。ですから、コーンの総数に対して、はじけた割合が高いほど、上手に調理できたと言えます。

最良の調理方法を探し出すために、実験を行うことにしましょう。JMPの「カスタム計画」機能を使えば、使用するブランド、加熱時間、電子レンジの出力をどのように設定して実験を行うのかを計画することができます。この例では、実験1回につき、コーンを1袋使用することにします。そして、1袋加熱するたびに、コーンの総数とはじけたコーンの数をJMPデータテーブルの該当する行に入力することにします。すべての実験が終了したら、入力された実験データは「モデルのあてはめ」機能によって分析することができます。そして、「プロファイル」ツールによって、加熱時間、電子レンジの出力、ポップコーンのブランドにおける最適な設定値を特定することができます。

ステップ1: 実験を計画する

まず、[実験計画(DOE)] > [カスタム計画] を選択します。次に、応答と因子を定義します。

応答を定義する: はじけたコーンの数と、コーンの総数

この実験の応答は、次の2つです。

- はじけたコーンの数
- 袋に入っているコーンの総数。コーンを加熱した後、はじけたコーンの数に、はじけなかったコーンの数を加算して、コーンの総数を算出します。

デフォルトでは、カスタム計画にYという応答が1つだけ設定されています（図2.1）。

図2.1 「カスタム計画」の「応答」パネル

応答名	目標	下側限界	上側限界	重要度
Y	最大化	.	.	.

「応答」パネルで2つ目の応答を追加し、両方の応答名をわかりやすいものに変更します。

- Yと表示されている応答名をダブルクリックし、「はじけた数」と入力します。はじけたコーンの数は、多ければ多いほど良いので、目標を【最大化】のままにします。
- 2つ目の応答（コーンの総数）を追加するため、【応答の追加】をクリックし、表示されたメニューから【なし】を選択します。この応答には、デフォルトでY2という名前が付きます。
- Y2という応答名をダブルクリックし、「コーンの総数」という名前に変えます。

完成した「応答」パネルは、図2.2のようになります。

図2.2 応答名を変更し、目標を設定したところ

応答名	目標	下側限界	上側限界	重要度
はじけた数	最大化	.	.	.
コーンの総数	なし	非該当	非該当	非該当

因子を定義する: 時間、出力、ブランド

この実験には、次のような因子があります。

- ポップコーンのブランド (Top Secret または Wilbur)

- ポップコーンの加熱時間（3分または5分）
- 電子レンジの出力レベル（レベル5またはレベル10）

「因子」パネルで、次のような手順で「ブランド」という2水準のカテゴリカル因子を追加します。

1. [因子の追加] をクリックし、[カテゴリカル] > [2水準] を選択します。
2. 因子名（デフォルトでは **X1**）を変更するため、「ブランド」と入力します。
3. デフォルトの水準名（**L1** と **L2**）を変更するため、クリックして「**Top Secret**」と「**Wilbur**」と入力します。

「時間」を連続尺度の因子として追加するには、次の手順を行います。

4. [因子の追加] をクリックし、[連続変数] を選択します。
5. デフォルトの因子名（**X2**）を「時間」に変更します。
6. 同様に、デフォルトの水準（-1 と 1）をクリックし、「3」および「5」と入力します。

「出力」を連続尺度の因子として追加するには、以下の手順を行います。

7. [因子の追加] をクリックし、[連続変数] を選択します。
8. デフォルトの因子名（**X3**）を「出力」に変更します。
9. デフォルトの水準（-1 と 1）をクリックし、「5」および「10」と入力します。完成した「因子」パネルは、図2.3のようになります。

図2.3 因子名を変更し、値を設定したところ

名前	役割	変更	値
ブランド	カテゴリカル	容易	Top Secret
時間	連続変数	容易	3
出力	連続変数	容易	5

10. [続行] をクリックします。

ステップ2: 因子の制約を定義する

この実験での加熱時間は3分または5分、電子レンジの出力はレベル5または10です。経験から、次のようなことがわかっています。

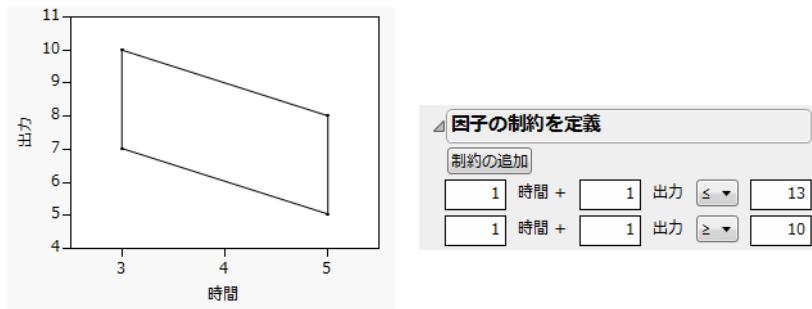
- 高い出力で長時間加熱すると、一部のコーンが焦げてしまう。
- 低い出力で短時間加熱すると、はじけるコーンの数が少ない。

コーンの加熱時間と電子レンジの出力レベルを足したものを10以上、13以下に制限したいとしましょう。それには、次の手順に従います。

- 「因子の制約を定義」のタイトルバーの横にある開閉ボタンをクリックして制約パネルを開きます（図2.4）。
- 制約を2つ定義するため、[制約の追加] ボタンを2回クリックします。
- 図2.4の右のように情報を入力すると、「時間」と「出力」の和が10未満または13より大きくなるような組み合わせが除外されます。2つ目の制約の記号を必ず「 \leq 」から「 \geq 」に変えてください。

図2.4の左で、平行四辺形に囲まれた部分が実験に使用できる領域です。電子レンジの出力を10にして5分間加熱することもできなければ、出力5で3分間加熱することもできません。

図2.4 因子に対する制約を定義



ステップ3: 交互作用項を追加する

ある因子がはじけたコーンの割合に与える効果は、他の因子の値に依存する可能性があります。たとえば、加熱時間の変更が「Wilbur」ブランドのポップコーンにもたらす効果は、「Top Secret」ブランドで同じように加熱時間を変更したときより大きい可能性があります。2つの因子が呼応してもたらす相乗効果を、**2因子間交互作用（2次の交互作用）**といいます。ここでは、ポップコーンの加熱工程のモデルに考えられる2因子間交互作用をすべて含めることにしましょう。

- 「モデル」パネルで [交互作用] ボタンをクリックし、[2次] を選択します。図2.5の左のように、モデルに2次の交互作用が追加されます。

さらに、因子と応答の関係を示すグラフが曲線になる可能性も考えられます。曲率が存在するかどうかは、2乗の項を追加した2次モデルを使って次のように検証することができます。

- [べき乗] をクリックし、[2次] を選択して連続量の因子である「出力」と「時間」の2次効果を追加します。

完成したモデルは、図2.5の右のようになります。

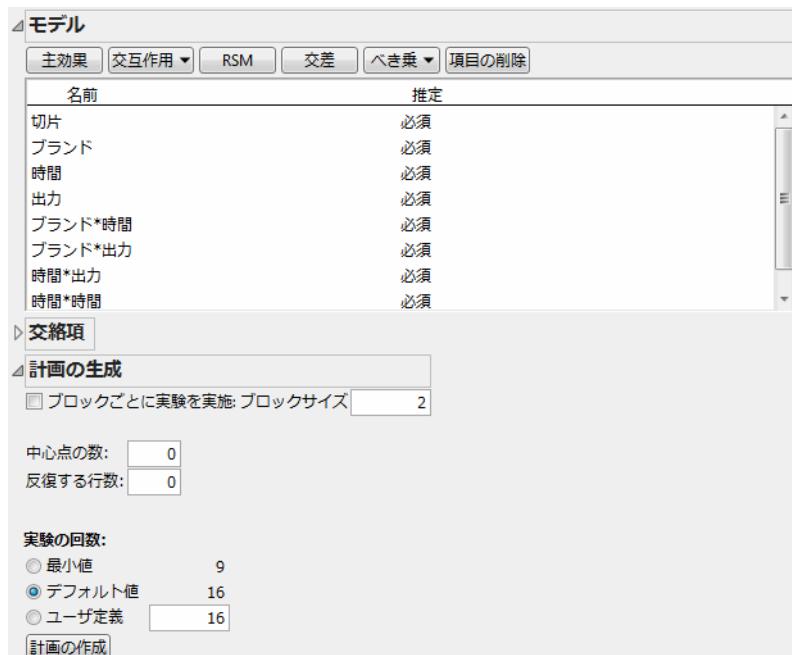
図2.5 モデルに交互作用項とべき乗項を追加



ステップ4: 実験数を決める

「計画の生成」パネルには、モデルに追加した効果とともに計算された必要な最小実験数が表示されます（図2.6）。最小値やデフォルト値を使うこともできれば、自分で実験数を指定することもできます。指定する回数に特に制限はありません。ここでは、デフォルトの回数である16を使ってみましょう。【計画の作成】をクリックして続行します。

図2.6 「モデル」パネルと「計画の生成」パネル



ステップ5: 計画をチェックする

[計画の生成] ボタンをクリックすると、図2.7の左のような計画が作成されます。JMPのカスタム計画は乱数を用いて作成される上、ポップコーンの例には1つの決まった最適計画が存在するわけではないため、実際に作成されるテーブルは図と異なる場合があります。テーブルを見ると、ブランドごとに8回の実験が必要なことがわかります。

次に、「出力オプション」セクションにある **[テーブルの作成]** をクリックします。

図2.7 [カスタム計画] の「計画」と「出力オプション」



実験	Brand	Time	Power	応答の予想値	
				1	2
1	Top Secret	3	7	0.84	
2	Wilbur	3	8.5	0.76	
3	Top Secret	3	10	3	
4	Top Secret	5	8	5.64	
5	Wilbur	5	8	1.24	
6	Top Secret	5	5	3	
7	Wilbur	3	10	1	
8	Top Secret	3	10	3	
9	Top Secret	5	5	3	
10	Wilbur	5	6.5	0.76	
11	Top Secret	4.014966	7.485034	2.01813	
12	Wilbur	4	6	0.36	
13	Wilbur	3	7	1.24	
14	Wilbur	5	5	1	
15	Wilbur	4	9	0.36	
16	Top Secret	3	7	0.84	

作成されたテーブル（図2.8）は、実験をどの順序で実行するかを示しています。また、はじけた数とコーンの総数を入力するための列も用意されています。実験の順序は図1.7から更新されていることに注意してください。

電子レンジの出力や加熱時間を小数単位で制御することはできないので、図のデータテーブルのように、出力と時間の設定値を丸める必要があります。値を修正した後の計画は、元の計画より最適度がわずかに下がりますが、これぐらいの差は無視してかまいません。

ヒント: オプションで、「出力オプション」の **[テーブルの作成]** をクリックする前に **[実験の順序]** メニューの **[左から右へ並べ替え]** を選択しておくと、データテーブル内の行がブランド順に並びます。JMPのインストール時に自動的に作成されたサンプルデータのフォルダに、実験済みの結果をまとめた「Popcorn DOE Results.jmp」データが含まれています。このデータテーブルでは、左側の因子から順に並べ替えられています。

図2.8 [カスタム計画] で生成された実験の JMP データテーブル



	ブランド	時間	出力	はじけた数	コーンの総数
1	Wilbur	5	8	•	•
2	Wilbur	3	10	•	•
3	Top Secret	3	10	•	•
4	Top Secret	4	6	•	•
5	Wilbur	5	8	•	•
6	Wilbur	4	7.4744389135	•	•
7	Top Secret	3	7	•	•
8	Top Secret	3	8.5	•	•
9	Top Secret	4	9	•	•
10	Wilbur	5	5	•	•
11	Wilbur	3	7	•	•
12	Wilbur	3	7	•	•
13	Top Secret	5	6.5	•	•
14	Wilbur	3	10	•	•
15	Top Secret	5	8	•	•
16	Top Secret	5	5	•	•

ステップ6: データを収集して入力する

JMPで作成された計画に従ってコーンを加熱します。その後、はじけたコーンとはじけないで袋の底に残ったコーンを数えます。最後に、下の図に従ってデータテーブルの該当する列に数値を入力します。

JMPのインストール時に自動的に作成されたサンプルデータのフォルダに、実験済みの結果をまとめたデータが含まれています。このデータを見るには、「Samples」>「Data」>「Design Experiment」>「Popcorn DOE Results.jmp」を開きます。図2.9のようなデータテーブルが開きます。

図2.9 ポップコーンの実験結果



	ブランド	時間	出力	はじけた数	コーンの総数
1	Top Secret	3	7	30	420
2	Top Secret	3	7	120	420
3	Top Secret	3	10	120	400
4	Top Secret	4	8	250	430
5	Top Secret	5	5	370	420
6	Top Secret	5	5	400	420
7	Top Secret	5	8	350	420
8	Top Secret	5	8	370	380
9	Wilbur	3	7	374	400
10	Wilbur	3	8	340	440
11	Wilbur	3	10	20	410
12	Wilbur	4	6	440	460
13	Wilbur	4	9	340	400
14	Wilbur	5	5	170	370
15	Wilbur	5	7	370	380
16	Wilbur	5	8	420	450

ステップ7: 結果を分析する

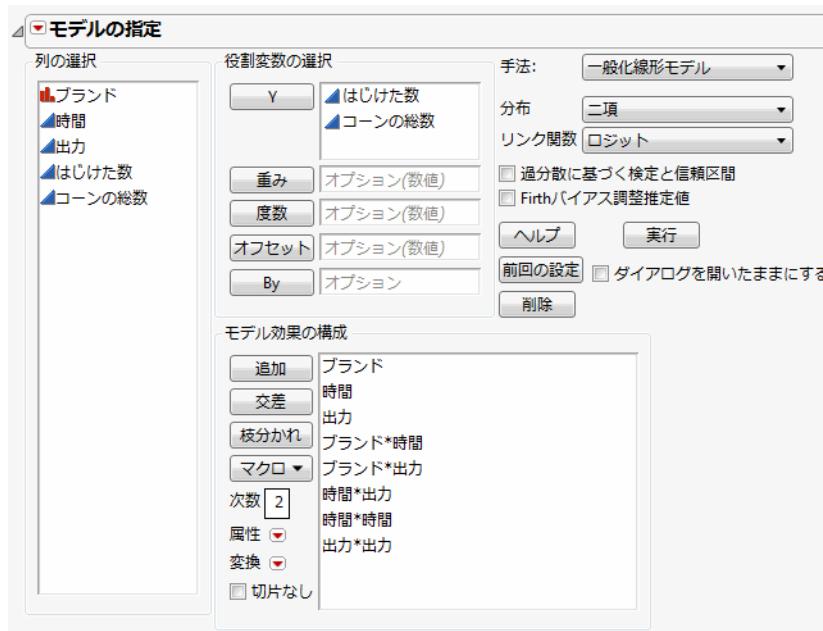
はじけたコーンの数とコーンの総数を入力したら、そのデータを分析しましょう。データテーブルの左上のパネルに、「モデル」というスクリプトが含まれています。実験計画を作成すると、最小2乗法によってモデルをあてはめるスクリプトが、「モデル」という名前でデータテーブルに保存されます。

1. 「モデル」の赤い三角ボタンをクリックし、[スクリプトの実行] を選択します。

「モデル」ダイアログボックスでは、デフォルトの手法として [標準最小2乗] が表示されています。標準最小2乗法では、応答が正規分布に従うと仮定しています。しかし、ここでははじけたコーンの割合をモデル化するので、応答が2項分布に従うと考えるのが妥当です。2項分布を仮定するには、一般化線形モデルを使用します。

2. 「手法」を [一般化線形モデル] に変更し、「分布」を [二項]、「リンク関数」を [ロジット] に設定します（図2.10）。

図2.10 モデルのあてはめ



3. [実行] をクリックします。
4. 下の方へスクロールし、「効果の検定」テーブルの「p値(Prob>Chisq)」を見てみましょう（図2.11）。この列には、p値がリストされています。p値が小さいとき（0.05未満）は、結果が統計的に有意であることを意味します。小さいp値にはアスタリスク（*）がついています。つまり、この実験では、「時間*時間」を除くすべてのモデル項が高度に有意であると結論できます。加熱時間（「時間」）、電子レンジの設定（「出力」）、ポップコーンの種類（「ブランド」）と、はじけたコーンの数との間に強い関係があることが確認できました。

図2.11 p 値を調べる

効果の検定

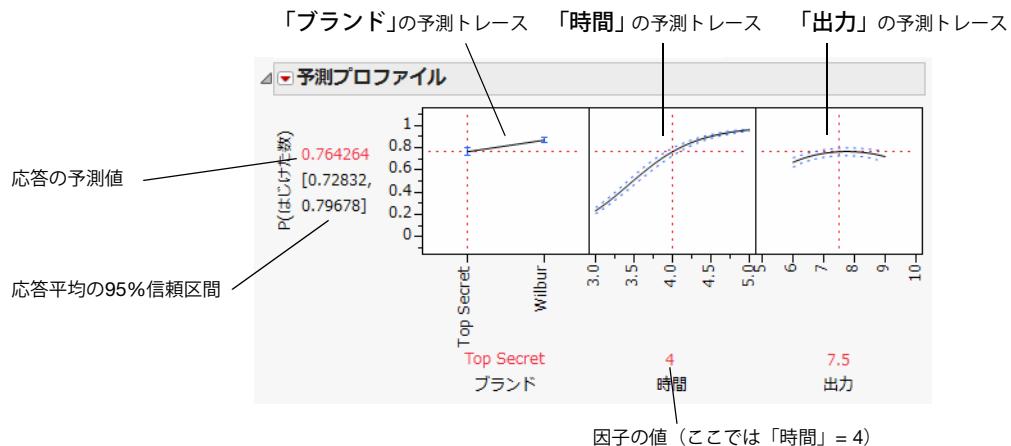
要因	自由度	尤度比カイ2乗	p 値(Prob>ChiSq)
ブランド	1	85.470408	<.0001*
時間(3,5)	1	717.99922	<.0001*
出力(5,10)	1	12.782254	0.0003*
ブランド*時間	1	435.97692	<.0001*
ブランド*出力	1	39.480267	<.0001*
時間*出力	1	7.8264948	0.0051*
時間*時間	1	3.3027281	0.0692
出力*出力	1	19.011628	<.0001*

p 値は有意性を示す。*がついた p 値は、結果が統計的に有意であることを意味している。

より詳しい分析を行うため、次の手順に従って、コーンの割合に因子が及ぼす影響を予測プロファイルによって調べます。

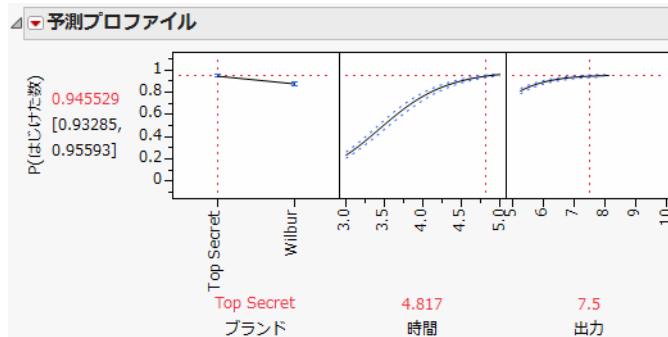
- 「一般化線形モデルのあてはめ」タイトルバーの赤い三角ボタンをクリックし、[プロファイル] > [プロファイル] を選択します。レポートの末尾に「予測プロファイル」が表示されます。図2.12は、ポップコーンの実験の「予測プロファイル」を示しています。各因子の予測トレースが表示されています。

図2.12 予測プロファイル



- 赤い縦の点線を動かすと、因子の値を変化させたときに応答にどのような影響が及ぶかがわかります。たとえば、「時間」グラフの赤い線を左右にドラッグしてみましょう（図2.13）。

図2.13 時間の値を4から5付近に移動



「時間」の値を大きくしたり小さくしたりすると、「ブランド」と「出力」の予測トレースの曲線で傾きと最大／最小値が変化します。傾きの大きな変化は、「時間」と「ブランド」、および「時間」と「出力」の間には交互作用効果（相乗効果）があることを意味します。

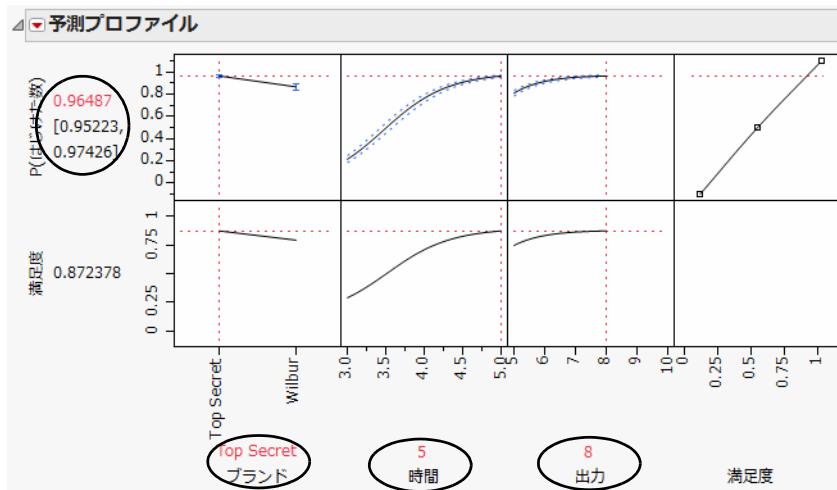
さらに、予測トレースの急勾配は因子の重要度を示します。図2.13の予測トレースでは「時間」の予測トレースの方が「ブランド」や「出力」より急勾配なので、ポップコーンのブランドや電子レンジの出力より加熱時間の方が重要であることが推測できます。

では、最後のステップに進みましょう。

- 「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、[満足度関数] を選択します。
- 「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、[満足度の最大化] を選択します。グラフが自動的に調整され、はじけたコーンの数が最大になるような設定が表示されます（図2.14）。

この実験で、ポップコーンのはじける割合を最も大きくするための条件が分かりました。電子レンジをレベル8に設定し、「Top Secret」のコーンを5分間加熱すればよいのです。予測では、この設定で加熱すればコーンの約96.5%がはじけます。

図2.14 [満足度の最大化] コマンドを実行した結果



最適な設定は、「Top Secret」ブランド、加熱時間5分、出力レベル8となります。

第3章

カスタム計画の作成 基本のステップ



工業分野において、統計手法が利用される頻度は年々高まっています。品質改善や生産性向上に関して、これらの統計手法のうち、おそらく実験計画が最も役立つでしょう。品質に大きな影響を及ぼしている**少数**の因子を特定するのに、試行錯誤を繰り返していくは、膨大なコストと時間がかかります。**実験計画**の目的は、システムや工程の振る舞いを調べ、予測し、改善することです。実験計画を用いると、なるべくコストがかからないような方法で、システムや工程を調べることができます。

状況に合った実験計画を作成するには、JMPのカスタム計画が適しています。カスタム計画では、工程における変数と制約を入力すれば、それに適した計画が作成されます。この手法は従来のツールに比べ汎用性があり、統計的な実験計画法に関する経験や知識をあまり必要としません。

カスタム計画では、任意の種類の因子をいくつでも使用できます。実験の回数を自由に設定することもできます。そのため、カスタム計画には、他のアプローチより柔軟でコスト効率が高いという特徴があります。

この章では、カスタム計画の使い方について概説します。「[カスタム計画を使った例](#)」(83ページ)の章では、配合計画や分割実験など、各種のカスタム計画の作例を紹介しています。

目次

カスタム計画の作成	43
カスタム計画に応答と因子を追加する	43
モデルの指定	47
交絡項の指定	49
実験数の選択	50
「計画」レポート	51
計画の評価	51
出力オプションを指定する	60
JMP計画テーブルの作成	61
乱塊法の作成	62
分割実験の作成	62
2段分割法の実験計画	63
2方分割法の実験計画	64
カスタム計画の特殊なコマンド	65
応答と因子の保存	66
応答と因子のロード	67
制約の保存とロード	67
乱数シード値の設定: 乱数生成の設定	68
応答のシミュレート	68
X行列の保存	69
最適化基準	70
開始点の数: ランダムな開始点の数の変更	71
球の半径: 計画を超球面上に限定	73
許可しない組み合わせ: 因子水準の制限	73
列プロパティの割り当て	76
列のコード変換 (最小値と最大値の指定)	77
列を配合実験の因子に設定	77
応答列の値を定義	79
列に因子の役割を割り当てる	80
カスタム計画の仕組み: 内部での処理	82

カスタム計画の作成

カスタム計画を開始するには、[実験計画(DOE)] メニューの [カスタム計画] を選択するか、JMP スターターの [実験計画(DOE)] カテゴリの [カスタム計画] ボタンをクリックします。その後、次のステップを実行します。

- カスタム計画に応答と因子を追加する
- モデルの指定
- 実験数の選択
- 必要に応じて、計画の診断統計量を調べる
- 出力オプションの指定
- 計画を含んだデータテーブルの作成

以下の節で、各ステップについて説明します。

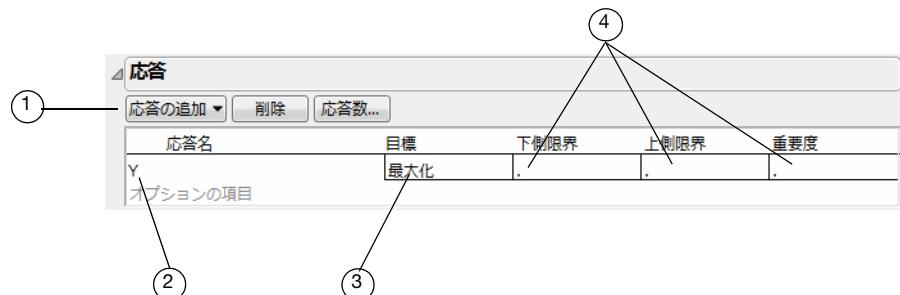
カスタム計画に応答と因子を追加する

応答の追加方法

応答を追加するには、図3.1のステップに従います。

1. 応答を1つずつ追加するには、[応答の追加] をクリックし、目標の種類を [最大化]、[目標値に合わせる]、[最小化]、[なし] の中から選択する。
2. (オプション) ダブルクリックして応答名を変更する。
3. (オプション) 応答の目標をクリックして変更する。
4. クリックして下側限界、上側限界、重要度を入力する。

図3.1 応答の追加



ヒント：複数の応答をまとめて一度に追加するには、[応答数] ボタンをクリックし、追加する応答の数を入力します。

応答の目標の種類と下側および上側限界を指定する

応答を追加する際に、最大化（望大特性）、最小化（望小特性）、もしくは特定の値（望目特性）になることが目標なのか、決まった目標がないのかを指定できます。

ここで、目標の種類(図3.1のステップ3)と下側および上側限界(図3.1のステップ4)の関係を説明しましょう。

- 強度や歩留りのような応答の場合、通常は値が大きいほど良いということになります。その目標を達成するための設定が、【最大化】です。
- 【最小化】は、汚濁度や不良のような、応答が最小になることを目標とする設定です。
- 【目標値に合わせる】は、製造部品の寸法のような、応答が特定の値になることを目標（最良）とする設定です。デフォルトの目標値は、指定された上側限界と下側限界の中間に設定されます。

注：応答の目標値が上側限界と下側限界のちょうど中間ではない場合は、計画からテーブルを作成した後、デフォルトの値を変更することができます。それには、データテーブル内で列情報ダイアログボックスを開き（[列] > [列情報]）、希望の目標値を入力します。

応答の重要度について

全体的な満足度は、ユーザが重要度のフィールドに入力した各応答の重み（図3.1のステップ4）を使って計算され、最大化されます。応答が1つしかない場合、重要度を指定する必要はありません。応答が2つある場合は、片方の応答に対し、より高い重要度を指定することによって、より大きな重みを与えることができます。

必要に応じて応答をシミュレート

実際に実験を行ってデータを収集する前に、シミュレーションによる値を使って事前に分析を実行することができます。

- 計画を作成します。
- 【テーブルの作成】ボタンをクリックする前に、「カスタム計画」タイトルバーの赤い三角ボタンをクリックし、【応答のシミュレート】を選択します。
- 【テーブルの作成】をクリックして計画テーブルを作成します。Y列にシミュレートした応答の値が表示されます。
- カスタム計画と拡張計画の場合は、計画のテーブルと同時にもう1つのウィンドウ（図3.2）が開きます。テーブルのY列に適用したい値をウィンドウに入力し、【適用】をクリックします。入力した数値は、式の係数に相当します。たとえば図3.2の式は「 $y = 28 + 4X1 + 5X2 + \text{ランダムな誤差}$ 」となります。この式で「ランダムな誤差」は平均が0、標準偏差が1の正規分布に従います。

図3.2 カスタム計画と拡張計画でシミュレートする応答の値を指定

△応答をシミュレート

効果	Y
切片	28
X1	4
X2	5
誤差の標準偏差	1

適用

因子の追加方法

因子を入力するには、図3.3のステップに従います。

1. 因子を1つ追加するには、[因子の追加] をクリックし、種類として [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]、[調整不可能] のいずれかを選択する。「因子の種類」(45ページ) を参照してください。
2. 水準数を増やすには、因子をクリックして [水準の追加] を選択する。
3. 因子をダブルクリックして因子名を変更する。
4. クリックし、因子の設定を実験ごとに変更する難しさを、[容易]、[困難]、[非常に困難] の中から選択する。設定を [困難] もしくは [非常に困難] にすると、分割実験（1段分割実験、2段分割実験、もしくは2方分割実験）が作成される。
5. 因子の値をクリックして入力または変更する。水準を削除するには、クリックしてDeleteキーを押し、次にReturn (Enter) キーを押す。
6. 複数の因子を追加する場合は、[N個の因子を追加] ボックスに因子の数を入力してから [因子の追加] ボタンをクリックし、種類を選択する。

図3.3 カスタム計画に因子を入力

Diagram illustrating the 'Factors' dialog box with numbered callouts:

- 1: 'Factor' button
- 2: 'x1' and 'x2' factor names in the list
- 3: 'x2' factor name in the list
- 4: 'Continuous' type for 'x1'
- 5: 'L1' and 'L2' level values for 'x2'
- 6: 'Add N factors' button

The dialog box shows the following settings:

名前	役割	変更	値
x1	連続変数	容易	-1
x2	カテゴリカル	容易	L1 L2

因子の種類

因子を追加するには、[因子の追加] ボタンをクリックし、因子の種類を選択します。

連続量 連続変数の因子は、必ず数値を取ります。連続変数の因子は、理論的には、指定した下限値と上限値の間のどの数値にでも設定できます。

離散数値 この因子は、不連続の数値を取ります。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、デフォルトでは、その因子に対して $k-1$ 次の多項式が設定されます。デフォルトがこのような設定であるのは、因子の水準として、指定された複数の水準すべてを用いるためです。モデルが 1 次式の場合には、因子の端の値だけを用いた、主効果の計画となります。

カテゴリカル 数値または文字の値を取ります。カテゴリカルな値は、順序は特に意味を持ちません。値が数字なら、数字の大きさで順序が決まり、文字なら、並べ替え順序（内部コード順）に従います。カテゴリカル因子の値は離散値で、順序は特に意味を持ちません。例としては、「機械」、「オペレータ」、「性別」などが挙げられます。

ロック 数値または文字の値を取ります。ロック因子は、カテゴリカル因子の特殊形態です。ロック因子を指定すると、ロック因子の水準ごとに指定された回数の実験をもつ計画が作成されます。

共変量 数値または文字の値を取ります。共変量の因子は制御できませんが、実験前に値がわかっています。

配合 配合因子は、配合物を構成する連続量の因子です。配合における因子の比率（0～1）を値として取ります。

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、固定されたままでです。

調整不可能 数値または文字の値を取ります。調整不可能な因子は、実験の際に制御することができない値を持ちます。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。

設定の変更が容易、困難、または非常に困難な因子：分割実験の最適計画

分割実験は、実験全体をグループに分け、グループごとに因子の値を固定して実験を行うものです。これは、工業分野の実験で特に便利です。1回ごとに変化させると膨大な費用と手間がかかってしまう因子もあるため、そのような因子を固定したまま複数の実験を行えるのが利点です。これまで、市販のソフトウェアには分割実験の計画や分析全般を行う機能が備わっていました。

因子設定の変更の難しさを指定するには、「因子」パネルの「変更」列をクリックし、[容易]、[困難]、または [非常に困難] を選択します。設定を [困難] にすると、分割実験が作成され、[非常に困難] に設定すると、2段分割実験が作成されます。

詳細については、「[分割実験の作成](#)」(62 ページ) の節を参照してください。

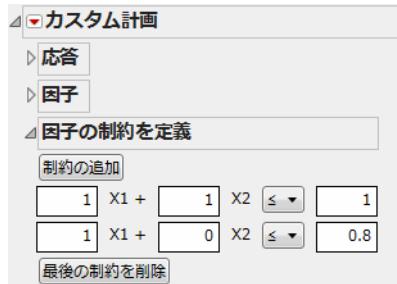
必要に応じて因子の制約を定義

複数の因子を設定するとき、範囲内であればどんな値でも組み合わせられるとは限りません。たとえば、電子レンジの出力と加熱時間を調整して、ポップコーンがどれだけはじけるかを調べる場合、高い出力で長時間加熱してしまうとコーンが焦げてしまします。そのため、因子の水準に制約を加える必要があります。

制約を定義するには、次の手順を行います。

1. 因子を追加して【続行】をクリックした後、「因子の制約を定義」の開閉ボタン (Windows では▶◀、Macintosh では▶▼) をクリックしてパネルを開きます。
2. 【制約の追加】ボタンをクリックします。なお、許可しない因子の組み合わせや球の半径を指定するなど、すでに計画領域に制限を加えている場合は、この機能は使用できません。

図3.4 制約の追加



3. 上の図のように、表示されたボックスに係数とその限界値を入力します。制約の向きを変更するには、デフォルトの [≤] ボタンをクリックし、[≥] を選択します。
4. さらに制約を追加するには、【制約の追加】ボタンをもう一度クリックし、上記のステップを繰り返します。

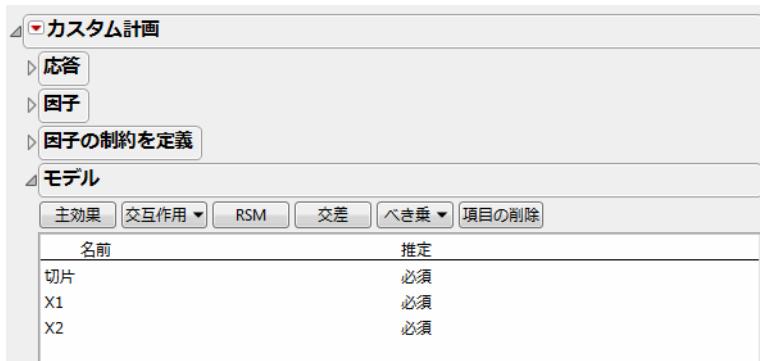
制約を削除するには

最後の制約を削除するには、【最後の制約を削除】ボタンをクリックします。

モデルの指定

最初、「モデル」パネルには入力した因子に対応する主効果だけがリストされます (図3.5)。ただし、[離散数値] の因子に対しては、デフォルトで多項式も追加され、高次の項の「推定」列が「可能な場合のみ」に設定されます。高次の項の「推定」列は「可能な場合のみ」に設定されます。これらの項を常に推定するような計画にしたい場合は、「推定」列での設定を「必須」に変更します (「推定: [必須] または [可能な場合のみ] の項」 (49ページ) を参照)。

図3.5 「モデル」ウィンドウ



モデルに項を追加する

交互作用やべき乗の項（連続尺度のとき）をモデルに追加することも可能です。たとえば、2因子間交互作用と2次効果（2乗の効果）を一度に追加するには、[RSM] ボタンをクリックします。表3.1は、各種の因子をモデルに追加する方法をまとめた表です。

表3.1 モデルに項を追加する方法

アクション	操作
選択した因子の交互作用項を追加する。 因子を選択しなかった場合、指定した次数の交互作用がすべて追加されます。	[交互作用] ボタンをクリックし、[2次]、[3次]、[4次]、[5次] のいずれかを選択します。たとえば、X1とX2という因子がある場合に [交互作用] > [2次] をクリックすると、モデル項のリストに $X1 \times X2$ という項が追加されます。
すべての2次の効果（2因子間交互作用および2乗の効果）を追加する。	[RSM] ボタンをクリックします。このボタンをクリックすると、計画の作成時に D -最適でなく I -最適化基準が使われるようになります。
特定の交差積の項を追加する。	<ol style="list-style-type: none"> 因子名を強調表示します。 モデル効果のリスト内で項を強調表示します。 [交差] ボタンをクリックします。
モデル効果に連続量の因子のべき乗を追加する。	[べき乗] ボタンをクリックし、[2次]、[3次]、[4次]、[5次] のいずれかを選択します。

推定: [必須] または [可能な場合のみ] の項

追加した項の「**推定**」列の値を指定できます。カスタム計画は、「推定」列を「**必須**」に指定した項が必ず推定可能となるように作成されます。項が「**可能な場合のみ**」に設定されている場合、カスタム計画のアルゴリズムは、選択された実験回数の範囲内で、その項を推定可能にしようとします。Bayes流のD-最適計画法を用いて、「**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できるような（一部の潜在的な項は推定可能になるような）計画を作成します。詳細については、「[1回の追加実験で曲面の存在をチェック](#)」(96ページ) および「[Bayes流のD-最適化基準](#)」(127ページ) を参照してください。

交絡項の指定

モデルに指定した項と、「**交絡項**」パネルに指定した項の間に見られる交絡関係（別名関係）を調べることができます。

たとえば、主効果が3つ、実験回数が6回の計画を指定した場合に、これらの主効果が2因子および3因子の交互作用と交絡するかどうかを確認したいとします。「**交絡項**」パネルで、図3.6に示すとおりに交互作用を指定します。さらに、「**計画の生成**」パネルで実験回数として「6」を指定します。

図3.6 交絡項



「**カスタム計画**」パネルの下部にある「**計画の作成**」ボタンをクリックした後、「**計画の評価**」パネルの「**交絡行列**」パネルを開いて交絡行列を確認します。図3.7を参照してください。

図3.7 交絡行列

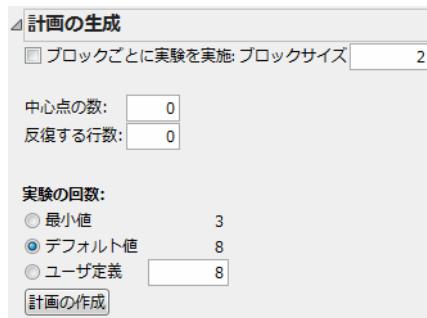
効果	X1*X2	X1*X3	X2*X3	X1*X2*X3
切片	-0.5	0	0	0.5
X1	0	0.5	0.5	0
X2	0	0.5	0.5	0
X3	0.5	0	0	-0.5

この例では、すべての主効果が2つの交互作用と部分的に交絡しています。「[交絡行列（交絡パターン）について](#)」(58ページ) も参照してください。

実験数の選択

「計画の生成」パネル（図3.8）には、モデルに追加した効果をもとに計算された必要な最小実験数が表示されます。また、他にも、デフォルトの実験数を選択したり、ユーザ自身が任意の実験数を指定したりもできます。1回の実験にかかるコストと、実験の結果得られる情報とを天秤にかけて、適切な実験数を選択してください。

図3.8 実験数の種類



「計画の生成」パネルで選択できる実験の回数には、次のようなものがあります。[ブロックごとに実験を実施: ブロックサイズ] の詳細については、「[乱塊法の作成](#)」(62ページ) を参照してください。

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、連続量の各因子の範囲における中心で行う実験を指します。

反復する行数 計画において反復させる実験点の個数を指定します。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。与えられた行数を反復させた計画のなかで、最適な計画が探索されます。

最小値 計画を作成するために最低限必要な実験数です。[最小値] を採用した場合に作成される計画は、飽和モデルです（誤差の自由度がありません）。これはリスクのある選択肢なので、実験にかかるコストが極めて高いため、最低限必要な実験だけしか行えない場合だけ選択するようにしてください。

デフォルト カスタム計画が推奨する実験数です。この値は、最小回数に数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 希望の実験回数を指定できます。「実験の回数」ボックスに値を入力します。

注: 一般には、最小標本サイズより大きく、かつ各因子の水準数の倍数となる自然数のうち最小の数が、実験回数として提案されます。

「計画の生成」パネルで希望の実験回数を指定したら、[計画の作成] をクリックします。

「計画」レポート

「計画の作成」をクリックすると、「カスタム計画」レポートが更新されます。この「計画」レポートには、作成された計画が表示されます。このレポートには、「応答の予想値」という列があり、各セルに応答の予測値が入力できるようになっています（図3.10）。

「応答の予想値」のデフォルト値は、「検出力分析」レポートにおける係数から計算されています。つまり、「応答の予想値」のデフォルト値は、「検出力分析」レポートの「係数の予想値」を用いて、指定されたモデルに基づき計算されています。「検出力分析」（52ページ）を参照してください。

「検出力分析」レポートの「係数の予想値」を指定して【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」と検出力の計算結果が、指定された係数に対するものに更新されます。逆に、「応答の予想値」を指定して、【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」と検出力の計算結果が、指定された応答値に対するものに更新されます。

計画の評価

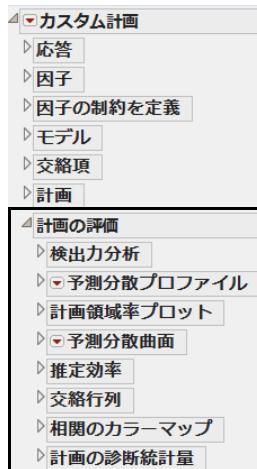
グラフや表などの診断ツールによって、作成された計画を評価できます。

表示される診断ツールは、モデルの種類によって異なりますが、一般には次のようなツールが表示されます。

- 検出力分析
- 予測分散プロファイル
- 計画領域率プロット
- 予測分散曲面
- 推定効率
- 交絡行列
- 相関のカラーマップ
- 計画の診断統計量

上記の診断ツールは、「計画の評価」レポート内に表示されます（図3.9を参照）。「予測分散プロファイル」は必ず作成されますが、「予測分散曲面」プロットは複数の変数がある場合のみ作成されます。「交絡行列」は、交絡項が指定されている場合にのみ表示されます。

図3.9 カスタム計画の「計画の評価」と診断ツール



検出力分析

「検出力分析」レポートでは、検出力を検討できます。検出力とは、所定量の効果を検出できる確率のことです。検出力は、実験回数、誤差分散、有意水準によって違ってきます。このレポートは、作成する計画で重要な効果を検出できるかどうかを評価するうえで役立ちます。特に、追加の実験が必要かどうかを判断できます。

検出力は、モデルのパラメータと効果の両方に対して計算されます。連続変数、離散数値、カテゴリカル、ブロック、配合、共変量の因子に対して、また、「推定」列が「必須」および「可能な場合のみ」の両方の項に対して計算されます。「因子の追加方法」(45ページ) および「モデルの指定」(47ページ) を参照してください。

図3.10は、主効果と交互作用項の両方を推定する2因子計画の「計画」レポートと「検出力分析」レポートです。因子X1は連続変数で、因子X2は4水準 (L1, L2, L3, L4) のカテゴリカル因子です。「検出力分析」レポートの「パラメータ」列では、X2の水準の3つの指示変数に対応する項が「X2 1」、「X2 2」、「X2 3」と表示されています。交互作用項の「X1*X2」も4水準の効果です。対応する指示変数は、「X1*X2 1」、「X1*X2 2」、「X1*X2 3」として表記されています。

「係数の予想値に基づき変更」ボタンの下のパネルには、水準数が3つ以上のカテゴリカルな効果に対する検出力の計算結果が表示されます。この計画におけるカテゴリカルな効果は、主効果「X2」と交互作用効果「X1*X2」です。

図3.10 「計画」レポートと「検出力分析」レポート

△計画

実験	応答の予想値	
	X1	X2
1	-1	L1
2	1	L2
3	1	L3
4	-1	L4
5	-1	L1
6	-1	L2
7	1	L3
8	1	L4
9	1	L1
10	-1	L2
11	-1	L3
12	-1	L4
13	1	L1
14	1	L2

△応答の予想値に基づき変更

△計画の評価

△検出力分析

有意水準	0.05	
RMSEの予想値	1	
パラメータ	係数の予想値	検出力
切片	1	0.844
X1	1	0.844
X2 1	1	0.462
X2 2	-1	0.462
X2 3	1	0.372
X1*X2 1	1	0.462
X1*X2 2	-1	0.462
X1*X2 3	1	0.372

△係数の予想値に基づき変更

効果	検出力
X2	0.59
X1*X2	0.59

デルタ

「検出力分析」レポートでは、検出したい値が、平均の差ではなく、「係数の予想値」においてモデルパラメータという形で示されています。実験によって検出したい差は、「デルタ」と呼ばれています。デルタの値を設定するには、「カスタム計画」の赤い三角ボタンのメニューから [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。デフォルトのデルタ値は2です。「[検出力計算のデルタの設定](#)」(75ページ) を参照してください。

「検出力分析」レポートのオプション

「検出力分析」レポートには次のオプションがあります。

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。

パラメータ パラメータに関連付けられているモデル項。

係数の予想値 係数の値。この値が、検出力計算と、「計画」レポートの「応答の予想値」列の値の計算に使用されます。「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」の値が更新されます。

検出力 誤差が「RMSEの予想値」で与えられた大きさである時に、「係数の予想値」で指定されたパラメータの値を、指定された有意水準の検定で検出する確率。なお、2水準の場合、平均の差は、「係数の予想値」を2倍したものである。

水準数が3つ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。

検出力 「因子のいずれかの水準における平均が、他と異なる」という対立仮説の検定における検出力。なお、この検定の帰無仮説は、「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。

検出力分析の解釈

「係数の予想値」のデフォルト値は、連続量の効果の場合は1です。カテゴリカルな効果の場合は1と-1が交互に現れます。デルタの値（検出目標とする差）は、「係数の予想値」のデフォルト値の絶対値の2倍となります（「デルタ」（53ページ）および「検出力計算のデルタの設定」（75ページ）を参照）。「係数の予想値」に入力されるデフォルト値に基づいて、以下のように検出力計算が行われます。

- 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、「平均の差がある」こと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。

応答の予想値の指定

また、「計画」レポートの「応答の予想値」を指定して、検出力を検討することもできます。【応答の予想値に基づき変更】をクリックすると、「検出力分析」レポートの「係数の予想値」と検出力の計算結果が適宜更新されます。

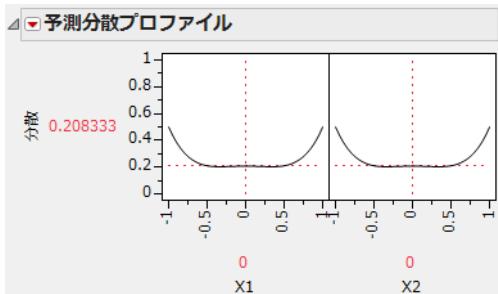
予測分散プロファイル

図3.11の例は、変数が2つ、実験回数が12の応答曲面モデル（RSM）の予測分散プロファイルです。これに類似した応答曲面計画を表示するには、次の手順に従ってください。

- 【実験計画(DOE)】>【カスタム計画】を選択します。
- 「因子」パネルで連続尺度の因子を2つ追加します。

3. [続行] をクリックします。
4. 「モデル」パネルで [RSM] をクリックします。
5. [計画の作成] をクリックします。
6. 「予測分散プロファイル」を開きます。

図3.11 変数が2つある応答曲面計画の1因子実験のレイアウト



ある実験計画における予測値の分散（予測分散）は、誤差分散に、計画および因子の値に依存する数量を掛け合わせて算出します。応答のデータを収集するまでは、誤差分散がわからないので、予測値の分散も不明です。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、予測値の相対分散と呼ばれ、計画と因子の値だけによって決まるので、応答データがなくても計算できます。予測分散プロファイルは、予測の相対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の関数として、予測値の相対分散がプロットされます。

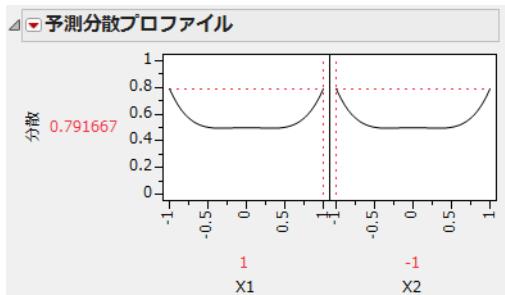
実験を行い、データを収集し、モデルをあてはめれば、実際の予測分散を計算できます。それには、予測値の相対分散に、最小2乗法で得られた誤差の平均平方（MSE）を掛け合わせます。

予測値の分散は、因子の領域全体にわたって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方法の1つは、予測分散プロファイルを並べて検討することです。予測値の分散が平均的に小さい方が優れた計画といえます。

予測分散プロファイルにおいて因子の値を変更するには、垂直線をドラッグして動かします。垂直線を動かすことにより、予測値の分散が大きくなる因子の値を特定することができます。

計画を評価または比較するもう一つの方法は、予測分散の最大値を最小にしてみることです。「予測分散プロファイル」タイトルバーにある【満足度の最大化】コマンドを使うと、モデルの予測値の分散が最大になるポイントを特定できます。図3.12にある2因子のRSMモデルを検討してみましょう。プロットを見ると、分散が最大（最悪のケース）になるときの因子の値がわかり、モデルの許容度を評価するのに役立ちます。

図3.12 予測分散の最大値を調べる



計画領域率プロット

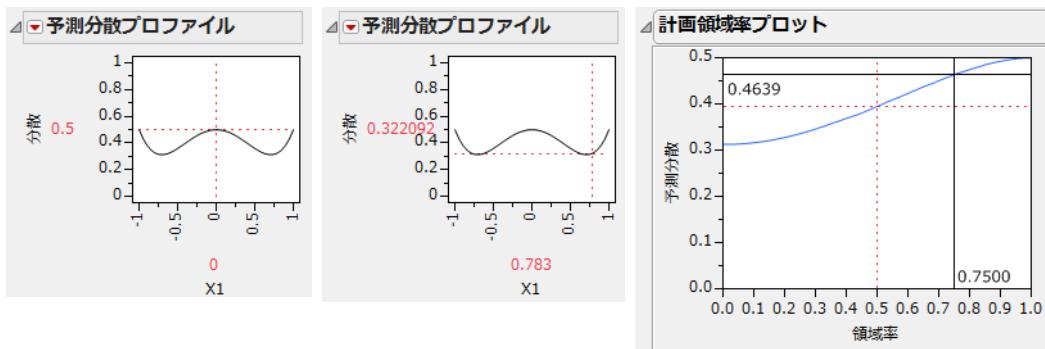
計画領域率プロット (Fraction of Design Space plot) は、モデルの予測分散のうち、どれだけが特定の値より上 (または下) にあるかを調べるためのプロットです。単純な例として、1因子の2次モデルの予測分散プロットを検討してみましょう (図3.13の左)。予測分散プロットから、100%の範囲において、予測分散の値が0.5より小さいことがわかります。縦のトレースを動かしてみると、100%の範囲において、予測分散の値が0.322より大きいこともわかります。

これと同じ情報が、計画領域率プロットに示されています。予測分散がY軸の値以下になっている領域の比率が、0～100%でX軸に示されています。この単純な例では、計画領域率プロットにより、計画領域の100%において予測分散が0.5より小さく、0%が約0.3より小さいことを確認できます。十字ツールを使えば、任意の値を調べることができます。図3.13の右にある例は、予測分散の値が約0.4639より小さくなる領域は全体の75%であることを示しています。

注:「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。

「計画領域率プロット」は、因子が複数ある場合に特に便利です。このプロットは、予測分散の状況を、すべての因子から構成される領域に占める割合で示したものです。

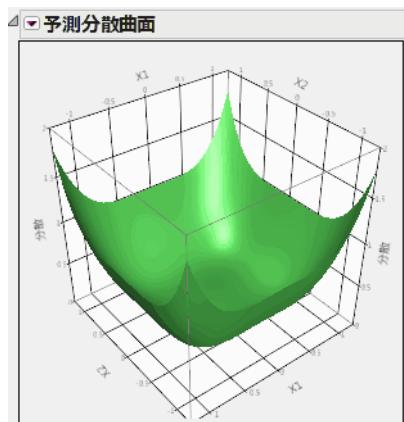
図3.13 分散プロファイルと計画領域率プロット



予測分散曲面

因子が複数ある場合、予測分散曲面プロットが作成されます。これは、予測分散を曲面で表したもので、プロットに用いる任意の2つの変数を指定できます。この機能は、【グラフ】>【曲面プロット】で開くプラットフォームを利用して実行され、同じ機能をすべて備えています。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。図3.14は、2因子のRSMモデルの予測分散曲面プロットです。X軸とY軸は因子、Z軸は予測分散を示します。どちらの因子も、分散の高い領域と低い領域がはっきりとわかります。このプロットを図3.12の予測分散プロファイルと比較してみてください。

図3.14 2因子のRSMモデルの予測分散曲面プロット



「曲面プロット」プラットフォームについての詳細は、『プロファイル機能』を参照してください。

推定効率

「推定効率」レポートを開くと、モデル効果ごとに「信頼区間幅の増加率」と「パラメータの相対標準誤差」を示す表が表示されます。

「信頼区間幅の増加率」は次式で計算されます。

$$FI = \sqrt{n(X'X)_{ii}^{-1}} - 1$$

この式で、

X は、モデルの効果に対する計画行列、

$(X'X)_{ii}^{-1}$ は、 $(X'X)^{-1}$ の*i*番目の対角要素、

n は、実験回数です。

これらの値は、パラメータの信頼区間幅を、理想的な計画で与えらえる信頼区間幅と比較したときの増加率を示します。理想的な計画は直交計画ですが、実現が難しい場合があります。直交計画の場合、増加率はゼロになります。計画の選択に際しては、増加率ができるだけ小さくなるものを選びます。

「パラメータの相対標準誤差」は次式で計算されます。

$$RSE = \sqrt{(X'X)^{-1}_{ii}}$$

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。

交絡行列（交絡パターン）について

「交絡行列」の開閉ボタン（Windowsでは▶➡、Macintoshでは▶▼）をクリックすると、交絡行列が表示されます（図3.15）

交絡行列は、モデル項と、「交絡項」パネルで指定した項（「交絡項の指定」（49ページ）を参照）の間に見られる交絡関係を示します。ここで交絡パターンを確認できます。

図3.15 交絡行列

効果	X1*X2	X1*X3	X2*X3	X1*X4	X2*X4	X3*X4	X1*X5	X2*X5	X3*X5	X4*X5
切片	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
X1	0	0	0	0	0	1	0	-1	0	0
X2	0	0	0	0	0	0	-1	0	0	0
X3	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0
X4	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0
X5	-1	0	0	0	0	0	0	0	0	0

交絡行列の計算式

モデルの計画行列をX、影響があるかもしれない効果（「交絡項」パネルで指定する効果）の行列をZとする、交絡行列は次式により計算されます。

$$A = (X'X)^{-1}X'Z$$

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。

$$A = (X'V^{-1}X)^{-1}X'V^{-1}Z$$

ここで、Vは共分散行列です。

Bayes流の最適計画では、交絡行列は次式で計算されます。

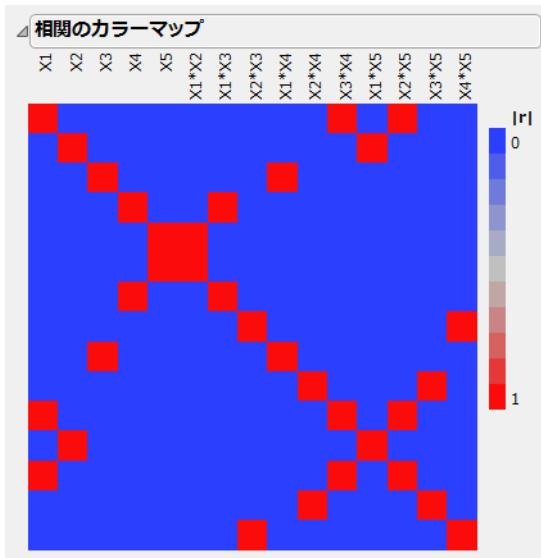
$$A = (X'X + K^2)^{-1}X'Z$$

Bayes流のD-最適計画では、 K^2 は、[可能な場合のみ]の交互作用項に対しては16、他の[可能な場合のみ]の項に対しては1、[必須]の項に対しては0をもつ対角行列です。これらの対角要素の値は、「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】にて変更できます。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。

相関のカラーマップ

「相関のカラーマップ」パネル（図3.16を参照）には、すべてのモデル項と、「交絡項」パネルで指定した項（[「交絡項の指定」](#)（49ページ）を参照）の間に見られる相関関係が示されます。色は、相関の絶対値に対応しています。

図3.16 相関のカラーマップ



計画の診断統計量表

「計画の診断統計量」を開くと、 D 効率、 G 効率、 A 効率、予測分散の平均、計画の作成にかかった時間が表示されます。計画の効率は、次のように計算されます。

$$D\text{-効率} = 100 \left(\frac{1}{N_D} |\mathbf{X}'\mathbf{X}|^{1/p} \right)$$

$$A\text{-効率} = 100 \left(\frac{p}{\text{trace}(N_D(\mathbf{X}'\mathbf{X})^{-1})} \right)$$

$$G\text{-効率} = 100 \left(\frac{\sqrt{p}}{\frac{\sqrt{N_D}}{\sigma_M}} \right)$$

この式で、

- N_D は計画内のポイント数

- p は切片も含めたモデル内の効果の数
- σ_M は計画で予測される最大標準誤差

注: 「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。

これらの効率は、計画の特性を数学的に表す数値です。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。効率の値は、ある計画の絶対的な質を評価するためではなく、同じモデル、同じ実験回数で作成した 2 つの計画を比較するために使用するのが適切です。

図 3.17 カスタム計画と診断統計量

△計画の診断統計量	
D-最適計画	
D効率	94.2809
G効率	83.70289
A効率	88.88889
平均予測分散	0.375
計画作成時間 (秒)	0.133333

出力オプションを指定する

「出力オプション」パネルでは、どのようにテーブルを出力するかを指定できます。

図 3.18 「出力オプション」パネル

出力オプション

実験の順序:

「実験の順序」では、作成したデータテーブル内で実験をどの順序で表示するかを指定します。次の中から選択できます。

変更なし 出力テーブルの行 (実験) が「計画」パネル内と同じ順序で並びます。

左から右へ並べ替え 出力テーブル内の行 (実験) が左から右へと並べ替えられます。

ランダム化 出力テーブル内の行 (実験) 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 出力テーブル内の行 (実験) が右から左へと並べ替えられます。

ブロック内でランダム化 出力テーブル内の行 (実験) 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。

JMP計画テーブルの作成

「計画」パネルでレイアウトを確認したら、[テーブルの作成] ボタンをクリックします。テーブルの各部分には、JMPで作業を続けるために必要な情報が含まれています。計画テーブルの左上には、次のようなスクリプトのうち、該当するものが含まれます。

- 「スクリーニング」スクリプト。作成された計画に対し、[分析] > [モデル化] > [スクリーニング] プラットフォームを開いて分析を実行します。
- 「モデル」スクリプト。[分析] > [モデルのあてはめ] プラットフォームを開いて計画に適したモデルをあてはめます。
- 「制約」スクリプト。「カスタム計画」の「因子の制約を定義」パネルで入力したモデルの制約を表示します。
- 「DOE ダイアログ」スクリプト。計画テーブルの作成に使用されたダイアログボックスと計画テーブルを再現します。

図3.19 計画テーブルの例

		X1	X2	Y
1	カスタム計画			
2	モデル	1	-1	1
3	DOEダイアログ	2	1	1
		3	-1	-1
		4	1	-1
		5	-1	-1
		6	1	1
	列(3/0)			
	X1*			
	X2*			
	Y*			

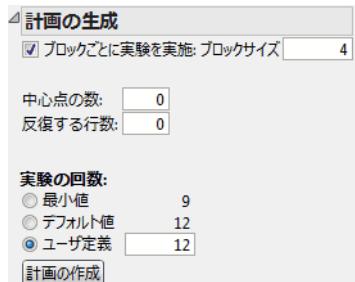
- この部分には、テーブルがどのタイプの計画から作成されたかが表示される。この名前を変更するには、「カスタム計画」をクリックして編集する。
- 「モデル」はスクリプト。赤い三角ボタンをクリックして [スクリプトの実行] を選択すると、「モデルのあてはめ」ダイアログボックスが開き、計画に適した分析を実行するための設定が表示される。
- 「DOE ダイアログ」はスクリプト。赤い三角ボタンをクリックして [スクリプトの実行] を選択すると、「カスタム計画」のダイアログが表示され、新しい計画テーブルも作成される。

乱塊法の作成

実験は、多くの場合、複数のブロックに分ける必要があります。その際、異なるブロックでは状態は異なるけれども、同じブロックにおける状態はできるだけ同じになります。たとえば、Goos (2002) で取り上げている実験計画では、パイ生地の配合を数日にわたって実験しています。どの日に実施される実験も、日ごとのランダムな環境の差異から影響を受けることはほぼ間違いありません。このように、各実験ブロックごとに制御や再現ができない影響がある場合には、乱塊法による実験計画が役に立ちます。Goos (2002) の例では、実験計画の目的は、送り速度、元の水分量、スクリューの回転速度という3つの因子に生地の属性がどのように依存するかを調べることです。1日に実施可能な実験は4回です。実験回数を日ごとにグループ分けするときには、日によってばらつきが生じると考えられるので、そのばらつきによって3つの因子に関する情報がかき消されてしまうないようにするのが重要です。ここでは、1日、1日をブロックとし、1日に4回だけ実験します。この場合、日ごとの効果の因子が、乱塊法における変量効果のブロック因子にあたります。

乱塊法の実験計画を作成するには、カスタム計画において応答と因子を追加し、通常の方法でモデルを定義します。そして、「計画の生成」パネルで、[ブロックごとに実験を実施] チェックボックスをオンにし、1ブロックの実験回数を入力します。そして、標本サイズを選択または入力すると、それらの設定に基づいて、実験が各ブロックに割り当てられます。

図3.20 ブロックへの実験回数の割り当て



この例の「計画の生成」パネルを見ると、ブロックあたりの実験回数が4で、実験回数が12であるため、3日(3ブロック)にわたって4回ずつ実験することになります。実験回数が乱塊法のブロックサイズで割り切れない場合は、一部に実験の少ないブロックが生じます。

分割実験の作成

分割実験は、実験をグループ(一次単位)に分けて実行する場合に作成する実験計画で、グループごとに特定の因子の値が固定されます。これは、因子の値を実験のたびに変更するのが難しい場合や、頻繁に値を変更するとコストがかかる場合に便利です。JMPでは、固定される因子のことを、変更が「困難」な因子と呼びます。工業分野で分割実験が必要になるのは、変更が困難な因子が存在するためです。

完全無作為化計画(割り付けが完全にランダムな計画)では、どの因子も実験のたびに設定が変更されます。そうすると、変更が困難な因子でも頻繁に変更しなければならなくなります。

因子の変更が困難なことがわかっている場合は、「変更」列で【容易】(デフォルト)を【困難】に変えておきます。そして、一次単位の数を指定します。

分割実験の作成例は、「[変更が困難な因子を持つ計画: 分割実験](#)」(122ページ)で紹介されています。

カスタム計画で分割実験を作成するには、次の手順を行います。

1. 「因子」パネルに「変更」という列があります。どの因子も、この列はデフォルトでは「容易」に設定されています。いずれかの因子を「困難」に変えたい場合は、「変更」列の値をクリックして「困難」を選択します。
2. 因子の定義が完了して【続行】をクリックすると、一次単位の数を指定するためのテキストボックスが表示されます。ここには、モデルのパラメータすべてを推定するのに必要な最小限の数を上回っていれば、どんな数でも入力できます。ボックスを空白にしておくこともできます。その場合、固定パラメータの総合的なばらつきが最小になるような一次単位の数が使用されます。

注:「一次単位の数」テキストボックスを欠側値とした場合は、さまざまな数を検討した上でモデル係数に関して最大の情報を与えるような数が自動的に採用されます。具体的には、行列式の $\mathbf{X}'\mathbf{V}^{-1}\mathbf{X}$ (\mathbf{V}^{-1} は応答の分散行列の逆行列) を最大化する値です。行列 \mathbf{V} は、存在する一次単位の数の関数なので、一次単位の数が変われば \mathbf{V} も変わり、計画に含まれる情報量に差が生じます。

ある因子を使用したときに必ず分割実験が作成されるようにするには、その因子がすべての実験で「困難」になるよう、因子のテーブルに列情報を保存します。詳細については、「[「因子の変更」列プロパティの指定](#)」(81ページ)を参照してください。

2段分割法の実験計画

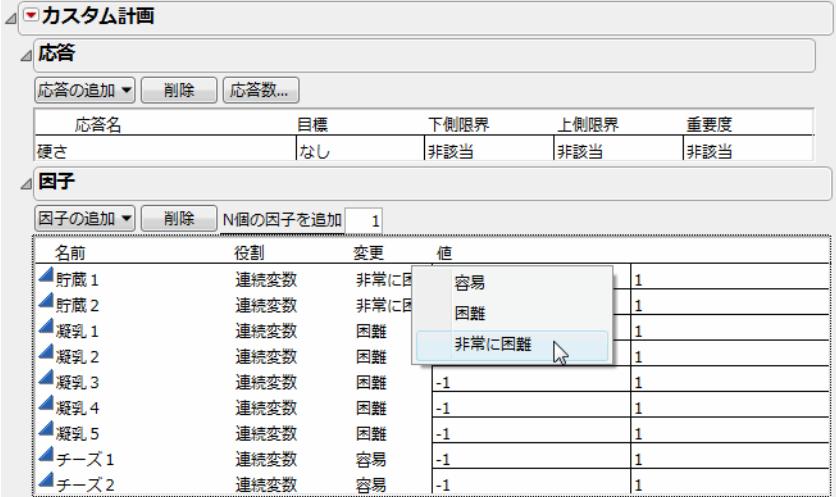
2段分割法は、分割実験を3層に拡張したものです。因子が、変更の非常に困難な因子、変更の困難な因子、変更の容易な因子に分かれます。最上層の、変更が非常に困難な因子は、一次単位内で固定されたままです。中間層の、変更が困難な因子は、二次単位内で固定されます。最後の、変更が容易な因子は、二次単位内の各実験ごとに変更されます。この実験計画は、3つのステップを経て処理が行われる場合に適しています。第1のステップでは、変更が「非常に困難」な因子が割り振られます。この因子は、一度、割り振ると、後の処理では変更できません。次に、変更が「困難」な因子を割り振る第2ステップに進みます。そして、その後、変更が「容易」な因子を割り振る第3ステップに進みます。

Schoen (1999) は、このような3ステップの処理の例として、チーズ製造の2段分割法を紹介しています。第1ステップは、牛乳の貯蔵です。通常、貯蔵タンク1台から、数台の凝乳処理ユニットに牛乳を供給することができます。この凝乳処理が、第2ステップです。その後、凝乳は複数に分割され、更に処理が行われ各種チーズ製品が製造されます。

2段分割法では、ある処理段階から次の処理段階に移る時点で、共通の性質をもつグループのものが、複数に分割されます。上記の例では、同一の貯蔵タンク内の牛乳が、複数の凝乳処理ユニットに分けられます。このため、貯蔵タンクと凝乳処理ユニットは、入れ子構造になっています。

図3.21は、チーズ製造の例です。

図3.21 カスタム計画による2段分割法



The screenshot shows the 'Custom Design' software interface. The 'Responses' panel (応答) contains a table with one row: '硬さ' (Hardness) with 'なし' (None) under '目標' (Target), and '非該当' (Not Applicable) under both '下側限界' (Lower Limit) and '上側限界' (Upper Limit). The 'Factors' panel (因子) shows a table with 10 rows of factors. The columns are '名前' (Name), '役割' (Role), '変更' (Change), and '値' (Value). The '変更' column for the 4th row ('凝乳 2') is currently set to '非常に困難' (Extremely Difficult), which is highlighted with a blue box and a cursor. The other rows have '困難' (Difficult) or '容易' (Easy) in the '変更' column, and values ranging from -1 to 1 in the '値' column.

応答名	目標	下側限界	上側限界	重要度
硬さ	なし	非該当	非該当	非該当

名前	役割	変更	値
貯蔵 1	連続変数	非常に困難	1
貯蔵 2	連続変数	非常に困難	1
凝乳 1	連続変数	困難	1
凝乳 2	連続変数	非常に困難	1
凝乳 3	連続変数	困難	-1
凝乳 4	連続変数	困難	-1
凝乳 5	連続変数	困難	-1
チーズ 1	連続変数	容易	-1
チーズ 2	連続変数	容易	-1

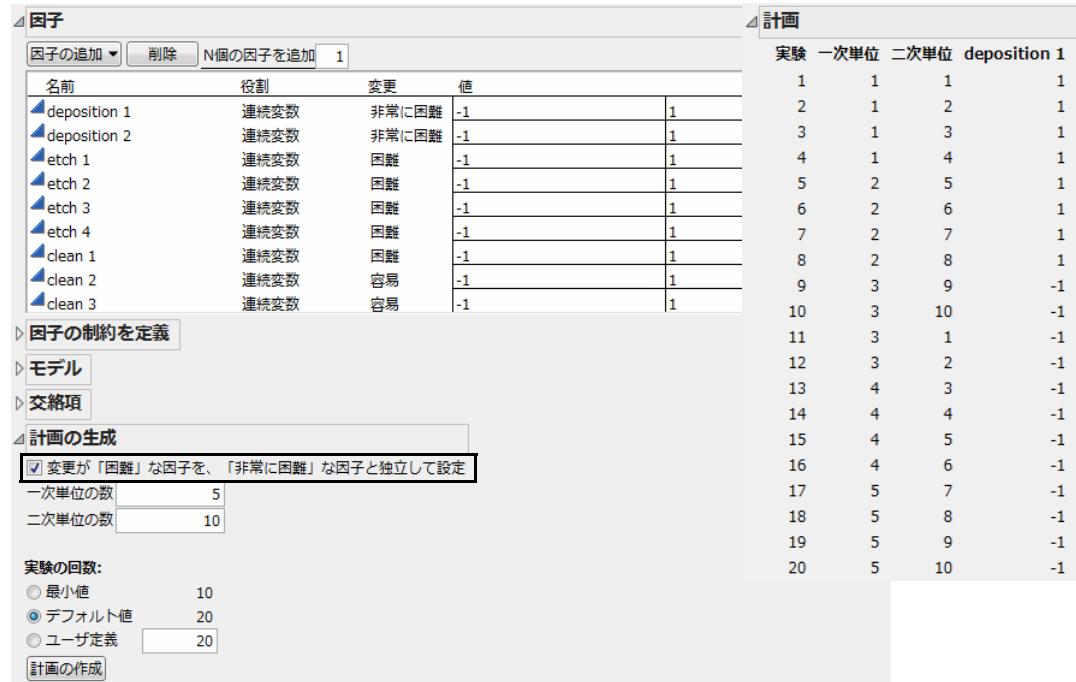
2分割法の実験計画

2分割法の実験計画は、ある処理段階から次の処理段階に移る間に材料の並べ替えが行われる場合に用います。第1段階において、材料を順番に処理して、ラベルを貼ったとします。2分割法では、第1段階の終わりですべての材料を回収し、第2段階の前に順番をランダムに入れ替えます。この場合、第2段階の因子は、第1段階の因子の入れ子ではなくなります。たとえば、半導体の製造では、ウエハを載せたポートが第1処理段階を通過します。そして、複数のポートのウエハが一旦、集められた後、複数のグループに分けて第2段階に送られます。

2分割実験を作成するには、通常の方法で応答と因子を入力し、各因子を「非常に困難」、「困難」、「容易」に指定します。次に、「計画の生成」パネルで「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3.22）。この例では、「計画の生成」パネルにおいて、一次単位が6、二次単位が12、実験回数が24に指定されています。

「計画の作成」をクリックすると、図3.22の右にあるような計画が作成されます。一次単位と二次単位がリストされていますが、二次単位は一次単位の入れ子になっています。

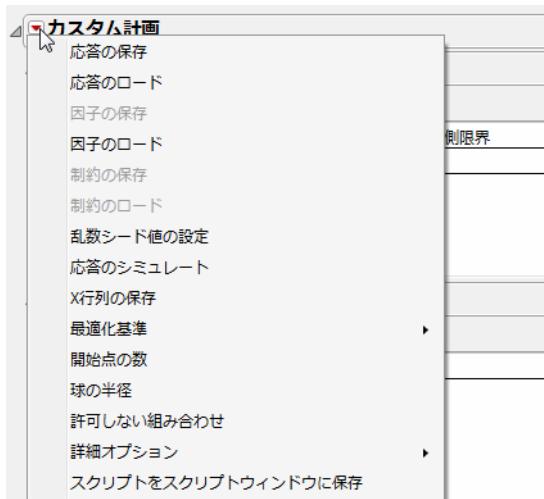
図3.22 カスタム計画による2方分割計画



カスタム計画の特殊なコマンド

[実験計画(DOE)] > [カスタム計画] を選択し、タイトルバーにある赤い三角ボタンをクリックすると、カスタム計画に使用できるコマンドが表示されます（図3.23）。どの実験計画を選択したかによってメニューの内容が異なりますが、応答と因子を保存・ロードするコマンドや乱数シード値を設定するコマンドは、どの計画でも表示されます。各種の計画を作成する際、このメニューを開き、使用できるコマンドの種類を確認してみましょう。ここで紹介されている以外のコマンドについては、該当する計画の章に説明があります。

図3.23 赤い三角ボタンをクリックしてコマンドを表示



ここでは、各コマンドとその使用方法について説明します。

応答と因子の保存

応答や因子に名前および値を指定した場合、保存しておけば後でさらなる実験を行うときに再び使うことができます。

因子や応答を保存するには、次の手順を行います。

1. [実験計画(DOE)] メニューから計画のタイプを選択します。
2. 該当するパネルに因子と応答を入力します（詳細については「[カスタム計画に応答と因子を追加する](#)」(43ページ) を参照）。
3. タイトルバーの赤い三角ボタンをクリックし、[応答の保存] または [因子の保存] を選択します。

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。その他の列には、「下側限界」、「上側限界」、「応答目標」、「重要度」の情報が含まれます。

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が作成されます。列には、2つの列プロパティがあります（「列」パネルを見ると列名の横にアスタリスクが付いています）。これらのプロパティは、次のとおりです。

「因子の役割」は、因子が実験計画(DOE)の因子であることを示し、その因子の種類（連続変数、カテゴリカル、ブロックなど）を保存します。

「因子の変更」は、因子水準の変更の難易度（[容易]、[困難]、[非常に困難] のいずれか）を示します。

4. データテーブルを保存します。

応答と因子のロード

応答や因子を保存しておくと、すばやく計画に適用することができ、実験のたびに入力し直す必要がありません。

以前保存した応答や因子を使って実験を計画するには、次の手順を行います。

1. 因子の名前と水準が保存されているデータテーブルを開きます。
2. 「実験計画(DOE)」メニューから計画のタイプを選択します。
3. タイトルバーの赤い三角ボタンをクリックし、[応答のロード] または [因子のロード] を選択します。

ヒント: 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ができますが、その場合も、すべての列に因子の種類を割り当てる必要があります。それには、列名を右クリックして [列情報] を選択し、[列プロパティ] > [因子の役割] を選択します。「因子の役割」パネルに表示された種類をクリックし、該当する種類を選択します。

制約の保存とロード

カスタム計画、拡張計画、および配合計画で因子の制約を設定した場合は、それを保存し、後で行う実験に使うことができます。保存した因子の制約は、すばやく計画に適用することができ、実験のたびに入力し直す必要がありません。

因子の制約を保存するには、次の手順を行います。

1. 「実験計画(DOE)」メニューから計画のタイプを選択します。
2. 該当するパネルに因子の制約を入力します（詳細については「[カスタム計画に応答と因子を追加する](#)」(43ページ) を参照）。
3. タイトルバーの赤い三角ボタンをクリックし、[制約の保存] を選択します。[制約の保存] コマンドにより、制約の設定パネルに入力した情報が JMP テーブルに保存されます。制約ごとに列が作成され、「制約状態」(ConstrainState) という列プロパティが、値（「greater than」または「less than」）とともに保存されます。1変数ごとに1つの行が対応づけられており、また、最後の行は不等式における右辺の値を表しています。
4. データテーブルを保存します。

以前保存した因子の制約を使って実験を計画するには、次の手順を行います。

1. 因子の制約が保存されているデータテーブルを開きます。
2. 「実験計画(DOE)」メニューから計画のタイプを選択します。
3. タイトルバーの赤い三角ボタンをクリックし、[制約のロード] を選択します。

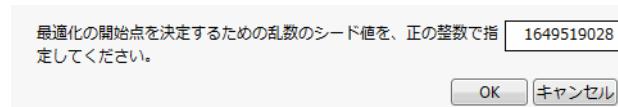
乱数シード値の設定: 乱数生成の設定

最適計画は、乱数による値を初期値として求められます。最適計画の計算に必要な乱数シード値を設定するには、タイトルバー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。

ウィンドウが開き、その計画のシード値が表示されます (図3.24)。ここで新しいシード値を設定し、計画を実行し直すことができます。

前の計画と同じシード値を使うと、同じ計画が作成されます。

図3.24 乱数シード値の設定



注: 乱数シード値は、次に説明する応答のシミュレーションでも使用されます。

応答のシミュレート

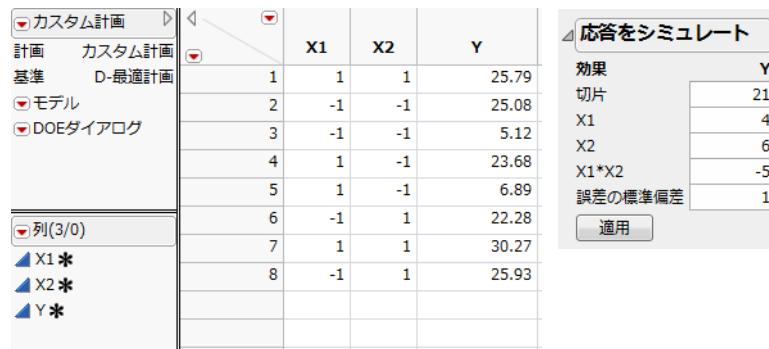
カスタム計画 (またはその他の計画) を定義した時点では、応答のデータは存在しません。実際に実験データを収集する前に、応答に仮のデータを代入して分析を行うと、定義された計画の特徴を把握するのに役立ちます。[応答のシミュレート] コマンドを使えば、カスタム計画で作成される JMP テーブルの応答に乱数が挿入されます。このコマンドは、[テーブルの作成] をクリックする前に選択します。[テーブルの作成] をクリックすると、計画のデータテーブルが作成され、Y列にシミュレートした応答の値が表示されます。

カスタム計画と拡張計画の場合は、係数を設定するための新しいウィンドウが表示されます。このウィンドウの項は、計画のウィンドウで定義したモデルに対応しています。任意の係数値を入力し、[適用] をクリックすると、データテーブルのY値が更新されます。たとえば、因子が2つで交互作用があるモデル (図3.25) の場合、式は、次のようになります。

$$y = 21 + 4X1 + 6X2 - 5X1X2 + \text{ランダムな誤差}$$

上の式で、ランダムな誤差は平均が0、標準偏差が1の正規分布に従います。

図3.25 カスタム計画でシミュレートした応答の例



X行列の保存

ここでは、モーメント行列と計画行列(X)の行数をログで確認する方法を説明します。

モーメント行列と計画行列のスクリプトを作成し、計画から生成されるデータテーブルにこれらの行列をテーブルプロパティとして保存するには、「カスタム計画」タイトルバーの赤い三角ボタンをクリックし(図3.23)、[X行列の保存]を選択します。計画とテーブルを作成すると、テーブルプロパティとして「モーメント行列」と「計画行列」という2つのスクリプトが保存されます。

いずれのスクリプトも、作成されたデータテーブルの左上のパネルから選択して実行できます。各スクリプトの実行結果はログに表示されます。「モーメント行列」スクリプトを実行すると、Momentsというグローバル行列の行数がログに表示されます。同様に、「計画行列」スクリプトを実行すると、Xというグローバル行列の行数がログに表示されます。「モーメント行列」と「計画行列」は、「計画の評価」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。

これらのスクリプトをデータテーブルに保存しておくと、あとでも計画行列を簡単に作成でき、他の計画の計画行列とすぐに比較できます。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。これらの機能の使用例を次に紹介します。

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、「カスタム計画」のドロップダウンメニューから [X行列の保存] を選択します。
4. 「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。
5. 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。

6. データテーブルの左上のパネルの「カスタム計画」の下で「モーメント行列」の赤い三角ボタンをクリックし、[スクリプトの実行] を選択します。「N Row(: : Moments) : 7」という結果がログに表示されます。これは、Moments というグローバル行列の行数を示しています。「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（モデル項は、データテーブルの左上のパネルで「モデル」の赤い三角ボタンをクリックし、[スクリプトの実行] をクリックして表示できます）。この例の「モーメント行列」スクリプトは各モーメントの値を表示します。「モーメント行列」の赤い三角ボタンをクリックし、[編集] を選択すると、スクリプト本文が表示されます。

```
Moments = [1 0 0 0 0 0 0,
0 0.333333333333333 0 0 0 0 0,
0 0 0.333333333333333 0 0 0 0,
0 0 0 0.333333333333333 0 0 0,
0 0 0 0 0.111111111111111 0 0,
0 0 0 0 0 0.111111111111111 0,
0 0 0 0 0 0 0.111111111111111];
```

7. データテーブルの左上のパネルの「カスタム計画」の下で「計画行列」の赤い三角ボタンをクリックし、[スクリプトの実行] を選択します。「N Row(: : X) : 8」という結果がログに表示されます。これは、X というグローバル行列の行数を示しています。X 行列は、計画に依存します。次の行列は、この例のスクリプトの X 行列です。「計画行列」の赤い三角ボタンをクリックし、[編集] を選択すると、X 行列が定義されているスクリプトを表示できます。

```
X = [1 -1 1 -1 -1 1 -1,
1 1 1 1 1 1 1,
1 -1 -1 -1 1 1 1,
1 1 -1 -1 -1 -1 1,
1 1 1 -1 1 -1 -1,
1 1 -1 1 -1 1 -1,
1 -1 1 1 -1 -1 1,
1 -1 -1 1 1 -1 -1];
```

なお、モーメント行列は、次式によって計算されています。

$$M = \int_R f(x) f(x)' dx$$

上の式で、M は計画に依存しないパラメータ空間のモーメント行列であるため、事前に計算しておくことができます。 $f(x)'$ は、 x の因子の組み合わせを表す行ベクトルです。モーメント行列と計画行列の詳細については、Myers, Montgomery, and Anderson-Cook (2009, pp. 365-371) を参照してください。なお、「モーメント行列」は、同本では、「領域モーメントの行列」(matrix of region moments) と呼ばれています。計画行列は、「モデル行列 (model matrix)」と呼ばれる場合もあります (Goos and Jones, 2011)。

最適化基準

最適化基準を変更するには、「カスタム計画」タイトルバーの赤い三角ボタン (図3.23) をクリックして [最適化基準] を選択し、次のいずれかのオプションを選択します。

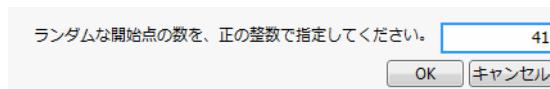
- D-最適計画の作成
- I-最適計画の作成
- 交絡最適計画の作成

デフォルトでは、「モデル」パネルで **[RSM]** ボタンを使って効果を追加し、2次モデルを作成した場合を除き、どのタイプの計画でも **[推奨する最適化法]** として D-最適化が行われます。各最適化基準の詳細については、「[技術的詳細](#)」(126 ページ) を参照してください。

開始点の数: ランダムな開始点の数の変更

ランダムな開始点の数を変更するには、「カスタム計画」のタイトルバーにある赤い三角ボタンをクリックし(図 3.23)、**[開始点の数]** をクリックします。このコマンドを選択すると、図 3.26 のようなウィンドウが開き、計画で使用するランダムな開始点の数を入力するためのテキストボックスが表示されます。テキストボックスには、計画に応じた開始点の数がデフォルトとして表示されていますが、任意の数に変更することができます。数をデフォルトに戻すには JMP を再起動する必要があります。

図 3.26 開始点の数を選択



注: 計画の反復計算に時間がかかり過ぎている場合は、**[キャンセル]** ボタンをクリックしてくださいすると、処理が中止され、その時点で見つかった最良の計画が採用されます。

開始点の数を変更する理由

最適計画を求めるときの問題の1つは、求められた最適計画が、常に理論的な最適計画と一致するとは限らない点です。理論的に知られている最適計画の例としては、直交計画があります。直交計画は、因子空間が立方体で表される計画の中で、特定の線形加法モデルに対する D-最適計画になっています。

因子の数と標本サイズが大きくなればなるほど最適化の問題は顕著になり、最適化処理が大域的な最適解ではなく局所最適解で収束してしまいがちです。

次の点に注意してください。

- 最適化処理でランダムな開始点が使用される場合、作成される計画は常に同じとは限りません。ランダムな開始点を増やすと、計画の最適化が改善できる傾向にあります。
- 2 水準の因子しかない計画では、最適な直交計画における行列式が簡単に求められます。そこで、ランダムな開始点から反復計算を行っていき、候補の計画における行列式が最適なものと一致したら、反復計算をその時点で停止するようにしています。最適な行列式と一致して途中で停止した時の計画は、D-最適で、かつ、直交計画です。

ランダムな開始点のデフォルト数: 技術的詳細

JMPは、大域的な最適解を見つけるまで永遠に反復計算を続けるわけではありません。アルゴリズム（座標交換）の1回の反復にかかる時間は、標本サイズとモデル内の項数の積にだいたい比例して長くなります。標本サイズが小さいうちは多数のランダム開始点を使い、計画が大きくなるにつれて標本サイズの2乗に反比例するようにランダム開始点を減らしていくけば、計画の作成にかかる時間は通常の標本サイズの範囲ならだいたい一定に保つことができます。

「カスタム計画」は、常に、理論的な最適計画を求めようとします。例えば、次のように実行します。

- 2水準の一部実施要因計画は、主効果と2因子交互作用のモデルすべてに対するD-最適計画です。
- ラテン方格法による計画は、適切な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対するD-最適計画です。
- Plackett-Burman計画は、主効果モデルに対するD-最適計画です。

「カスタム計画」プラットフォームは、上記のような特殊なケースを検出すると、ランダム開始点の数を増やします。それ以外の場合、デフォルトのランダム開始点の数は次のように標本サイズ(n)に従って決められています。

表3.2 標本サイズとランダム開始点の数

標本サイズ	開始点の数
9以下	80
10～16	40
17～24	10
25～32	5
33以上	4

次の例外に注意してください。

- 各因子の水準数が2で、モデル項が因子より1つ多く、標本サイズが4の倍数である場合、開始点の数は上の表にある値の40倍になります。
- 実験回数が32で、すべての因子の水準数が2の場合は、表3.2でのデフォルトの開始点が15になります。
- 計画がラテン方格法の可能性がある場合、開始点の数は1000です。
- モデルの項数が100を超える場合、ランダム開始点の数は1です。

1つの開始点による処理を実行するたびに、計画が理論的な最適計画であるかどうかが検証され、最適計画であれば反復計算は停止します。そのため、デフォルトの開始点の数が多くても、ほんの一部の開始点だけで最適計画が見つかる場合もあります。反復計算に時間がかかり過ぎている場合は、[キャンセル]ボタンをクリックすれば、その時点で見つかった最良の計画が採用されます。

球の半径: 計画を超球面上に限定

カスタム計画と拡張計画は、指定の半径を持つ超球面上に限定することができます。計画を作成する前に、「カスタム計画」タイトルバーの赤い三角ボタンをクリックし (図3.23)、[球の半径] を選択します。適切な値を入力し、[OK] をクリックします。

超球面への制約を行った場合、他の制約は使用できません。また、超球面への制約を加えた分割実験を作成することはできません。

設定の変更が [困難] に設定されている因子がある場合 (「[設定の変更が容易、困難、または非常に困難な因子: 分割実験の最適計画](#)」(46ページ) と 「[乱塊法の作成](#)」(62ページ) を参照)、[球の半径] は使用できません。同様に、[球の半径] を設定した場合、因子を [困難] に変更することができなくなります。

許可しない組み合わせ: 因子水準の制限

JMPでは、因子の水準の組み合わせを柔軟に制限することができます。この機能が使用できるのは、配合因子とブロック因子が含まれていないカスタム計画および拡張計画です。因子が連続量の場合や、連続量とカテゴリカルの因子が混ざっている場合でも使用できます。

たとえばマーケットリサーチの選択行動実験において、製品の特徴の組み合わせを作成する際、「価格が最も安く、最高の機能すべてを備えている」という選択肢を含めてもあまり意味がありません。このケースで、「機能」という因子の水準が1 (最低) /2 (中程度) /3 (最高)、「価格」という因子の水準が1 (高い) /2 (中程度) /3 (安い) だとしましょう。そして、「機能」の水準3 (最高) と「価格」の水準3 (安い) の組み合わせを除外したいとしましょう。

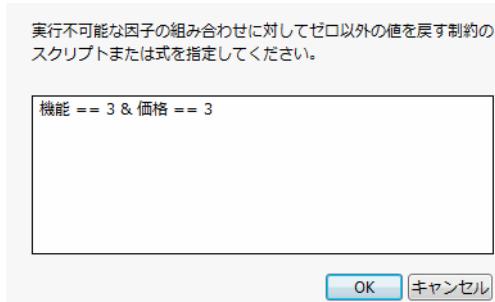
因子水準の組み合わせを制限するには、次の手順を行います。

1. まず因子を追加します。
2. 「カスタム計画」のタイトルバーの赤い三角ボタンをクリックし (図3.23)、[許可しない組み合わせ] を選択します。このメニュー項目は、すでに線形不等式の制約を定義してある場合は使用できません。
3. 除外したい水準を表すブール式を入力します (図3.27)。JMPによって式が評価され、結果が真になる組み合わせは許可されなくなります。

注: 式を作成する際、水準名の代わりに順序を示す数値を使用してください。「価格」因子の水準が「高い」、「中程度」、「安い」である場合は、1、2、3という数値でそれぞれ置き換えます。

たとえば図3.27の場合、「機能 ==3 & 価格 ==3」によって、最高の機能と安い価格を含んだ実験が除外されます。許可しない組み合わせが2つある場合は、「機能 ==3 & 価格 ==3 | 品質 ==3 & 価格 ==3」のように入力すれば、最高の機能と安い価格、および最高の品質と安い価格を含んだ実験が除外されます。

図3.27 ブール式の入力



4. 計画を作成します。図3.28のように、指定した因子の組み合わせを含まないテーブルが作成されます。

図3.28 価格と機能の両方がL3である行を除外

実験	機能	価格
1	1	3
2	1	1
3	2	3
4	3	1
5	2	2
6	2	2

カスタム計画の詳細オプション

「カスタム計画」の赤い三角ボタンのメニューから「詳細オプション」を選択します。

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できます。特に、配合成分の1つを実験の間ずっと一定に保つ場合は、その他の成分の和を適切な値に設定できます。配合成分の合計を変更するには、次の手順に従います。

- 「実験計画(DOE)」>「カスタム計画」を選択します。
- 「カスタム計画」タイトルバーの赤い三角ボタンをクリックし(図3.23)、「詳細オプション」>「配合成分の合計」を選択します。
- 正の数を入力し、「OK」をクリックします。
- 計画を作成します。

分割実験の分散比

分割実験に対する最適計画は、二次誤差の分散に対する一次誤差の分散の比に依存しています。この分散比は、デフォルトで1に設定されます。分散比の値が事前にわかっている場合は、次の手順に従って指定します。

- 「実験計画(DOE)」>「カスタム計画」を選択します。

2. 分割計画とするため、変更が「容易」な因子と「困難」な因子を定義します。または、2段分割計画や2方分割計画の場合は、変更が「容易」、「困難」のほかに、「非常に困難」な因子も定義します。
3. 「カスタム計画」タイトルバーの赤い三角ボタンをクリックし(図3.23)、[詳細オプション] > [分割実験の分散比]を選択します。
4. 入力フィールドに、正の値を1つ入力します。なお、2段分割計画や2方分割計画の場合には、正の値を2つを入力します。入力した後、[OK]をクリックします。
5. 計画を作成します。

事前パラメータ分散

モデルの因子の中に「推定」列が「可能な場合にのみ」に設定されているものがある場合は、このオプションを使用して、それらの項に割り当てる重みを指定できます。デフォルト値は1です。この値を大きくするほど、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。この値の逆数を2乗したものが、誤差分散を1としたときの、事前分布の分散にあたります。

1. [実験計画(DOE)] > [カスタム計画]を選択します。
2. 「カスタム計画」タイトルバーの赤い三角ボタンをクリックし(図3.23)、[詳細オプション] > [事前パラメータ分散]を選択します。
3. 重みを指定する対象の各項について正の数を入力し、[OK]をクリックします。
4. 計画を作成します。

D効率の重み

交絡最適計画において、交絡の小ささに対する、D効率の相対的な重要度を指定します。この重みを大きくすると、交絡の度合いは大きくなりますが、推定する係数の分散は小さくなります。0~1の間の数値を指定します。大きい値ほど、D効率に対する重みが大きくなります。

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。検出力の計算結果は、「計画の評価」の下の「検出力分析」レポートに表示されます。デルタを指定すると、この「検出力分析」レポートに、指定されたデルタに基づいて計算された検出力が表示されます。カテゴリカルな効果の場合、デルタを指定したときの係数に基づく検出力は、平均差がデルタであるペアにおける検出力を表します。

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、デフォルトの係数は1に設定されます。 n 水準のカテゴリカルな因子は、 $n-1$ 個の指示変数で表されますが、これらの $n-1$ 個の各項には、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。

注:「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。

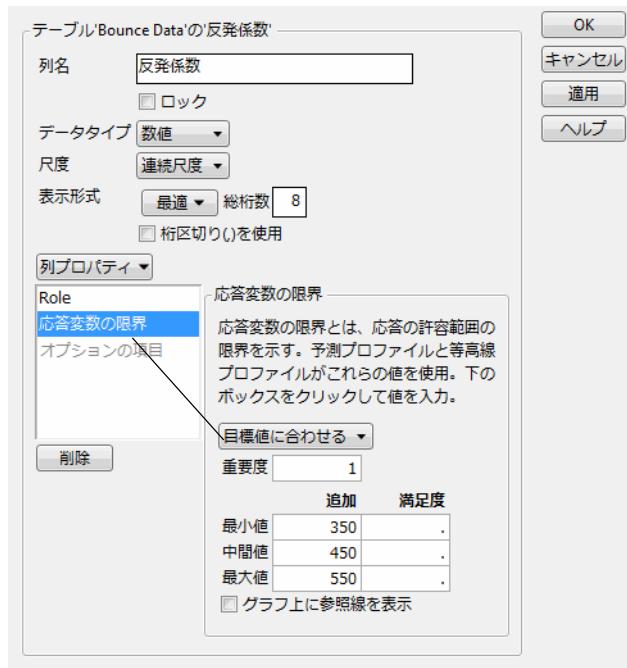
スクリプトをスクリプトウィンドウに保存

このコマンドは、[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。

列プロパティの割り当て

データテーブルの列には、特定の列プロパティを含めることができます。図3.29を見ると、「反発係数」という列に「役割」と「応答変数の限界」という2つの特殊プロパティがあります。これは、テーブルの作成時に自動的に割り当てられた列プロパティです。図3.29の例を表示するには、JMPのインストール時に自動的に作成されたサンプルデータフォルダ内の「Design Experiment」フォルダにある「Bounce Data.jmp」ファイルを開きます。次に、データテーブル内の列名をクリックし、[列情報]を選択します。列情報ダイアログボックスが開いたら、表示したいプロパティをクリックします。

図3.29 列情報ダイアログボックスの[列プロパティ]メニュー



特殊な列プロパティの各種類については、『JMPの使用法』に説明があります。ここでは、特に実験計画(DOE)と関連が深いプロパティについて説明します。

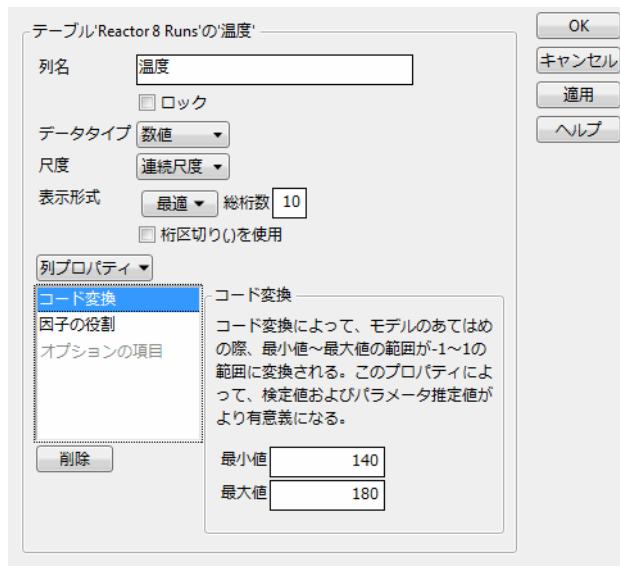
列のコード変換（最小値と最大値の指定）

連続変数に適用する「コード変換」列プロパティは、指定した範囲のデータを-1～+1に変換します。コード変換した変数を分析するときは、変換されたデータ値を使って意味のあるパラメータ推定値が計算されます。変換される列の値の範囲を、最小値と最大値として指定できます。

「因子」パネルで指定して計画を作成した場合、そこで指定した最小値・最大値が、「コード変換」プロパティの最小値・最大値に反映されます。「コード変換」列プロパティを新規に作成した場合は、データにおける最大値および最小値がデフォルト値として使用されます。

列情報ダイアログボックスでは、「コード変換」プロパティを、手動で追加・削除したり、変換する値の最小値・最大値を変更したりできます。図3.30に表示されているコード値は、サンプルデータフォルダ内の「Design Experiment」フォルダにある「Reactor 8 Runs.jmp」データテーブルに含まれている「温度」変数のものです。

図3.30 列情報ダイアログボックスの「コード変換」列プロパティ



列を配合実験の因子に設定

配合物の実験計画では、合計すると100%となる因子を扱います。そのような場合、「モデルのあてはめ」プラットフォームにおいて切片のないモデルが自動的に指定されるように、列を設定することができます。次の例では、「Design Experiment」フォルダにある「Donev Mixture Factors.jmp」データテーブルを使います。

「硫酸銅(CuS04)」列を配合因子に設定するため、まず「硫酸銅(CuS04)」列で [列] > [列情報] を選択し、列情報ダイアログボックスを開きます。次に、以下の手順を行います。

1. [列プロパティ] のドロップダウンメニューから [配合] を選択します。ダイアログボックスのパネル上に上限、下限、項の合計の値が表示されます（図3.31）。値をそのまま使うことも、他の値を入力することもできます。

2. 必要に応じて、[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] のいずれか、または両方のボックスにチェックマークをつけます。図3.31の例では、配合の合計が1で、項は次のようにコード変換されます。

$$X_i L = (X_i - L_i) / (1 - L) \quad (\text{最小擬似成分})$$

$$X_i U = (U_i - X_i) / (U - 1) \quad (\text{最大擬似成分})$$

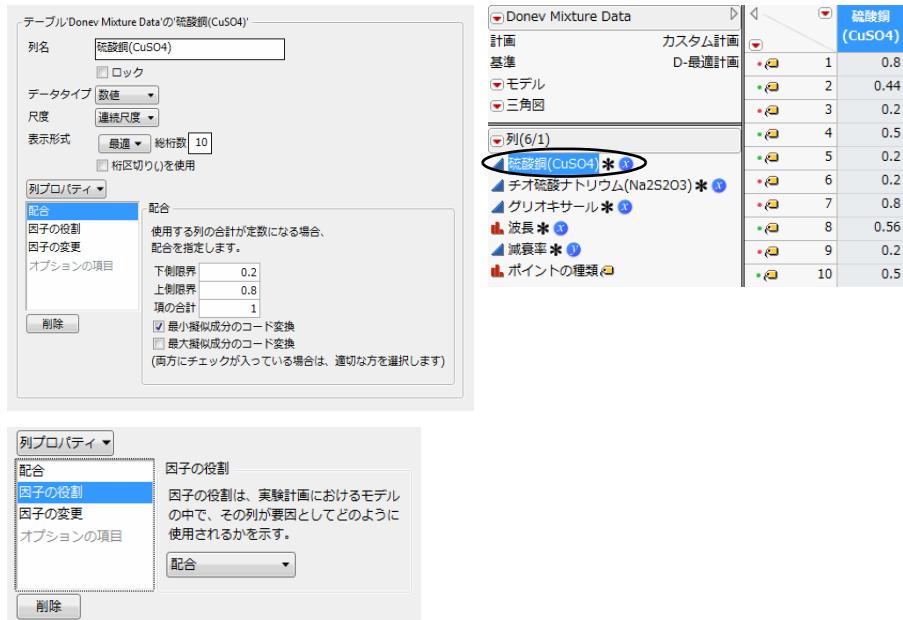
上の式で、 L_i および U_i は、それぞれ下限および上限、 L は L_i の合計、 U は U_i の合計を表します。

注：1つの配合因子について [最小擬似成分のコード変換] または [最大擬似成分のコード変換] のいずれか一方にチェックマークをつけ、モデル内の他の配合因子にはもう一方のコード変換ボックスにチェックマークをつけた場合、または1つまたは複数の配合因子について両方のボックスにチェックマークをつけた場合、「モデルのあてはめ」プラットフォームでは、 $(1 - L) < (U - 1)$ のときは最小擬似成分のコード変換、それ以外の場合は最大擬似成分のコード変換が使用されます。モデルの配合因子すべてに対し、同じコード変換ボックスにだけチェックマークがついている場合は、指定した擬似成分のコード変換が使用されます。

擬似成分のコード変換を行った場合、「モデルのあてはめ」レポートにおいて、主効果の名前がコード変換した形式で表示されます。交互作用効果の名前は変換した形式では表示されませんが、使用されている値はコード変換した値です。擬似成分のコード変換は、プロファイルや予測式の保存など、「モデルのあてはめ」プラットフォームのすべての機能で考慮されます。なお、コード変換を適用したとしても、プロファイルのグラフや表で表示されている X 变数は、コード変換後の値ではなく、変換前のデータ値となっています。

- [因子の役割] 列プロパティを選択し、ドロップダウンメニューから [配合] を選択します。
- [OK] をクリックします。「列」パネルを見ると、列名の横に、その列にプロパティがあることを示すプロパティアイコン（*）が表示されているのがわかります。

図3.31 列情報ダイアログボックスで配合因子の列を作成



5. モデルに含める他のすべての配合因子に対して、上の手順を繰り返します。

応答列の値を定義

応答変数の限界を列に保存し、その後の分析で利用すれば、限界を毎回新しく指定し直す必要がありません。限界の値を列に保存することには、一貫性が高まるというメリットもあります。たとえば、ある分析に使用した限界値を保存すると、後にデータを変更した場合でも、同じ限界値を使って分析をやり直すことができます。図3.32の例を表示するには、JMPのインストール時に自動的に作成されたサンプルデータフォルダ内の「Design Experiment」フォルダにある「Bounce Data.jmp」ファイルを開きます。

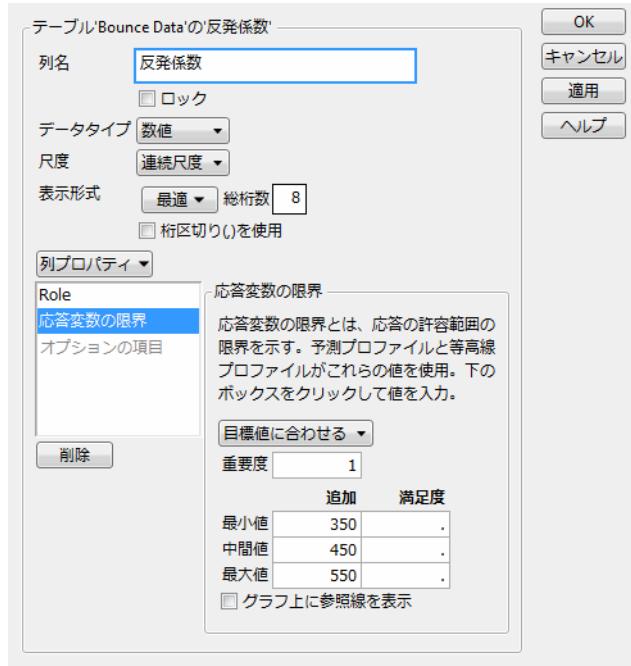
図3.32は、パネルで最小値、中間値、最大値、満足度の値を指定しているところです。実験計画(DOE)の応答変数には、目標として【最大化】、【目標値に合わせる】、【最小化】、【なし】を設定することもできます。応答が複数ある場合は、応答間の相対的な重要性を示す重要度を入力することができます。

応答変数の限界を入力するには、次の手順を行います。

- データグリッドで列名「反発係数」をクリックし、[列] > [列情報] を選択します。列情報ダイアログボックスが開きます。
- [列プロパティ] のドロップダウンメニューから [応答変数の限界] を選択します。
- 応答変数の目標を選択します。たとえば、予測プロファイルで値をできるだけ 450 に近づけたい場合は、[目標値に合わせる] を選択します。
- 応答が2つある場合は、全体的な満足度を計算する際に各応答に対する重みを「重要度」ボックスに入力します。

5. 最小値、中間値、最大値、満足度の値を入力します。

図3.32 設定後の応答変数の限界



6. [OK] をクリックします。データテーブルの「列」パネルを見ると、列名の横に、その列にプロパティがあることを示すプロパティアイコン (*) が表示されているのがわかります。

列に因子の役割を割り当てる

JMPの「カスタム計画」では、計画を作成したら、因子に役割が自動的に割り当てられます。ただし、因子が連続変数、カテゴリカル、ブロック、共変量、配合、定数、制御、誤差のどれであるかを示すプロパティを、分析者自身が手動で因子列に割り当てるこどもできます。図3.33の例では、サンプルデータフォルダ内の「Design Experiment」フォルダにある「Vinyl Data.jmp」データテーブルの「一次単位」因子に【ランダムブロック】の役割を割り当てています。

列に因子の役割を割り当てるには、次の手順を行います。

1. データグリッドで列名をクリックし、[列] > [列情報] を選択します。すると、列情報ウィンドウが表示されます。
2. [列プロパティ] ドロップダウンメニューから [因子の役割] を選択します（図3.33）。右側に因子の役割に関する情報が表示されます。

3. 「因子の役割」 ドロップダウンメニューから、その因子列がどのように使用されるかを表す役割を選択します。選択肢は、[連続変数]、[カテゴリカル]、[ブロック]、[共変量]、[配合]、[定数]、[制御]、[誤差]、[調整なし]、[ランダムブロック]、[離散数値] です。
4. [OK] をクリックすると、データテーブルの「列」パネルにある列名の横にプロパティアイコン (*) が表示されます。

図3.33 因子列に役割を割り当てる



注：因子の役割を保存しておけば、その後、因子をロードするたびに自動的に役割もロードされますが、「カスタム計画」に入力されたモデルの内容を必ずもう一度確認してください。

「因子の変更」列プロパティの指定

分割実験または2段分割実験を作成するときは、因子の値の変更を「困難」または「非常に困難」に設定する必要があります。これは、実験を計画する際に「カスタム計画」プラットフォームの「因子」パネルで指定します（詳細は「分割実験の作成」（62ページ）を参照）。しかし、その因子が、いつも、「困難」や「非常に困難」である場合は、列プロパティを設定しておけば、計画のたびに指定する手間が省けます。このためには、次の手順を行います。

1. データグリッドで列名をクリックし、[列] > [列情報] をクリックして、該当する列の列情報ダイアログボックスを表示します。
2. [列プロパティ] ドロップダウンメニューから [因子の変更] を選択します（図3.34）。
3. [因子の変更] をクリックし、ドロップダウンメニューから [容易]、[困難]、[非常に困難] のいずれかを選択します。
4. [OK] をクリックします。データテーブルの「列」パネルを見ると、列名の横にプロパティアイコン (*) が表示されています。

図3.34 「因子の変更」列プロパティ



カスタム計画の仕組み：内部での処理

カスタム計画を求める計算は、各因子の範囲内にあるランダムな点のセットから始まります。それを出発点として、座標交換 (Meyer and Nachtsheim (1995)) と呼ばれる反復アルゴリズムの一種で最適な計画を探索していきます。アルゴリズムの各反復において、すべての因子のすべての値をテストし、現在の値を別の値に置き換えたときに最適基準が向上するかどうかを判断します。向上すると判断したときは、古い値を新しい値で置き換えます。反復全体に対し、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。

局所最適に収束することを避けるために、異なったランダムな開始点を使って反復計算全体を何回か繰り返します。[カスタム計画] は、これらの計画のうち最善のものを表示します。詳細については、「[最適化基準](#)」(70ページ) の節を参照してください。

場合によっては、1つの計画に対して複数の等価な解が得られることがあります。等価な解とは、モデルの係数を推定する精度が等しい計画を指します。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（が、実質的には等価な）計画が作成されます。

カスタム計画を使った例

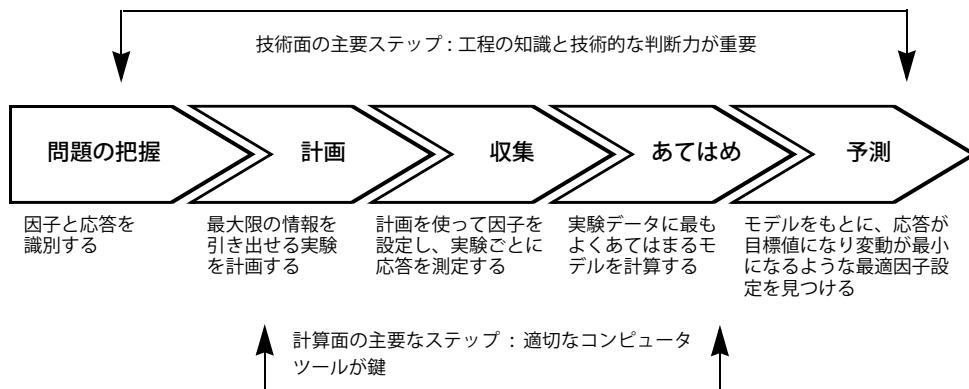
工業分野において、統計手法が利用される頻度は年々高まっています。品質改善や生産性向上に関して、これらの統計手法のうち、おそらく実験計画が最も役立つでしょう。品質に大きな影響を及ぼしている少數の因子を特定するのに、試行錯誤を繰り返していくには、膨大なコストと時間がかかります。実験計画の目的は、システムや工程の振る舞いを調べ、予測し、改善することです。実験計画を用いると、なるべくコストがかからないような方法で、システムや工程を調べることができます。

状況に合った実験計画を作成するには、JMPのカスタム計画が適しています。カスタム計画では、工程における変数と制約を入力すれば、それに適した計画が作成されます。この手法は従来のツールに比べ汎用性があり、統計的な実験計画法に関する経験や知識をあまり必要としません。

カスタム計画では、任意の種類の因子をいくつでも使用できます。実験の回数を自由に設定することもできます。そのため、カスタム計画には、他のアプローチより柔軟でコスト効率が高いという特徴があります。

この章では、カスタム計画の使用例をいくつか紹介します。インターフェースを通じて簡単に計画を構築する方法を、ステップバイステップで紹介します。

図4.1 実験計画のアプローチ



カスタム計画の使い方の概要については、「カスタム計画の作成」(41ページ) の章を参照してください。

目次

スクリーニング計画を作成する	85
主効果だけのスクリーニング計画を作成する	85
スクリーニング計画ですべての2因子間交互作用をあてはめる	86
「主効果だけ」と「すべての2因子間交互作用」の中間	88
「超」スクリーニング計画を作成する	89
柔軟性のあるブロックサイズを使ったスクリーニング計画	92
1回の追加実験で曲面の存在をチェック	96
応答曲面計画を作成する	99
予測分散曲面の検討	100
応答曲面モデルのためのI-最適計画について	101
3因子の応答曲面計画	102
ブロック因子を含む応答曲面	103
配合実験計画を作成する	108
非配合因子を含む配合計画	108
配合物をさらに配合する実験	112
カスタム計画の特殊な用途	115
固定された共変量がある場合の計画	116
時間に伴う線形傾向の影響を考慮した計画	118
変更が困難な因子を持つ計画: 分割実験	122
技術的詳細	126

スクリーニング計画を作成する

JMPでは、「スクリーニング計画」機能でもスクリーニング計画を作成できますが、「カスタム計画」の方が汎用性や柔軟性があります。次に紹介するスクリーニングの例を見れば、「カスタム」が必ずしも「特殊」を意味しないことがわかるでしょう。カスタム計画は、スクリーニング計画も作成できる汎用的な環境です。

主効果だけのスクリーニング計画を作成する

「カスタム計画」の機能を用いて、主効果だけのスクリーニング計画を作成するには、次の手順を行います。

1. 「実験計画(DOE)」 > 「カスタム計画」を選択します。
2. 「因子」パネルに連続変数の因子を6つ追加します。6つの因子を図4.2に示します。
3. 「続行」をクリックします。デフォルトのモデルには主効果だけが含まれています。
4. 実験の回数をデフォルトの12にしたまま、[計画の作成]をクリックします。
5. 開閉ボタン (Windowsでは▶◀、Macintoshでは▶▼) をクリックして「計画」を開きます。

注: この設定からは、レゾリューションが3のスクリーニング計画が生成されます。主効果はすべて推定可能ですが、他の2因子間交互作用と交絡しています。

図4.2 主効果だけのスクリーニング計画

The screenshot shows the JMP Custom Design interface with the following details:

- Left Panel (Factors):** Shows 6 factors (X1 to X6) as continuous variables, each with a range from -1 to 1. The table is as follows:

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

- Left Panel (Model):** Shows the model type as "主効果" (Main Effects). The table is as follows:

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

- Left Panel (Interaction):** Shows the interaction type as "オブザーブド" (Observed). The table is as follows:

中心点の数:	0
反復する行数:	0

- Left Panel (Design):** Shows the number of runs as 12. The table is as follows:

実験の回数:	7
最小値	7
デフォルト値	12
ユーザ定義	12

- Right Panel (Design Table):** Shows the experimental design table with 12 runs and 6 factors (X1 to X6). The table is as follows:

実験	X1	X2	X3	X4	X5	X6	応答の予想値
1	-1	-1	1	1	-1	-1	-1
2	1	1	1	1	-1	1	5
3	-1	1	-1	-1	-1	-1	-3
4	1	1	1	-1	-1	-1	1
5	-1	-1	-1	-1	1	1	-3
6	1	-1	1	-1	1	-1	1
7	-1	-1	1	1	1	1	1
8	1	-1	-1	1	1	-1	1
9	-1	1	1	1	1	1	5
10	1	1	-1	-1	1	1	3
11	-1	1	-1	1	1	-1	1
12	1	-1	-1	1	-1	1	1

- Right Panel (Design Evaluation):** Shows the evaluation of the design.

6. 「計画の評価」の横の開閉ボタン (Windowsでは▶◀、Macintoshでは▶▼) をクリックし、次に「交絡行列」の開閉ボタンをクリックして「交絡行列」を開きます。図4.3の交絡行列は、0、1、-1で成り立っています。

交絡行列は、モデルに含まれていない2因子間交互作用が本当は存在していたとすると、定数や主効果の推定値が、どれほど影響を受けるかを示します。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、この列の「X1」行では、「X2*X3」列と「X2*X5」列の値が「0.333」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*X5に対する係数の0.333倍) + ... (以下、同じように) ...」であることを意味しています。主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るときには、この例のように主効果だけのモデルが使えます。

図4.3 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	0.333	-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	0.333	-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	-0.33	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

実験計画法 (DOE) の専門家へ: 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。

スクリーニング計画ですべての2因子間交互作用をあてはめる

主効果だけの計画にはリスクが存在します。もし2因子間での交互作用が存在していたら、それらが実験の結果に影響を及ぼすからです。このリスクを避けるには、すべての2因子間交互作用を調べる実験計画を作成します。

実験計画法 (DOE) の専門家へ: この例では、レゾリューションが5のスクリーニング計画が生成されます。この計画は、すべての2因子間交互作用を推定できますが、それらの一部は3因子間交互作用とは交絡しています。

1. [実験計画(DOE)] > [カスタム計画] を選択します。
2. 「因子」パネルに連続変数の因子を5つ追加します。
3. [続行] をクリックします。
4. 「モデル」パネルで [交互作用] > [2次] を選択します。
5. 「交絡項」レポートで [交互作用] > [2次] を選択します。

ここで2次の交互作用を追加しておくと、後で「交絡行列」レポートが表示されます。

6. 「計画の生成」パネルで「実験の回数」を「最小値」に設定し、[計画の作成] をクリックします。

すべての2因子交互作用を含めた実験は、図4.4のようになります。標本サイズの16 (2の5乗) は、モデル内のすべての項をあてはめるのに、最低限必要な大きさです。実際にテーブルに表示される値は、次の図と必ずしも一致しません。

図4.4 すべての2因子間交互作用

The screenshot shows the Minitab Custom Design software interface. On the left, the 'Model' tab is selected, displaying a table of factors and their interactions with a 'Must' status. The 'Interaction Terms' section is expanded, showing terms like X1*X2, X1*X3, etc. The 'Design Generation' section shows 'Blocks' set to 2. The 'Number of Center Points' is 0, and 'Number of Replicates' is 0. Under 'Number of Runs', 'Minimum' is selected with 16 runs, 'Default' is 20, and 'User' is 16. The 'Design' button is visible. On the right, the 'Custom Design' pane is open, showing the 'Answers' and 'Factors' sections. The 'Interaction Terms' section is also visible. Below this is the 'Design' section, which contains a table of experimental runs (1 to 16) across factors X1 to X5. The table shows a full 2-level factorial design with a central point. At the bottom of the 'Design' section, there are buttons for 'Change based on answer estimates', 'Design Evaluation', 'Output Options', 'Randomize runs', 'Table creation', and 'Back'.

7. 開閉ボタン (Windowsでは▶◀、Macintoshでは▶▼) をクリックして「計画の評価」を開き、次に「交絡行列」を開きます。「交絡項」として2次交互作用項を指定していた場合には、図4.5のような0と1の値で構成された交絡行列が表示されます。たとえば、「X1*X2」という列は、第1効果と第2効果の交互作用、「X2*X3」という列は、第2効果と第3効果の交互作用です。

「X1*X2」の列を見てみましょう。「X1*X2」でしか「1」になっておらず、残りはすべて「0」です。「1」の値を持つのは「X1*X2」の行で、その他の行と列も同じような構造になっています。これは、2因子間交互作用「X1*X2」の推定値が、他の2因子交互作用項によってバイアスを受けないことを示します。「X1*X2」より上の行には0しかないので、切片と主効果の推定値が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。(すべての2次交互作用の推定値を求めるモデルを要求したため、交絡行列のエントリは予期したとおりになります。)

図4.5 2因子間交互作用が主効果に影響していないことを示す交絡行列

△ 交絡行列												
効果	X1*X2	X1*X3	X1*X4	X1*X5	X2*X3	X2*X4	X2*X5	X3*X4	X3*X5	X4*X5		
切片	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
X2	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
X4	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
X1*X2	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
X1*X3	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
X1*X4	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0
X1*X5	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0
X2*X3	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0
X2*X4	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0
X2*X5	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0
X3*X4	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0
X3*X5	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0
X4*X5	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0

「主効果だけ」と「すべての2因子間交互作用」の中間

スクリーニングが必要な状況で、連続尺度の因子が6つ、実験が $n=16$ 回できる予算があるとします。この節の最初の例では、すべての主効果をあてはめる実験回数8の計画を作成しました。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、予算内で実行できる実験回数の16を超えてします。そのため、主効果のみの計画とすべての2因子間交互作用をあてはめる計画の間で妥協案を見つける必要があります。

ここでは、カスタム計画の交絡最適計画オプションを使って妥協案を作成する方法を紹介します。

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6つ (X1～X6) 定義します。
3. [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。また、2次の交互作用が「交絡項」に追加されます。

4. 「カスタム計画」の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。
5. 図のように、「実験の回数」セクションの「ユーザ定義」テキストボックスに「16」と入力します。モデル項の総数を下回る実験回数を指定したことになりますが、できるだけ多くの2因子間交互作用を推定する実験計画が作成されます。
6. [計画の作成] をクリックします。

計画が作成されたら、「計画の評価」の開閉ボタンをクリックして「交絡行列」を開きます(図4.6)。事前に「交絡項」に2次交互作用を指定している場合には、下図のような交絡行列が表示されます。

図4.6 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。

実験計画法 (DOE) の専門家へ: この例では、レゾリューションが4のスクリーニング計画が生成されます。主効果は2因子交互作用と交絡していませんが、2因子交互作用は他の2因子交互作用と交絡しています。

「超」スクリーニング計画を作成する

ここでは、前の例で紹介した技法を使って「超」スクリーニング計画（過飽和実験計画）を作成する方法について説明します。過飽和実験計画は、因子数よりも実験数が少ない計画です。調べたい因子の数は多いのに、1つの実験にかかる費用が高いような状況で、因子スクリーニングを行うときに有用です。

飽和実験計画とは、実験数とモデルに含まれた項の数が等しい計画を指します。過飽和実験計画は、名前からわかるとおり、モデル項の数が実験数より多い計画を指します (Lin 1993)。過飽和実験計画を使えば、何十個もの因子をその半分以下の実験数で検討することができます。

過飽和実験計画の必要性

スクリーニング計画で作成できる 2^{7-4} または 2^{15-11} 一部実施要因計画は、どちらも主効果モデルとしては飽和しています。飽和計画を分析するとき、モデルをあてはめることは（かろうじて）可能ですが、誤差やあてはまりの悪さのための自由度がまったくありません。飽和計画は、最近まで、因子のスクリーニングを行う最も実験数の少ない計画として使られてきました。

因子のスクリーニングは、**希薄性の原則** (sparsity principle: 効果を持つ因子はごくわずかであるという原則) を前提として行われます。実験者は、スクリーニング実験に含まれる因子のうちほんの少数だけが有効であると考えています。問題は、どれがその少数の重要な因子で、どれが「その他大勢」かがわからないことです。ミーティングなどで意見を出し合いながら数十の因子を挙げていくのが普通ですが、なぜか実際のスクリーニング実験で10個以上の因子が関係していることはほとんどありません。どのようにして数十の因子から10個足らずの重要な因子を選別すればよいのでしょうか。

もし、因子数より多い実験を行うとすると、因子が数十あれば数十回も実験を行う必要が生じます。数十回も実験を行うのは、通常は経済的に不可能です。そのため、データを十分活用できなくなるのを承知で、予め少数の因子しか調べられなくなります。一方、過飽和計画では、モデル項の数よりも少ない回数で実験を行うため、何十個もの因子をその半分以下の実験数で検討できます。

ただし、次のような欠点があります。

- **有効な**因子の数が実験数に近いほど、それらの因子の重要性を識別できない可能性が高くなります。大ざっぱに言うと、実験数が有効な因子の数の4倍以上である必要があります。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回の実験が必要になる計算です。
- 過飽和実験計画を自動的に分析する機能はまだ用意されていませんが、変数増加法によるステップワイズ回帰を使えば適切な分析ができます。また、「スクリーニング」プラットフォーム（[分析] > [モデル化] > [スクリーニング]）を使えば、より簡単に分析することができます。

例: 12因子、8実験

例として、12因子の過飽和実験計画を見てみましょう。モデル項を【可能な場合のみ】に設定すると、過飽和実験計画が作成できます。

前の例では、2因子間交互作用を【可能な場合のみ】に設定しました。過飽和実験計画では、主効果も含めたすべての項を【可能な場合のみ】にします。図4.7を見ればわかりますが、基本項は切片だけです。

12因子、8実験の過飽和実験計画を作成するには、次の手順を行います。

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12個追加し、[続行] ボタンをクリックします。
3. 「切片」以外の項をすべて選択し、「推定」列（[必須]）をクリックしてメニューを開きます。[必須] を【可能な場合のみ】に変更します。
4. 希望の実験回数は8なので、「実験の回数」セクションにある「ユーザ定義」テキストボックスに「8」と入力します。
5. 「カスタム計画」タイトルバーの赤い三角ボタンをクリックし、[応答のシミュレート] を選択します。
6. [計画の作成]、次に [テーブルの作成] をクリックします。図4.7に示すような「応答をシミュレート」というウィンドウと計画テーブルが表示されます。「Y」列の値は、「応答をシミュレート」ウィンドウにあるモデル係数を使って計算されています。実際にテーブルに表示される値は、次の図と必ずしも一致しません。

図4.7 シミュレートした応答と計画テーブル

7. 図4.8に従ってウィンドウ内の係数の設定を変え、[適用] をクリックします。すると「Y」列の値が変化します。シミュレーションにおいてX2とX10を影響がある因子として設定しました。これらの因子が、後の分析によって有効な因子として選別されます。

「Y」列の計算式にはランダムな誤差が追加されているため、ユーザが操作したときの結果は異なる場合があります。実際にテーブルに表示される値は、次の図と必ずしも一致しません。

図4.8 2つの主効果に値を入力し、誤差の標準偏差を0.5に設定

ステップワイズ回帰で有効な因子を識別するには、次の手順を行います。

1. 計画テーブルの「モデル」の赤い三角ボタンをクリックし、[スクリプトの実行] を選択してスクリプトを実行します。
2. 「モデルの指定」ダイアログボックスで手法を [標準最小2乗] から [ステップワイズ法] に変更します。
3. 「モデルのあてはめ」ダイアログボックスの [実行] をクリックします。

4. 分析レポートが開いたら、[ステップ] ボタンを2回クリックします。効果の最も大きい因子が順番にモデルに追加されていきます。レポートを見ると、2つの因子、X2、X10が有効であることがわかります（図4.9）。一番下には「ステップ履歴」が表示されます。ランダムな誤差が追加されているので、計算された推定値は下の図の値と必ずしも一致しません。

図4.9 ステップワイズ回帰で有効な因子を識別

SSE	DFE	RMSE	R2	自由度調整R2	Cp	p	AICc	BIC
0.5420625	5	0.3292605	0.9995	0.9993	.	3	22.50183	9.486259

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)"	
<input checked="" type="checkbox"/> <input checked="" type="checkbox"/> 切片	99.77125	1	0	0.000	1	
<input type="checkbox"/> <input type="checkbox"/> X1	0	1	0.030013	0.234	0.65356	
<input type="checkbox"/> <input checked="" type="checkbox"/> X2	-6.91625	1	382.6761	3529.815	2.56e-8	
<input type="checkbox"/> <input type="checkbox"/> X3	0	1	0.207025	2.472	0.19102	
<input type="checkbox"/> <input type="checkbox"/> X4	0	1	0.063013	0.526	0.50839	
<input type="checkbox"/> <input type="checkbox"/> X5	0	1	0.189112	2.143	0.21705	
<input type="checkbox"/> <input type="checkbox"/> X6	0	1	0.080504	0.698	0.45055	
<input type="checkbox"/> <input type="checkbox"/> X7	0	1	0.023113	0.178	0.69467	
<input type="checkbox"/> <input type="checkbox"/> X8	0	1	0.028704	0.224	0.66092	
<input type="checkbox"/> <input type="checkbox"/> X9	0	1	0.287701	4.524	0.10054	
<input checked="" type="checkbox"/> <input checked="" type="checkbox"/> X10	8.99625	1	647.4601	5972.191	6.87e-9	
<input type="checkbox"/> <input type="checkbox"/> X11	0	1	0.090037	0.797	0.42251	
<input type="checkbox"/> <input type="checkbox"/> X12	0	1	0.263009	3.770	0.12414	

ステップ履歴									
ステップ	パラメータ	アクション	"有意確率"	逐次平方和	R2	Cp	p	AICc	BIC
1	X10	追加	0.0190	647.4601	0.6282	.	2	65.6563	59.8946
2	X2	追加	0.0000	382.6761	0.9995	.	3	22.5018	9.48626

注：この例では2つの大きな主効果が定義され、残りの因子（の係数）は0に設定されています。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。

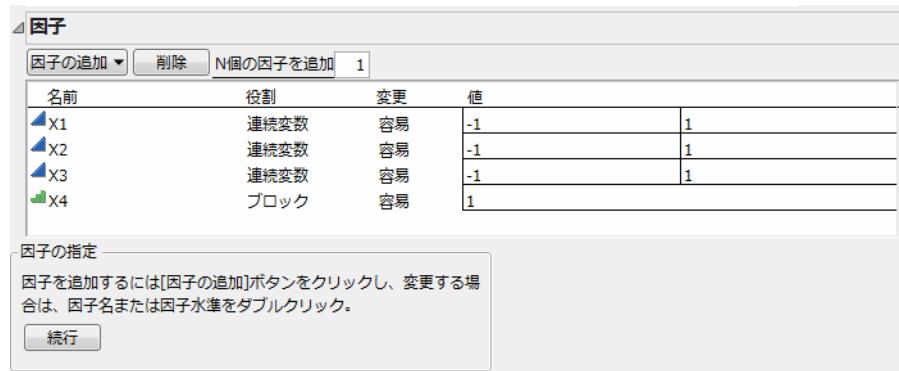
柔軟性のあるブロックサイズを使ったスクリーニング計画

スクリーニング計画（[実験計画(DOE)] > [スクリーニング計画]）を使う場合、リスト内の計画で指定できるブロックサイズは、2のべき乗に限定されていますが、カスタム計画ではどのような値でもかまいません。ここでは、柔軟なブロックの例として実験数が2のべき乗にならない「ブロックあたり3実験」の例を紹介します。

【実験計画(DOE】 > 【カスタム計画】を選択し、ブロック因子を追加して「因子」パネルを見てみると、ブロック因子の「値」に水準が1つしかありません。これは、この時点では標本サイズがわからないためです。計画の指定を完了すると、標本サイズをブロックあたりの実験数で割った値がブロック数として表示されます。

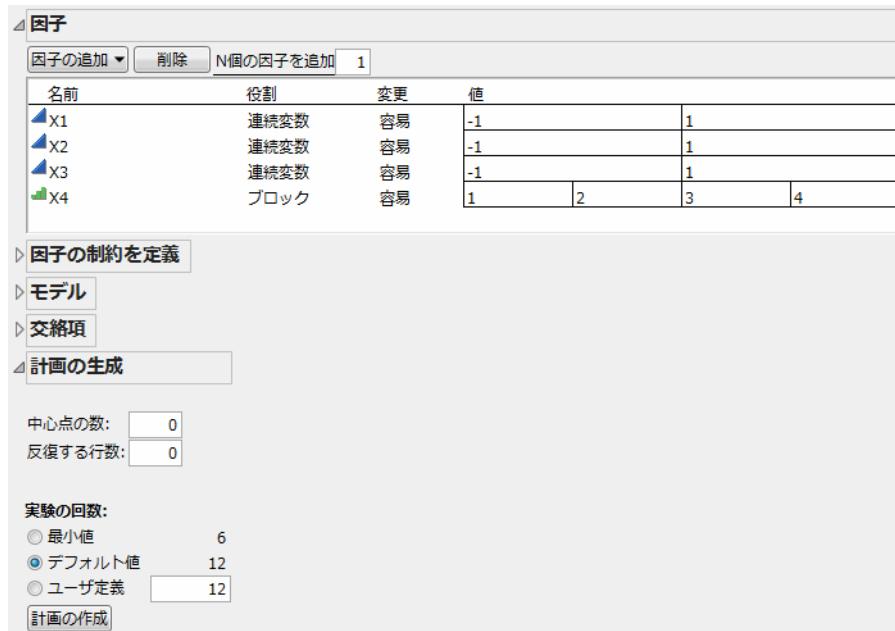
たとえば、図4.10では、連続量の因子を3つと「ブロックあたり3実験」のブロック因子を1つ追加したところ、「因子」パネルにブロックが1つだけ表示されています。

図4.10 「因子」パネルに表示された1つのブロック



デフォルトの標本サイズは12であるため、ブロックが3つ必要です。【続行】をクリックすると、「因子」パネルのブロックが4つになります(図4.11)。ブロック数は、デフォルトの標本サイズ12をブロックあたりの実験数3で割って算出されます。

図4.11 「因子」パネルに表示された3つのブロック



「実験の回数」セクションの「ユーザ定義」テキストボックスに「24」と入力した場合、「因子」パネルが更新され、ブロック数が8になります（図4.12）。

図4.12 実験の回数を24にすると8ブロックになる

△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 7 8

▷因子の制約を定義

▷モデル

▷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 6

デフォルト値 12

ユーザ定義 24

計画の作成

2因子間交互作用を追加してみましょう。また、実験回数を15に変更すると、実験数3のブロックが5つ必要となりますので、「因子」パネルの「値」列には5つのブロックが表示されます（図4.13）。

図4.13 実験回数を「15」に変更

図4.13はJMPのカスタム計画機能のスクリーンショットです。画面には「因子」タブと「モデル」タブが表示されています。

因子タブ:

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

モデルタブ:

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

下部には「交絡項」、「計画の生成」、実験回数を指定する「実験の回数」（12、18、15）と「計画の作成」ボタンがあります。

1回の追加実験で曲面の存在をチェック

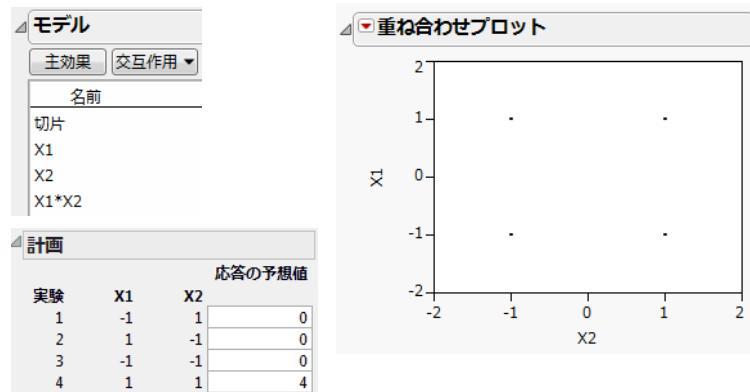
仮定したモデルが適切かどうかを簡単に判断するために、スクリーニング計画に中心点などを追加することはよくあります。これは良い措置ではありますが、**その場しのぎ的**です。カスタム計画では、このような措置に論理的根拠を与え、モデルの仮定に対して頑健な計画を簡単に作成できる機能が用意されています。

計画に中心点などを追加するのは、仮定している効果よりも、さらに高次の効果も検出できるようにするためです。このような高次の効果を**潜在的な項** (potential terms) といいます (JMPで「**可能な場合のみ**」と指定される潜在的な項を q と表します)。仮定したモデルに含まれている効果は**基本項** (primary terms) といいます (JMPで「**必須**」と指定される基本的な項を p と表します)。

【可能な場合のみ】のモデル項を使用するアプローチの長所を引き出すためには、標本サイズが【必須】（基本項）の数より大きく、【必須】（基本項）と【可能な場合のみ】（潜在的な項）を足した数より小さいことが条件となります。つまり、 $p < n < p+q$ です。【可能な場合のみ】のモデル項を使用したアプローチは、正式には Bayes 流の D- 最適計画といいます。Bayes 流の D- 最適計画では、【必須】の項を精度良く推定でき、さらに潜在的な項の効果を包括的に検出できます（【可能な場合のみ】の項は、一部分だけ推定可能）。

切片、主効果 2 つ、交互作用 1 つの 2 因子計画の場合は、基本項が 4 つ ($p = 4$) です。カスタム計画でこのモデルを入力すると、デフォルトの最小実験回数は 4 となり、因子設定は図 4.14 のようになります。

図 4.14 2 つの連続尺度の因子と交互作用



ここで、実験を 1 つ追加する余裕があるとしましょう ($n=5$)。実験を追加することにより、曲面性をチェックしたいとします。モデルに手を加えずに標本サイズだけを大きくして計画を作成すると、4 つの端点のうち 1 つが反復されます。いずれかの実験を反復することにより、モデル項の推定精度は改善されますが、あてはまりの悪さをチェックすることはできません。

モデルに 2 次項を 2 つ追加すれば、項の数は合計 6 になります。曲面を直接モデル化できます。しかし、曲面を直接モデル化するには、実験を少なくとも 2 回追加する必要があり、予算で決められている実験回数の 5 を上回ってしまいます。

Bayes 流の D- 最適計画なら、実験を 1 回追加するだけで ($n=5$)、曲面性の存在を調べることができます。この計画を作成するには、次の手順を行います。

1. 【実験計画(DOE)】 > 【カスタム計画】 を選択します。
2. 2 つの連続尺度の因子 (X1 と X2) を定義します。
3. 【続行】 をクリックします。
4. 「モデル」パネルの【交互作用】 ポップアップメニューから【2 次】 を選択します。結果は図 4.15 のようになります。

図4.15 2次の交互作用

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

名前	推定
切片	必須
X1	必須
X2	必須
X1*X2	必須

- 「モデル」パネルの「べき乗」ボタンをクリックし、「2次」を選択します。2次項が追加されます。
- 2次項（「X1*X1」と「X2*X2」）を選択し、「推定」列（[必須]）をクリックしてメニューを開き、「必須」を「可能な場合のみ」に変更します（図4.16）。

図4.16 「推定」列の変更

名前	推定
切片	必須
X1	必須
X2	必須
X1*X2	必須
X1*X1	可能な場合のみ
X2*X2	可能な場合のみ

これで、 $p=4$ つの基本項（切片、主効果2つ、交互作用）が「必須」、 $q=2$ つの潜在的な項（2次項2つ）が「可能な場合のみ」になりました。希望している実験回数の5は、 $p=4$ と $p+q=6$ の間にあります。

- 「計画の生成」パネルの「実験の回数」セクションにある「ユーザ定義」テキストボックスに「5」と入力します。

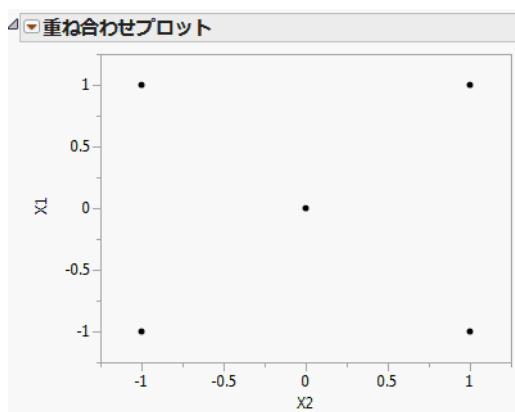
8. [計画の作成] をクリックします。その結果できた因子設定は図 4.17 のようになります。実際に表示される計画の値は、次の図と必ずしも一致しません。

図 4.17 Bayes の D- 最適計画 (5 実験)

実験	応答の予想値	
	X1	X2
1	1	-1
2	-1	1
3	1	1
4	-1	-1
5	0	0

9. [テーブルの作成] をクリックして JMP データテーブルを作成します。
10. [グラフ] > [重ね合わせプロット] を選択し、「X1」を [Y]、「X2」を [X] に指定して重ね合わせプロットを作成します (図 4.18)。重ね合わせプロットを見ると、追加した実験が計画のどこに配置されるかがわかります。この例では、因子の端点ではなく中心に置かれています。

図 4.18 Bayes の D- 最適計画 (5 実験) の重ね合わせプロット



応答曲面計画を作成する

応答曲面計画は、多くの場合、少数 (2 ~ 8 個) の連続量の因子を扱う計画です。応答曲面計画で仮定されるモデルは、通常は 2 次モデルです。

応答曲面計画は、スクリーニング計画とは対照的に、どの因子が重要かがすでにわかっている状況で使用します。応答曲面計画の目標は、因子と応答の関係を予測するモデルを作成することです。作成した予測モデルにより、工程の作業設定を改善することができます。

スクリーニング計画では、係数の相対分散の大きさが計画の良さを表します。しかし、応答曲面計画では、因子範囲全体における予測値の分散のほうが、係数の分散よりも重要な意味を持ちます。JMPでは、「予測分散プロファイル」に、予測値の分散がグラフになっています。このプロットは、応答曲面計画の評価にとても役立ちます。

予測分散曲面の検討

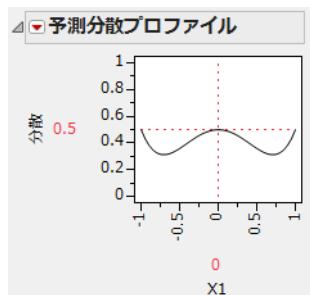
例として、単純な予測分散プロファイルを見てみましょう。まず、次の手順に従って、連続量の因子を1つ含んだ2次モデルの計画を作成します。

1. [実験計画(DOE)] > [カスタム計画] を選択します。
2. [因子の追加] > [連続変数] を選択して連続量の因子を1つ追加し、[続行] をクリックします。
3. 「モデル」パネルで [べき乗] > [2次] を選択して2次項を作成します。
4. 「計画の生成」パネルで実験の回数にデフォルト値(6回)を採用し、[計画の作成] をクリックします。
応答に対する予測値の分散は、実験の回数に反比例して小さくなります。実験の数が増加するにつれて、予測値の分散は減少します。
5. 開閉ボタン(Windowsでは▶◀、Macintoshでは▶◀)をクリックして「計画の評価」を開き、次に「予測分散プロファイル」を開きます(図4.19)。

各因子の値は、初期状態では、連続尺度は中央に、カテゴリカルは最初の水準に設定されています。モデルが2次式の場合、予測分散の関数は4次式になります。Y軸は、「応答の期待値に対する予測値」が持つ分散の相対的大きさを示しています。

この計画のポイントは、-1、0、1の3つです。予測分散プロファイルを見ると、-1～1の区間のうち、これらの3つのポイントにおいて分散が最大であることがわかります。

図4.19 1因子の2次モデルの予測分散プロファイル

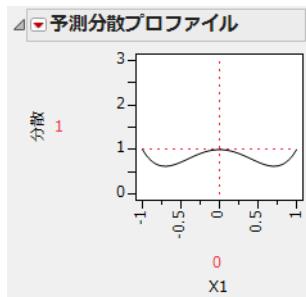


Y軸が表す予測分散は、誤差分散を基準とした相対的な値です。相対的な予測分散が1の場合、絶対的な予測分散はその回帰モデルの誤差分散と同じ値になります。予測分散プロファイルの詳細については、「[計画の評価](#)」(51ページ)を参照してください。

6. 複数のプロファイルプロットを比較してみるため、[戻る] ボタンをクリックし、「計画の生成」パネル内の [最小値] をクリックして、標本サイズを「3」に変更しましょう。

7. 「計画の作成」をクリックし、再び「予測分散プロファイル」を開きます。図4.20を参照してください。その結果できた曲線は、形状は前のプロットと同じですが、各ポイントの最大値が0.5ではなく1になります。

図4.20 予測分散プロファイル



応答曲面モデルのためのI-最適計画について

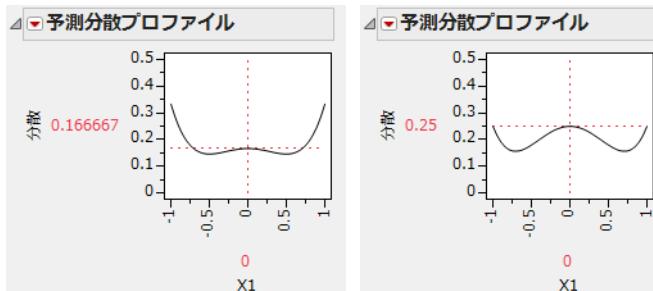
この章でこれまでに紹介した多くの計画は、D-最適計画です。この章でこれまでに紹介した計画はすべてD-最適計画です。D-最適計画では、係数の推定値の推定精度が良くなるように計画が作成されるのでスクリーニング計画に最適です。因子の効果が精度良く推定できれば、どの効果が重要かが判断しやすくなります。ただし、D-最適計画は、予測を主な目標とする実験計画にはあまり向いていません。

I-最適計画は、因子領域内における予測分散の平均を最小化するため、予測に適しています。JMPで応答曲面計画を作成するときは、I-最適計画の使用をお勧めします。

D-最適計画に比べ、I-最適計画では計画空間の端点に置かれる実験が少ない傾向があります。例として、実験回数を $n = 12$ とする 1 因子の 2 次モデルの計画を考えてみましょう。D-最適計画なら対象範囲の端点にそれぞれ 4 つの実験、中間に 4 つの実験を置きます。I-最適計画は、端点にそれぞれ 3 つ、中間に 6 つの実験を置きます。D-最適計画では実験の 3 分の 2 が端点に置かれるのに対し、I-最適計画では 2 分の 1 ということになります。

図4.21は、実験数 12、1 因子の 2 次モデルに対して作成された I-最適計画と D-最適計画の予測分散プロファイルを比較したものです。計画空間の中央では、I-最適計画の方が D-最適計画より予測分散が小さくなっています。端点ではその逆です。

図4.21 実験数12のI-最適計画（左）とD-最適計画（右）の予測分散プロファイル



計画空間の中央で、平均的な予測分散（誤差分散を1としたときの相対的な値）は、I-最適計画が0.1667、D-最適計画が0.25です。つまり、I-最適計画の予測に対する信頼区間の方がD-最適計画より狭くなります。

比較するため、両方の最適計画を使い、1因子の2次モデルの計画を作成してみましょう。

1. [実験計画(DOE)] > [カスタム計画] を選択します。
2. 連続変数の因子を1つ追加します（「X1」）。
3. [続行] をクリックします。
4. 「モデル」パネルの [RSM] ボタンをクリックすると、最適化の基準が自動的にI-最適になります。
5. 実験の回数を「12」に変更します。
6. [計画の作成] をクリックします。
7. 開閉ボタン（Windowsでは▶◀、Macintoshでは▶▼）をクリックして「計画の評価」を開きます。
8. 開閉ボタン（Windowsでは▶◀、Macintoshでは▶▼）をクリックして「予測分散プロファイル」を開きます（「予測分散プロファイル」は図4.21の左側に表示されています）。
9. 同じステップを繰り返して、D-最適化計画を作成します。それには、「カスタム計画」のタイトルバーにある赤い三角ボタンをクリックし、[最適化基準] > [D-最適計画の作成] を選択しておきます。「予測分散プロファイル」の結果は、図4.21の右側のようになります。

3因子の応答曲面計画

次元が高くなると、I-最適計画が因子領域の中心に重点を置く傾向はさらに強まります。図4.22は、因子が3つで実験数が16の2次モデルに対するD-最適計画とI-最適計画です。

比較するため、両方の最適計画を使い、3因子計画を作成してみましょう。

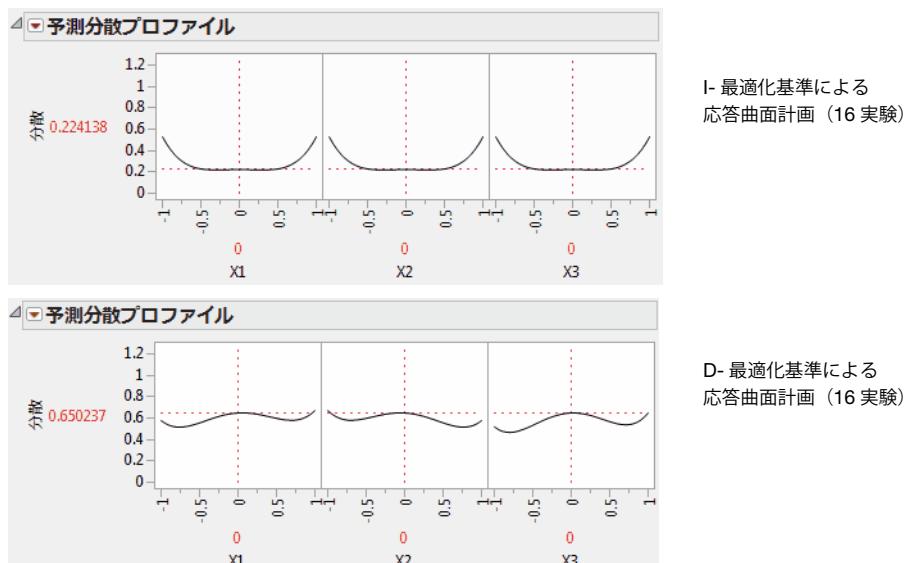
1. [実験計画(DOE)] > [カスタム計画] を選択します。
2. 連続変数の因子を3つ追加します（X1、X2、X3）。
3. [続行] をクリックします。
4. 「モデル」パネルで [RSM] ボタンをクリックすると、モデルに交互作用と2次項が追加され、最適化基準がI-最適計画になります。

5. 実験の回数はデフォルトの16を使用します。
6. [計画の作成] をクリックします。
7. 比較のためにD-最適計画を作成するには、同じステップを繰り返し、「カスタム計画」のタイトルバーにある三角ボタンをクリックして [最適化基準] > [D-最適計画の作成] を選択します。すると、図4.21の右側のような計画が表示されます。実際に表示される計画の値は、次の図と必ずしも一致しません。

図4.22は予測分散のプロファイルです。図のプロファイルは他の因子をすべて0に固定したときの予測分散関数の断面を示しています。I-最適計画の場合、中心における予測分散が最も低くなっています。計画に中心点が2つ含まれていることに注意してください。

D-最適計画の方には中心点がなく、因子空間の中心における予測分散はI-最適計画の3倍近くになっています。端点での分散は表示されていませんが、D-最適計画はI-最適計画に比べて端点付近での予測の精度が良いのが普通です。

図4.22 I-最適化基準とD-最適化基準による応答曲面計画（16実験）の分散プロファイル



ブロック因子を含む応答曲面

1つのプロセスが量的因子と質的因子の両方に依存するのは珍しいことではありません。たとえば、化学業界では、プロセスの結果は、温度や圧力のような量的因子だけでなく、原料のバッチや反応装置のような質的因子にも依存します。他にも、抗生物質の効果に関して経口投与するか注射するかという2水準の質的因子と、その抗生物質の成分と投与量という量的因子が存在する場合もあります (Atkinson and Donev 1992)。

JMPの応答曲面計画（「応答曲面計画」（181ページ））は、量的因子だけを取り扱います。応答曲面計画で質的因子を使った応答曲面モデル（RSM）を作成することもできますが、それには因子の水準ごとに計画を反復する必要があり、時間と費用がかかりすぎるのが欠点です。カスタム計画を使うと実験回数が少なくて済むのでコスト効率が良く、簡単です。ここでは、カスタム計画を使って応答曲面計画にブロック因子を追加するときの手順を示します。

1. 2つの連続尺度の因子（**X1** と **X2**）を定義します。
2. [因子の追加] をクリックし、[ブロック] > [ブロックあたり 4 実験] を選択してブロック因子（**X3**）を追加します。図4.23のように1水準のブロック因子が表示されますが、水準数は、後で実験の回数に合わせて調整されます。

図4.23 連続尺度の因子2つと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	

3. [続行] ボタンをクリックし、次に「モデル」パネルの [RSM] ボタンをクリックしてモデルに2次項を追加します（図4.24）。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。名義尺度の因子（ブロック因子など）に対しては、2次の項が作成されない旨を知らせるメッセージウィンドウが表示されます。そのウィンドウで [OK] をクリックします。

図4.24 応答曲面効果を追加

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				

4. 「計画の生成」パネルの「ユーザ定義」テキストボックスに「12」と入力します。「因子」パネルに表示されたブロック因子（**X3**）の水準数が3になります（図4.25）。実験回数が12、ブロックあたりの実験回数が4だと、ブロックの数が3になるためです。

図4.25 水準数が3になったブロック因子

The screenshot shows two main sections: 'Factors' and 'Model'.

Factors Section:

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 2 3

Model Section:

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

5. 【計画の作成】をクリックします。
6. 「出力オプション」パネルの「実験の順序」で【右から左へ並べ替え】を選択します。
7. 【テーブルの作成】をクリックします。すると、図4.26の左のような I -最適計画テーブルが作成されます。

図4.26は、12実験の I -最適計画と D -最適計画を比較したものです。

D -最適計画の方を作成するには、次の手順を行います。

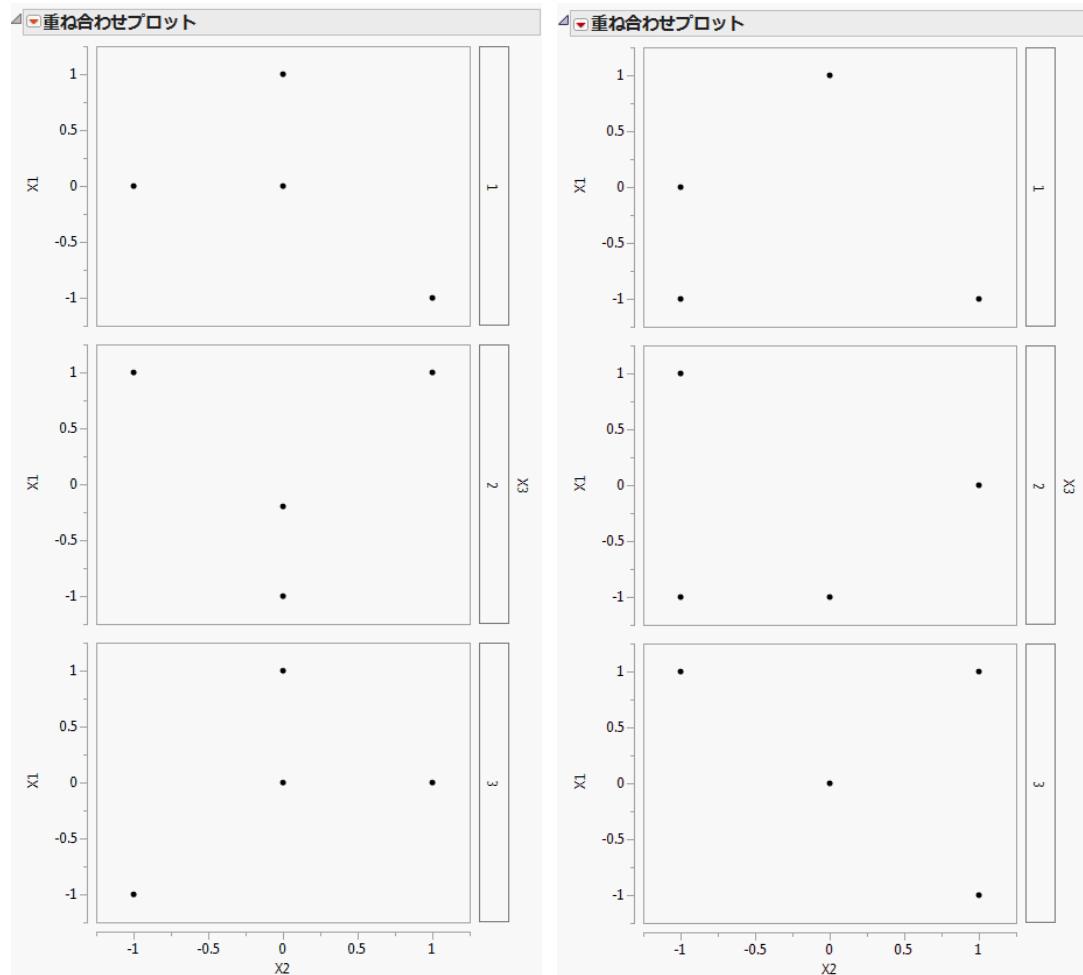
1. 【戻る】ボタンをクリックします。
2. 「カスタム計画」タイトルバーの赤い三角ボタンをクリックし、【最適化基準】>【 D -最適計画の作成】を選択します。
3. 【計画の作成】、次に 【テーブルの作成】をクリックします。

図4.26 実験数12のI-最適計画とD-最適計画のJMP計画テーブル

I-最適計画				D-最適計画			
実験	X1	X2	X3	実験	X1	X2	X3
1	0	0.01	3	1	1	1	2
2	1	0	2	2	-1	-1	1
3	1	-1	3	3	1	-1	3
4	-1	-1	3	4	0	1	1
5	0	1	3	5	0	0	3
6	0	-1	1	6	1	-1	1
7	0	-1	2	7	-1	1	2
8	-1	0	1	8	0.02	-1	2
9	-1	1	2	9	-1	-1	3
10	0	0	2	10	-1	1	3
11	0	0	1	11	1	0	1
12	1	1	1	12	-1	0	2

この例で作成した計画をグラフにしたのが図4.27です。これらのプロットを作成するには、それぞれのJMPテーブルをアクティブにした状態で【グラフ】>【重ね合わせプロット】を選択し、ブロック因子(X3)を【グループ変数】に指定します。

I-最適計画では各ブロックに中心点がありますが、D-最適計画には中心点が1つしかありません。なお、実際に表示されるグラフのポイントは、図4.27と必ずしも一致しません。

図4.27 I -最適計画（左）と D -最適計画（右）のプロック別プロット

ここで指定したモデルは図4.27のどちらの計画でもあてはめられます。モデル係数の推定に関しては D -最適計画の方が優れています。計画テーブルの下に診断統計量が表示されています（図4.28）。この例では、 I -最適計画の D 効率は約 51%、 D -最適計画の D 効率は 55% です。

計画領域内での応答を予測するには I -最適計画の方が適しています。「技術的詳細」（126ページ）にある計算式を使うと、これらの計画の平均的な相対分散が計算できます。平均的な予測分散（誤差分散を1としたときの相対的な値）は、 I -最適計画が 0.5、 D -最適計画が 0.59 です（図4.28）。これは、 D -最適計画の方が、予測の信頼区間が平均でほぼ 20 パーセントも広いことを意味します。

図4.28 I-最適計画とD-最適計画の診断統計量

△計画の診断統計量		△計画の診断統計量	
I-最適計画		D-最適計画	
D効率	50.85382	D効率	54.98822
G効率	75.83775	G効率	79.64774
A効率	37.51264	A効率	32.5789
平均予測分散	0.49973	平均予測分散	0.59188
計画作成時間 (秒)	0	計画作成時間 (秒)	0

配合実験計画を作成する

配合物の割合を計画する場合には、「カスタム計画」でなく、「配合計画」メニューも使用できます。しかし、「配合計画」メニューは、因子がすべて配合成分の時しか使用できません。最適な配合は、作業環境によって変化する可能性があります。カスタム計画では、配合成分と工程変数を同時に扱え、直面している問題に合わせて、柔軟に計画を作成できます。また、カスタム計画では、配合成分の和を任意の正の値に設定できます。「[配合成分の合計](#)」(74ページ) を参照してください。

非配合因子を含む配合計画

次の例 (Atkinson and Donev, 1992) では、因子の中に配合成分ではないものが含まれているときの、配合計画（混合計画）の作成方法を説明します。この例では：

- 応答は、アクリロニトリル粉末（アクリル樹脂の原料）の電磁波減衰率
- 配合成分は、硫酸銅、チオ硫酸ナトリウム（ハイポ）、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。このカスタム計画を作成するには、次の手順を行います。

- 【実験計画(DOE)】>【カスタム計画】を選択します。
- 「減衰率」という応答を作成します。望ましい値はわからないので、「目標」を【なし】に設定します。
- 「因子」パネルで、配合成分を3つとカテゴリカル因子「波長」を追加します。これらの配合成分は、化学反応の仕組みによって範囲が制約されます。範囲を手動で入力するのではなく、JMPのインストール時に自動的に作成されたサンプルデータのフォルダからロードしましょう。それには、「カスタム計画」のタイトルバーにある赤い三角ボタンをクリックし、【因子のロード】を選択します。「Design Experiment」サンプルデータフォルダの「Donev Mixture Factors.jmp」を開きます。カスタム計画のパネルは、図4.29のようになります。

図4.29 配合実験の「応答」パネルと「因子」パネル

The screenshot shows the 'Custom Design' dialog box with two main panels: 'Response' and 'Factor'.

応答 (Response) Panel:

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

因子 (Factor) Panel:

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(Na2S)	配合	容易	0.2 0.8
グリオキサール	配合	容易	0 0.6
▼ 波長	カテゴリカル	容易	L1 L2 L3

図4.30のモデルは、配合成分に波長の効果を追加した応答曲面モデルです。このモデルを作成するには、次の手順を行います。

1. 「[交互作用]」をクリックし、「[2次]」を選択します。ダイアログボックスが開き、すべての配合因子と交互作用する非配合因子の主効果項が除外されるという警告が表示されます。[OK] をクリックします。
2. 「計画の生成」パネルにある「実験の回数」セクションの「ユーザ定義」テキストボックスに「18」と入力します（図4.30）。「波長」は3水準なので、各水準あたり6回の実験が行われることになります。

図4.30 配合実験の「計画の生成」パネル

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
CuSO4	配合	容易	0.2
Na2S2O3	配合	容易	0.2
Glyoxal	配合	容易	0
Wavelength	カテゴリカル	容易	L1 L2 L3

因子の制約を定義

モデル

主効果 交互作用 交差 べき乗 Scheffeの3次多項式 項目の削除

名前	推定
CuSO4	必須
Na2S2O3	必須
Glyoxal	必須
CuSO4*Na2S2O3	必須
CuSO4*Glyoxal	必須
CuSO4*Wavelength	必須
Na2S2O3*Glyoxal	必須
Na2S2O3*Wavelength	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 12
 デフォルト値 18
 ユーザ定義 18

計画の作成

3. [計画の作成]、次に [テーブルの作成] をクリックします。

図4.31のようなデータテーブルが作成されます。実際にテーブルに表示される値は、次の図と必ずしも一致しません。

図4.31 配合実験の計画テーブル

Atkinson and Donev は実験数を 10 にした計画についても論じています。この場合、すべての波長において完全な配合物の応答曲面計画を立てることはできません。

確認してみましょう。

1. [戻る] ボタンをクリックします。
2. すべての効果を選択し、[項目の削除] をクリックします。
3. [主効果] をクリックして、主効果を追加します。
4. 「計画の生成」パネルで「実験の回数」を「10」に指定し、[計画の作成] をクリックします（図 4.32）。

図4.32 の右側の計画テーブルは、10回の実験の因子設定を示しています。

図4.32 実験数を 10 とした配合物の応答曲面計画

必然的に、波長によって実験の回数が異なります。このようなアンバランスが存在する状況では、予測分散プロファイルに注目するとよいでしょう（図4.33）。

5. まず「計画の評価」、次に「予測分散プロファイル」を開きます。

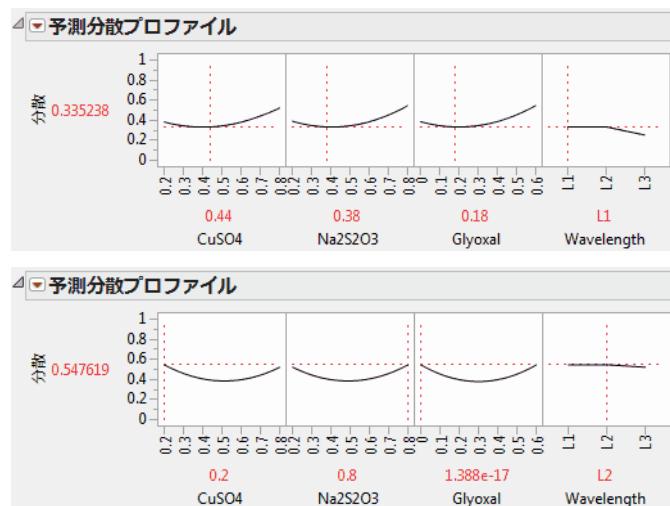
予測分散が3つの波長でほぼ一定になっていることから、アンバランスが大きな問題とはなっていないことがわかります。

最初の3成分は配合成分であるため、和は1になります。いずれかの値を変更すると、残りの値が自動的に調整され、和は一定に保たれます。

6. 「予測プロファイル」タイトルバーの赤い三角ボタンをクリックし、[満足度の最大化]を選択します。

この計画の予測分散の最大値は、図4.33の下側のプロットで示されているように、誤差分散の54.76%です。

図4.33 実験数を10とした計画の予測分散プロット



配合物をさらに配合する実験

配合の割合が2段階になっている配合実験の例として、この節では、ケーキの材料を取り上げます。

- 粉類は、小麦粉、砂糖、ココアです。
- 液体は、牛乳、溶かしバター、卵です。

ケーキ作るときは、これらの2つの構成要素（粉類と液体）を別々に混ぜ合わせてから、全部まとめて混ぜ合わせます。

粉類（小麦粉、砂糖、ココアの混合）が全体の45%、液体（バター、牛乳、卵の混合）が55%を占めることができます。

このような実験の目的は、味または舌触りを表す数値が最大になるときの各構成要素の配合を調べることです。

基本的には、主効果モデルを使用しますが、特異性が生じないように因子の1つを除外しなければなりません。どの因子を除外するかは、任意に決めることができます。

さまざまな因子について、次のような上限と下限を設定します。

粉類の配合:

- ココアは10%～20%の割合で配合する
- 砂糖は0%～15%の割合で配合する
- 小麦粉は20%～30%の割合で配合する

液体の配合:

- 溶かしバターは10%～20%の割合で配合する
- 牛乳は25%～35%の割合で配合する
- 卵は5%～20%の割合で配合する

ケーキを焼いた後、味を1～10の数値で評価します。

「カスタム計画」を使って次のように実験を設定します。

1. 「応答」パネルで応答を1つ作成し、「味」という名前をつけます。
2. 「味」の「下側限界」を1、「上側限界」を10に設定します（これは、味が1～10の段階で評価されることを反映しています）。
3. 「因子」パネルに、上記の6つの材料を配合因子として入力します。
4. 各材料の「値」として、上記の割合を入力します。

入力後の「応答」パネルと「因子」パネルは、図4.34のようになります。

図4.34 ケーキの例で入力を完了したときの「応答」パネルと「因子」パネル

The screenshot shows the 'Custom Design' software interface with two main panels: 'Responses' and 'Factors'.

Responses Panel:

応答名	目標	下側限界	上側限界	重要度
味	最大化	1	10	1.

Factors Panel:

名前	役割	変更	値
ココア	配合	容易	0.1
砂糖	配合	容易	0
小麦粉	配合	容易	0.2
バター	配合	容易	0.1
牛乳	配合	容易	0.25
卵	配合	容易	0.05

5. 次に、[続行] をクリックします。
6. 「因子の制約を定義」を開き、[制約の追加] ボタンを2回クリックします。
7. 図4.35のとおりに制約を入力します。2つ目の制約の設定では、[≤] ボタンをクリックし、[≥] を選択してください。
- このようにして粉類の割合を45%に制限すれば、因子がすべて配合因子として設定されていることから、自動的に液体が残りの55%を占めます。
8. 「モデル」パネルを見ると、6つの効果がすべて一覧されているのがわかります。効果が配合成分であるため、効果をすべてモデルに含めれば、モデルに特異性が生じます。図のようにモデル項のいずれか1つを強調表示し、[項目の削除] をクリックします。

図4.35 「配合物の配合」実験の制約

The screenshot shows the 'Constraints' panel for the '配合物の配合' experiment.

Factors Tab:

1	ココア +	1	砂糖 +	1	小麦粉 +	0	バター +	0	ミルク +	0	卵	≤	0.45
1	ココア +	1	砂糖 +	1	小麦粉 +	0	バター +	0	ミルク +	0	卵	≥	0.45

Model Tab:

名前	推定
ココア	必須
砂糖	必須
小麦粉	必須
バター	必須
ミルク	必須
卵	必須

Two arrows point to the '必須' (Must) entries for the first five ingredients in the 'Model' table.

9. 計画の実験結果を表示するため、「カスタム計画」タイトルバーのメニューにある【応答のシミュレート】をオンにします。
10. 「計画の作成」パネルで、実験の回数を10に設定します。つまり、材料の割合を変えた10種類のレシピで1回ずつケーキを焼くこととします。
11. 「計画の作成」パネルにある【計画の作成】ボタンをクリックし、次に【テーブルの作成】ボタンをクリックします。

図4.36のデータテーブルを見ると、ケーキに必要な2つの材料セット（粉類と液体）は、設定した制約に従ってそれぞれ45%と55%を占めています。さらに、それぞれのレシピにおける各材料の量は、「因子」パネルで設定した上側限界と下側限界に従っています。

図4.36 「配合物の配合」計画に従ったケーキの実験

	ココア	砂糖	小麦粉	バター	ミルク	卵	味
1	0.2	0.05	0.2	0.1	0.35	0.1	6.11
2	0.1	0.15	0.2	0.15	0.35	0.05	4.72
3	0.15	0	0.3	0.2	0.3	0.05	3.78
4	0.2	0.05	0.2	0.2	0.25	0.1	6.17
5	0.15	0	0.3	0.2	0.25	0.1	4.77
6	0.1	0.05	0.3	0.1	0.35	0.1	4.46
7	0.2	0	0.25	0.1	0.25	0.2	8.34
8	0.1	0.15	0.2	0.1	0.25	0.2	3.88
9	0.1	0.05	0.3	0.1	0.25	0.2	3.44
10	0.1	0.15	0.2	0.2	0.25	0.1	0.6

注：制約に関して注意が必要な点は、モデルに適した計画の作成が不可能になるような制約を定義してしまいかちなことです。そのような場合、「有効なスタート計画が見つかりませんでした。制約の一貫性を確認してください。」というメッセージが表示されます。

カスタム計画の特殊な用途

これまでに見てきた計画の中には、他のメニューで作成できるものや、実験計画に関する文献を参照しながら作成できるものもあります。しかし、この節で紹介する計画は、カスタム計画でないと作成できません。

固定された共変量がある場合の計画

実験計画法のテキストに予め記載されているような計画は、実験者がすべての因子を制御できることを前提としています。しかし、場合によっては、実験を開始する前に、各実験単位ごとに定量的な値（共変量）が測定されていることがあります。この共変量が応答に影響を及ぼしている場合には、その共変量を計画に含めなければいけません。テキストに記載されているような計画は、2、3の離散的な因子しか扱っておらず、柔軟性がありません。カスタム計画は、より柔軟な計画を作成することができます。

材料をロットに分けて管理していく、ロットごとに重要な変数を測定したデータが手元にあるとしましょう。これらのロットの商品を実験の単位として使用します。実験計画を用いて、これらの実験単位を制御しながら処理したいと考えています。

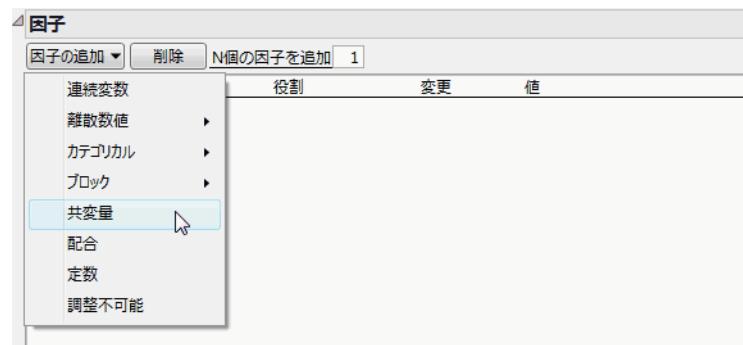
各ロットについて測定済みの変数は変更できないため、これらは共変量の因子となります。以下の例では、制御可能な因子の効果について最大限の情報を得られるような実験の計画方法を紹介します。

注：この機能を用いるときは、共変量の因子に欠測値がないことを確認してください。

次の手順で、カスタム計画を作成します。

1. 「Design Experiment」サンプルデータフォルダの「Reactor 32 Runs.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. [因子の追加] をクリックして [共変量] を選択します（図4.37）。

図4.37 共変量の追加



「共変量の列を選択」ダイアログボックスに、現在のデータテーブル内にある変数のリストが表示されます。

4. 変数のリストから「送り速度」、「温度」、「濃度」を選択し（図4.38）、[OK] をクリックします。
これらの因子は制御できません。

図4.38 固定的な共変量因子を使った計画



5. [OK] をクリックします。
6. 連続変数の因子を3つ追加し、それぞれに「反応率」、「触媒」、「攪拌速度」という名前を付けます(図4.39)。これらの因子は制御可能です。

図4.39 共変量因子と制御因子

次に、実験に使うロットの数を決定します。最小ロット数は、モデル内の項によって決まります。この実験で利用できる材料の総ロット数が32なので、最大数は32になります。

7. [続行] をクリックします。
8. 「実験の回数」の横に「12」と入力します。
9. [計画の作成] をクリックします。

計画は、図4.40のようになります。計画の作成に際し、JMPは32のロット数から最適な12個を選出しています。さらに、「反応率」、「触媒」、「攪拌速度」については、6つの因子すべての情報量を最大化するような設定値が選ばれています。

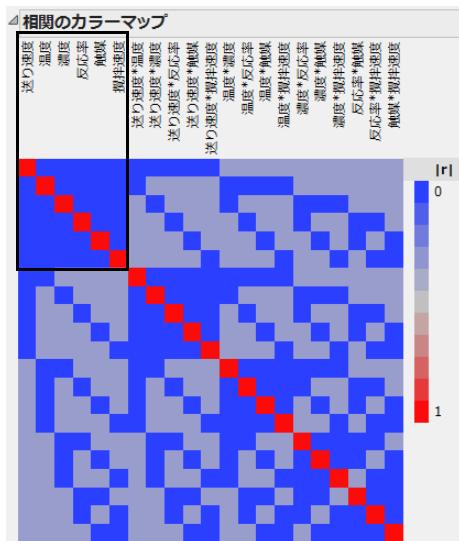
図4.40 共変量因子3つ、制御因子3つ、実験回数12回の最適計画

実験	送り速度	温度	濃度	反応率	触媒	攪拌速度
1	15	140	3	-1	-1	-1
2	15	180	6	1	1	-1
3	10	140	6	-1	1	-1
4	10	180	3	-1	-1	-1
5	10	180	6	1	-1	1
6	15	180	6	-1	-1	1
7	15	180	3	-1	1	1
8	10	140	6	-1	1	1
9	10	140	3	1	-1	1
10	15	140	6	1	-1	-1
11	10	180	3	1	1	-1
12	15	140	3	1	1	1

10.「相関のカラーマップ」レポートを開きます。

カラーマップを見ると、測定済みで制御不可能な共変量因子があっても、直交計画となっていることがわかります。

図4.41 相関のカラーマップ



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いです。実験の順序を無作為に決めたなら、この傾向によってパラメータ推定にバイアスをもたらすことはさほどありません。しかし、パラメータ推定値のばらつきは増加します。

よく行われているのは、実験全体で実験順序を無作為に決めたり、似たようなグループ（ブロック）の中で実験順序を無作為に変えたりする方法です。ただし、因子の影響とは別に時間に伴う傾向があり、その傾向が線形関係の場合には、さらに良い方法があります。

この例では、時間に伴う線形傾向を考慮した計画の作成方法を紹介します。

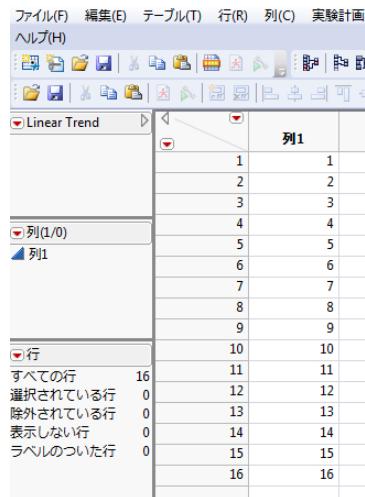
1. データテーブルを作成し、「X1」という名前の連続尺度の列を用意します。

これが、実験順序を示す変数となります。

2. この列の最初のセルに「1」、2番目のセルに「2」と入力します。
3. 2つのセルを選択し、右クリックして [初期値を埋める/挿入] > [テーブルの最後までシーケンスを継続する] を選択します。

データテーブルは、図4.42のようになります。

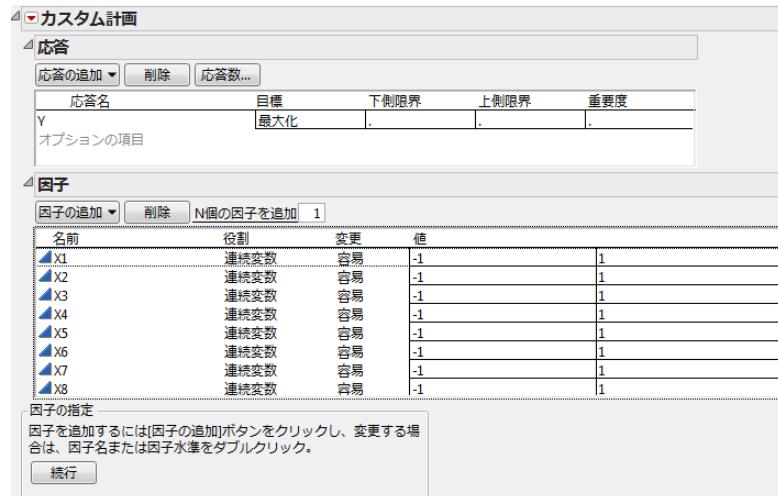
図4.42 実行順序を指定したデータテーブル



Linear Trend	
	列1
	1
	2
	3
	4
	5
	6
	7
	8
	9
	10
すべての行	16
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
	11
	12
	13
	14
	15
	16

4. [実験計画(DOE)] > [カスタム計画] を選択します。
5. [因子の追加] > [共変量] を選択し、「X1」を選択して [OK] をクリックします。
6. 図4.43に示すように連続変数の因子を7つ追加して、[続行] をクリックします。

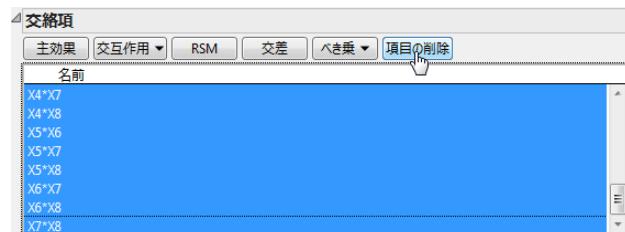
図4.43 共変量因子1つと連続変数の因子7つの計画



7. 「交絡項」レポートで、すべての項を選択して [項目の削除] をクリックします。

これで、相関のカラーマップから交絡項が除外されるため、主効果を確認しやすくなります。

図4.44 交絡項の削除



8. 「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、「100,000」と入力して [OK] をクリックします。

ここでは、無作為に選んだ初期計画から、最適計画の生成を試行する回数を決定します。

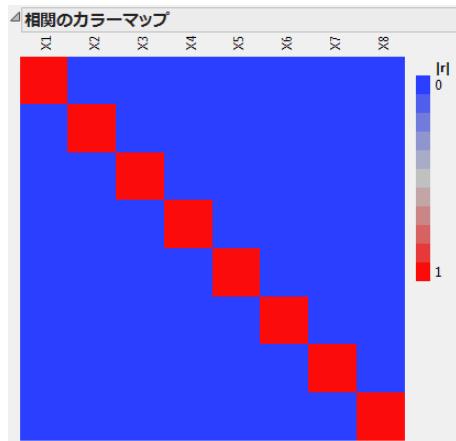
9. [計画の作成] をクリックします。

10. 計画が生成されたら、「相関のカラーマップ」レポートを開きます。

図4.45では、因子X2からX8までが互いに直交しています。X1（実行順序の変数）は、X3、X4、X5、X7、X8と直交しています。また、X2およびX6とは相関関係にありますが、相関係数は0.0271にすぎず、関連する主効果について、分散拡大係数は0.1%未満となります。

なお、作成される実験は乱数に左右されるため、実際の結果はここでの結果と異なります。

図4.45 実行順序と各回の因子設定のカラーマップ



11. [テーブルの作成] をクリックします。

新しいデータテーブルに、実験の実行順序と、各回の因子設定が表示されます（図4.46）。

図4.46 線形傾向の影響を受けにくい計画の実行順序と因子設定

X1	X2	X3	X4	X5	X6	X7	X8
1	1	-1	-1	-1	-1	1	1
2	-1	1	-1	1	-1	-1	1
3	1	1	1	1	1	-1	-1
4	-1	1	1	1	-1	1	-1
5	-1	-1	1	-1	1	-1	-1
6	-1	-1	-1	-1	1	-1	1
7	-1	1	1	-1	1	1	1
8	1	-1	-1	1	1	1	-1
9	1	-1	1	1	-1	1	1
10	1	1	-1	-1	1	1	-1
11	1	1	-1	-1	-1	-1	-1
12	1	-1	1	1	1	-1	1
13	-1	-1	1	-1	-1	1	-1
14	-1	-1	-1	1	-1	-1	-1
15	1	1	1	-1	-1	-1	1
16	-1	1	-1	1	1	1	1

実験順序と因子が直交するような計画を立てるのが常に可能だという訳ではありません。実験順序と因子に大きな相関が見られる場合でも、モデルの説明変数に実験順序を追加することは、時間的な線形傾向に対する対策となります。説明変数に実験順序を追加することにより、他の因子の推定精度が上がる事が期待できるからです。

変更が困難な因子を持つ計画: 分割実験

分割実験データの分析方法については多くの文献がありますが、分割実験の最適計画を作成できるようになったのはつい最近のことです (Goos 2002)。JMPのカスタム計画では、分割実験の最適計画を作成できますが、これは商業的なソフトウェアでは初めての機能です。

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) ごとにだけ変更します。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。

- 因子のうち3つは、配合物の成分である軟化剤です。各軟化剤の比率を「m1」、「m2」、「m3」とします。これらの比率の合計は1です。これらの各成分は、二次単位の因子とします。
- 因子のうち2つは、工程変数の押出速度（「押出速度」）と乾燥温度（「温度」）です。これらの工程変数は、設定を変更するのが困難であるため、計画の一次単位因子とします。
- 応答は、自動車のシートカバーに使用するビニールの厚さです。応答（「厚さ」）は、配合の比率と工程変数の効果の両方に依存します。

この計画を作成するには、次の手順を行います。

1. [実験計画(DOE)] > [カスタム計画] を選択します。
2. デフォルトでは、「Y」という応答が表示されます。名前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 (図4.47)。
3. 下側限界の値を「10」とします。
4. 配合因子を3つ追加するため、「N個の因子を追加」に「3」と入力し、[因子の追加] > [配合] をクリックします。
5. 配合因子にそれぞれ「m1」、「m2」、「m3」という名前をつけます。どの因子についても、デフォルトの水準である0と1をそのまま使用します。
6. 連続量の因子を2つ追加するため、「N個の因子を追加」に「2」と入力し、[因子の追加] > [連続変数] をクリックします。それぞれに「押出速度」、「温度」という名前をつけます。
7. どちらの因子についても、「値」のデフォルト値「-1」と「1」をそのまま使用します。
8. 「押出速度」を一次単位因子にするため、[容易] をクリックして [困難] に変更します。
9. 「温度」を一次単位因子にするため、[容易] をクリックして [困難] に変更します。ダイアログボックスは図4.47のようになります。

図4.47 応答と因子を追加する

The screenshot shows the 'Responses' section with a table:

応答名	目標	下側限界	上側限界	重要度
厚さ	最大化	10	.	.

The 'Factors' section shows a table of factors and their levels:

名前	役割	変更	値
m1	配合	容易	0
m2	配合	容易	0
m3	配合	容易	0
押出速度	連続変数	困難	-1
温度	連続変数	困難	-1

10. [続行] をクリックします。

11. 次に、モデルに交互作用項を追加するため、[交互作用] > [2次] を選択します（図4.48）。ダイアログボックスが開き、すべての配合因子と交互作用する非配合因子の主効果項が除外されるという警告が表示されます。[OK] をクリックします。

図4.48 交互作用項の追加

The 'Interaction' tab is selected in the 'Model' dialog. A dropdown menu is open over the factor '2次' (2nd order), showing options: 3次 (3rd order), 4次 (4th order), and 5次 (5th order). The table lists various factors and their levels:

名前	2次	推定
m1	3次	必須
m2	4次	必須
m3	5次	必須
m1*m2		必須
m1*m3		必須
m1*押出速度		必須
m1*温度		必須
m2*m3		必須
m2*押出速度		必須
m2*温度		必須
m3*押出速度		必須
m3*温度		必須
押出速度*温度		必須

12. 「計画の生成」パネルの「一次単位の数」テキストボックスに「7」と入力します。

13. 「実験の回数」の「ユーザ定義」テキストボックスに「28」と入力します。

注:「一次単位の数」テキストボックスを欠側値とした場合は、さまざまな数を検討した上でモデル係数に関して最大の情報を与えるような数が自動的に採用されます。具体的には、行列式の $\mathbf{X}' \mathbf{V}^{-1} \mathbf{X}$ (\mathbf{V}^{-1} は応答の分散行列の逆行列) を最大化する値です。行列 \mathbf{V} は、存在する一次単位の数の関数なので、一次単位の数が変われば \mathbf{V} も変わり、計画に含まれる情報量に差が生じます。

14. [計画の作成] をクリックします。図4.49のような計画が表示されます。

図4.49 最終的な計画（一部）

実験	一次単位	extrusion				応答の予想値
		m1	m2	m3	rate	
1	1	1	0	0	-1	1 0
2	1	0	0.5	0.5	-1	1 0.25
3	1	0	1	0	-1	1 0
4	1	0.4	0	0.6	-1	1 0.24
5	2	0	0	1	-1	-1 0
6	2	1	0	0	-1	-1 0
7	2	0	1	0	-1	-1 0
8	2	0.5	0	0.5	-1	-1 0.25
9	3	0	0	1	1	-1 0
10	3	0	1	0	1	-1 0
11	3	1	0	0	1	-1 0
12	3	0.5	0	0.5	1	-1 0.25
13	4	1	0	0	1	1 4

15. [テーブルの作成] をクリックします。

16. 28回の実験と応答値を表示するため、JMPのインストール時に自動的にインストールされたサンプルデータのフォルダから「Design Experiment」>「Vinyl Data.jmp」を選択します。カスタム計画を使って作成したテーブルは、サンプルデータフォルダ内のデータテーブル（図4.50）と必ずしも一致しません。

図4.50 ビニールデータの計画テーブル

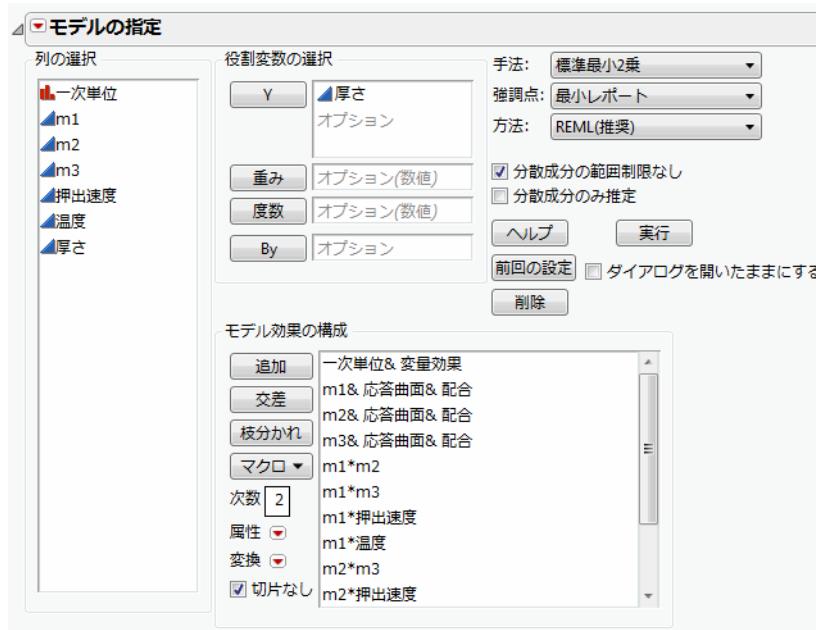
カスタム計画	一次単位	m1	m2	m3	押出速度	温度	厚さ
計画	カスタム計画						
基準	D-最適計画						
モデル							
列(7/0)							
一次単位*							
m1*							
m2*							
m3*							
押出速度*							
温度*							
厚さ*							
行							
すべての行	28						
選択されている行	0						
除外されている行	0						
表示しない行	0						
ラベルのついた行	0						
	1 1	0	1	0	1	-1	4
	2 1	0	0	1	1	-1	10
	3 1	1	0	0	1	-1	3
	4 1	0.5	0.5	0	1	-1	9
	5 2	0.6	0	0.4	-1	1	8
	6 2	0	1	0	-1	1	5
	7 2	0	0	1	-1	1	6
	8 2	0.5	0.5	0	-1	1	2
	9 3	0	1	0	-1	-1	7
	10 3	0	0.5	0.5	-1	-1	9
	11 3	1	0	0	-1	-1	14
	12 3	0.4	0	0.6	-1	-1	12
	13 4	0	1	0	-1	1	5
	14 4	0	0.5	0.5	-1	1	2
	15 4	1	0	0	-1	1	6
	16 4	0	0	1	-1	1	7

17. 「モデル」の赤い三角ボタンをクリックし、[スクリプトの実行] を選択します。ダイアログボックスが開きます（図4.51）。

分割実験のモデルには、一次単位因子に関連付けられた変量効果があります。

図4.51のダイアログボックスを見るとわかりますが、誤差項の効果名には「&変量効果」がつきます。図4.51の「方法」に表示されているとおり、この分析では、REML法が使用されます。REML法の詳細については、『基本的な回帰モデル』を参照してください。

図4.51 「モデルのあてはめ」ダイアログでモデルを定義



18. [実行] ボタンをクリックして分析を実行します。結果は図4.52のようになります。

図4.52 分割実験の分析結果

応答厚さ					
あてはめの要約					
R2乗	0.85681				
自由度調整R2乗	0.742258				
誤差の標準偏差(RMSE)	1.97493				
Yの平均	6.892857				
オブザベーション(または重みの合計)	28				
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*
m1*m2	-6.458845	5.83806	13.36	-1.11	0.2881
m1*m3	8.5532871	5.607183	13.15	1.53	0.1508
m1*押出速度	-0.647611	0.958111	7.261	-0.68	0.5200
m1*温度	-1.8151	0.961061	7.328	-1.89	0.0990
m2*m3	10.575333	5.226599	13.04	2.02	0.0640
m2*押出速度	0.2944425	0.997579	8.162	0.30	0.7752
m2*温度	1.2044413	0.993319	8.065	1.21	0.2596
m3*押出速度	2.6611621	0.979087	7.733	2.72	0.0272*
m3*温度	-1.498647	0.97904	7.731	-1.53	0.1657
押出速度*温度	-1.866921	0.740748	2.858	-2.52	0.0903
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			100.000
-2対数尤度 = 82.032495402					

技術的詳細

ここでは、I-最適計画、D-最適計画、Bayes流のI-最適計画、Bayes流のD-最適計画、交絡最適計画について説明します。

D-最適化基準

- 【RSM】ボタンをクリックして2次モデルを作成する場合を除き、カスタム計画で作成されるデフォルトの計画です。
- モデル係数推定値の分散を最小化します。D-最適化基準は1次モデルとスクリーニングに適しています。なぜなら、スクリーニング実験の目的は有効な因子を識別することであり、パラメータの推定が重要だからです。
- この基準は指定したモデルに依存します。実際の状況では指定すべきモデルが事前にはわからないのが普通なので、この性質が制限になってしまいます。

- あらかじめ指定したモデルの係数の分散を最小化することが実験の目的です。 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十分にチェックされない傾向があります。たとえば、1次モデルをモデルとしてあらかじめ指定した場合には、極値だけで中間値を含まない計画が作成されます。極端なケースでは、 D -最適基準は、係数が p 個のモデルに対して、 p 組の組み合わせしかない、あてはまりの悪さを確認するための自由度がまったくない計画を作成する場合もあります。
- 次の D を最大化します。

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

分割実験の D -最適計画は、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} は応答のブロック対角分散行列です (Goos 2002)。

Bayes 流の D -最適化基準

- D -最適化基準を調整したもので、モデルに指定された項の係数を効率良く推定しながら、いくつかの高次の項を検出して推定する能力があります。交互作用や曲面性が存在する場合に、Bayes の D -最適化基準は有用です。
- 標本サイズが、[必須] の項数より大きく、[必須] と [可能な場合のみ] を足した項数より小さい場合、つまり、 $p + q > n > p$ の場合に有用です。Bayes 流の D -最適計画では、[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できるような (一部の潜在的な項は推定可能になるような) 計画を作成します。
- [必須] 項だけしか含まないモデルの不適切さを [可能な場合のみ] の項によって検出できるような計画が作成されます。 \mathbf{K} を $(p + q) \times (p + q)$ の対角行列とし、最初の p 個の対角要素が 0 で、最後の q 個の対角要素が定数 k であるとします。2 因子間交互作用に対しては、 $k = 4$ で、それ以外は $k = 1$ です。Bayes の D -最適計画は $(\mathbf{X}' \mathbf{X} + \mathbf{K}^2)$ の行列式を最大化します。Bayes 流の D -最適化基準が通常の D -最適化基準と異なるのは、[可能な場合のみ] の項に相当する $\mathbf{X}' \mathbf{X}$ 行列の対角要素に定数が足されている点です。

I-最適化基準:

- 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。
- 応答曲面計画を作成する場合など、係数の推定ではなく応答の予測が目標であるときは、 D -最適化基準よりも適しています。I-最適化基準を使用すると、データ領域内における応答の予測が精度良く実行でき、最も望ましい応答値になる因子設定を見つけやすくなるからです。最適な作業条件を決定する場合や、計画空間のどの領域で応答が許容範囲内に収まるかを調べる場合、またはフィードバック制御モデルを作成する場合などでは I-最適計画のほうが適切です。このような場合は、パラメータの推定精度を上げるよりも、応答を精度良く予測することの方が重要だからです。
- $f'(x)$ が因子の組み合わせを表す行ベクトルであるとき、次の基準を最小化します。

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

この式で、

$$M = \int_R f(x)f(x)'dx$$

は計画に依存しないモーメント行列なので、事前に計算しておくことができます。

Bayes 流の I- 最適化基準

Bayes 流の I- 最適化基準は、Bayes 流の D- 最適化計画とは最適化する目的関数が異なるため、作成される計画も異なります。Bayes 流の I- 最適化基準の係数の分散行列は、 $\mathbf{X}'\mathbf{X} + \mathbf{K}$ で、 \mathbf{K} は [必須] 項の部分を 0、[可能な場合のみ] 項の部分を 0 以外の定数にした対角行列です。

x_0 における予測値の分散は、次の式で計算されます。

$$\text{var}(\hat{Y} | x_0) = (\mathbf{x}_0'(\mathbf{X}'\mathbf{X} + \mathbf{K})^{-1})\mathbf{x}_0$$

Bayes の I- 最適計画は、計画領域全体での予測分散の平均を最小化します。

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

上の式で、 \mathbf{M} の定義は前述のとおりです。

交絡最適化基準

- モデル項と交絡項の交絡関係を最小化する最適基準です。

ここで、 X_1 をモデル項に対する計画行列、 X_2 を交絡項に対する計画行列とします。また、

$$\mathbf{A} = (X_1'X_1)^{-1}X_1'X_2$$

を交絡行列（交絡項の影響を示す行列）とします。

交絡最適化では、D- 効率が指定の値以上であるという条件のもとで、 $\text{tr}(\mathbf{A}\mathbf{A}')$ を最小化します。つまり、行列 \mathbf{A} の要素の平方和を最小化します。

第 5 章

決定的スクリーニング計画



因子のスクリーニングは、製品や工程を評価・改善するための一連の実験において、最初に行う重要な実験です。因子のスクリーニングは、応答に大きな影響を与えている少数の因子を探し出すことが目的です。「因子のスクリーニング」は、単に「スクリーニング」とも呼ばれています。因子のスクリーニングは、Paretoの原則を前提としています。Paretoの原則とは、「応答に大きな影響を与えている因子は、ごく少数である」というものです。

スクリーニング計画は、多数の因子を調べないといけないときでも、比較的少ない実験回数で済むために、広く使われています。伝統的なスクリーニング計画では、「高水準」と「低水準」という2水準の因子で実験を構成することにより、実験回数を少なくしています。

実験回数を抑えた伝統的なスクリーニング計画では、一部の2因子間交互作用は主効果と交絡しています。また、2因子間交互作用同士でも交絡があります。このため、2因子間交互作用の影響が大きい場合には、それらのあいまいな点を明らかにするには、伝統的なスクリーニング計画を行った後に、追加の実験を実施する必要があります。

量的因子に対しては、2水準（低、高）ではなく、3水準（低、中、高）で実験することを、エンジニアや科学者は好む傾向にあります。これは、一般的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は2水準では不十分であるためです。

決定的スクリーニング計画は、このような懸念に対処しています。量的因子を3水準で調べる計画であるため、1次の主効果だけではなく、2乗の効果も検出できます。また、1次主効果は2因子間交互作用と直交しており、2因子間交互作用のあいだも完全には交絡していません。このため、多くの場合において、モデルのあいまいさを解消するための追加の実験を行わないで済むようになります。

決定的スクリーニング計画では、連続尺度の因子と、2水準のカテゴリカルな因子のみを扱えます。

決定的スクリーニング計画のその他の利点については、「[「決定的スクリーニング計画」プラットフォームの概要](#)」（131ページ）を参照してください。

目次

「決定的スクリーニング計画」 プラットフォームの概要.....	131
決定的スクリーニングの例.....	132
決定的スクリーニング計画と Plackett-Burman 計画の例.....	136

「決定的スクリーニング計画」プラットフォームの概要

従来のスクリーニング計画では、1次主効果と2因子間交互作用とのあいだに相関があったり、2因子間交互作用どうしで交絡が生じたりするため、追加の実験が必要になることが少なくありません。決定的スクリーニング計画は、そのような交絡によるあいまいさがなく、重要な因子を迅速に見つけることができます。

決定的スクリーニング計画には、次の利点があります。

- 因子がすべて連続尺度の場合、実験回数が因子数の2倍より1多い回数ですみます。2水準のカテゴリカルな因子を含む場合は、因子数の2倍より2多い回数ですみます。
- レゾリューションIII(分解能III)の計画とは異なり、すべての1次の主効果は、すべての2因子間交互作用と直交しています。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。
- レゾリューションIV計画とは異なり、いずれの2因子間交互作用も、他の2因子間交互作用と完全には交絡しません(相関する場合はあります)。
- 中心点を加えたレゾリューションIII、IV、V計画とは異なり、1次の主効果と2乗の効果をすべて含めたモデルをあてはめたとき、それらの効果をすべて推定できます。
- 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(相関する場合はあります)。
- 因子数が6から少なくとも12までの決定的スクリーニング計画は、統計的に非常に高い推定効率で、あらゆる3因子以下の完全2次式モデルを推定できます。¹

表5.1は、8つの量的因子に対する決定的スクリーニング計画です。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。このような折り重ねを行うと、2因子間交互作用と1次主効果とのあいだの交絡がなくなります。各因子には、ゼロ値が含まれており、3水準となっています。このことにより、各因子で2乗の効果を推定できます。また、最後の行は中心点の実験となっています。中心点があることにより、切片項、1次の主効果、2乗の効果から構成されるあらゆるモデルが推定できるようになっています。

1. 以上の説明は、次の論文から承諾を得て転載したものです。Jones, B. and Nachtsheim, C. (2011a). "A Class of Three-Level Designs for Definitive Screening in the Presence of Second-Order Effects", *Journal of Quality Technology*, 43, p. 2. 同論文は、JMPのWebサイト(http://www.jmp.com/software/pdf/definitive_screening.pdf)からの入手できます。

表5.1 8つの3水準因子の決定的スクリーニング計画

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	0	0	0	0	0	0	0	0

決定的スクリーニングの例

この例では8つの連続尺度の因子を調べることにしました。以下の例では、決定的スクリーニング計画を作成します。作成された計画は、2因子間交互作用もスクリーニングできます。

決定的スクリーニング計画を作成するには、次の手順で操作します。

1. [実験計画(DOE)] > [決定的スクリーニング計画] を選択します。
2. 応答名 (Y) を「フィットネス」に変更します。
3. 連続尺度の因子を8つ追加します。
4. 因子の名前 (X1～X8) を図5.1に示すように変更します。

図5.1 8つの連続変数の決定的スクリーニング計画

The screenshot shows the 'Decisional Screening Plan' software interface. The 'Responses' section contains a table with one row for 'フィットネス' (Fitness) with a target of '最大化' (Maximize). The 'Factors' section contains a table with eight rows of continuous variables: 年齢 (Age), 身長 (Height), 体重 (Weight), 酸素摂取量 (Oxygen consumption), 走行時間 (Walking time), 走行時の脈拍 (Pulse during exercise), 休息時の脈拍 (Pulse during rest), and 最大脈拍 (Maximum pulse). The 'Factors' section also includes a '指定' (Specification) box with instructions and a '続行' (Continue) button.

応答名	目標	下側限界	上側限界	重要度
フィットネス	最大化	.	.	.

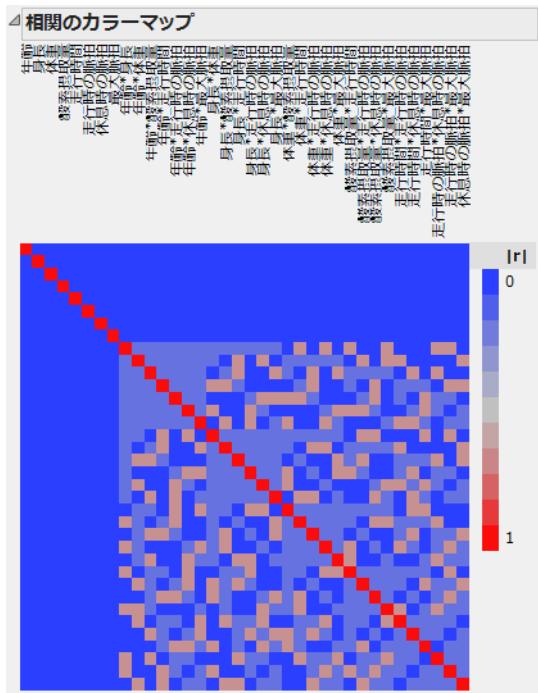
名前	役割	値
年齢	連続変数	40
身長	連続変数	61
体重	連続変数	132
酸素摂取量	連続変数	37
走行時間	連続変数	8
走行時の脈拍	連続変数	146
休息時の脈拍	連続変数	40
最大脈拍	連続変数	155

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、「相関のカラーマップ」レポート（図5.2）を開きます。

図5.2 決定的スクリーニング計画のカラーマップ



カラーマップから次のことがわかります。

- 青色の領域は、相関がまったくないことを示しています。1次主効果と2次効果が、相関ゼロで直交していることが分かります。
 - 赤色の領域は、相関が1であることを示しています。対角線のセルしか相関が1になっていません。このことは、各項は互いに完全には交絡していないことを示しています。
6. 「決定的スクリーニング計画」の赤い三角ボタンのメニューから【因子の保存】を選択し、作成されたデータテーブルに「Design Factors.jmp」という名前を付けて保存します。
7. 赤い三角ボタンのメニューから【応答の保存】を選択し、作成されたデータテーブルに「Design Responses.jmp」という名前を付けて保存します。

因子と応答をデータテーブルに保存したので、これらの値を次の計画でも使用できます。

このレポートは開いたままにしておき、次に作成する一部実施要因計画のレポートと後で比較します。

1. 【実験計画(DOE)】>【スクリーニング計画】を選択します。
 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【応答のロード】を選択し、前の手順で作成した「Design Responses.jmp」を選択します。
- 「応答」リストに「フィットネス」が表示されます。
3. 赤い三角ボタンのメニューから【因子のロード】を選択し、「Design Factors.jmp」を選択します。

連続量の因子が「因子」リストに表示されます。

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5.3）。

図5.3 一部実施要因計画

The screenshot shows the 'One-factor-at-a-time' screening plan selection interface. It consists of three main sections:

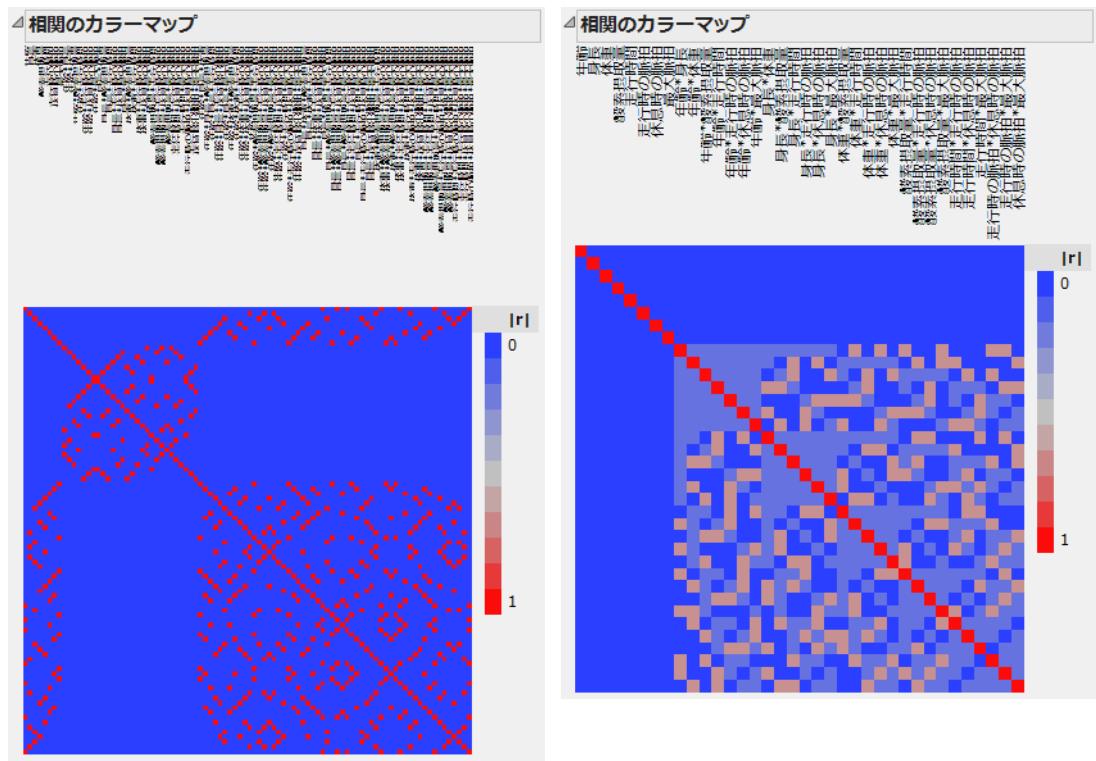
- Answers (応答):** A table for defining response characteristics. The first row shows 'フィットネス' (Fitness) with '目標' (Target) set to '最大化' (Maximize). The second row is empty.
- Factors (因子):** A table listing continuous variables. The columns are 'Name' (名前), 'Role' (役割), and 'Value' (値). The data includes:

年齢	連続変数	40	60
身長	連続変数	61	72
体重	連続変数	132	200
酸素摂取量	連続変数	37	60
走行時間	連続変数	8	14
走行時の脈拍	連続変数	146	186
休息時の脈拍	連続変数	40	70
最大脈拍	連続変数	155	192
- List of plans (計画のリスト):** A table showing experimental designs. The first row is 'Plackett-Burman計画' (Plackett-Burman design) with 12 runs. The second row is '一部実施要因計画' (One-factor-at-a-time screening plan) with 16 runs. The third row is '一部実施要因計画' (One-factor-at-a-time screening plan) with 16 runs. The 'List of plans' section includes a note: 'リスト内の行をクリックして計画を選択してください。' (Please click on the list item to select the plan.)

At the bottom of the interface are two buttons: 'Continue' (続行) and 'Back' (戻る).

6. リストの2番目に表示されている16実験でブロックなしの一部実施要因計画を選択します。
7. 「続行」をクリックします。
8. 「計画の評価」レポートで「相関のカラーマップ」レポートを開き、決定的スクリーニング計画のカラーマップと比較します（図5.4）。

図 5.4 一部実施要因計画（左）と決定的スクリーニング計画（右）のカラーマップ



- 左側の一部実施要因計画のカラーマップでは、すべてのセルが青か赤になっています。2因子間交互作用のなかには、他の2因子間交互作用と完全に交絡しているものがあります。このため、2因子間交互作用も調べたいのであれば、追加の実験が必要でしょう。
- 右側の決定的スクリーニング計画のカラーマップでも、いずれの2次効果も、1次の主効果と相関していません。また、セルの色が淡い青色になっていることから、2因子間交互作用のいずれの相関も小さいことがわかります。このような性質をもつため、2因子間交互作用を調べるのに、実験を追加する必要はないでしょう。

決定的スクリーニング計画と Plackett-Burman 計画の例

Plackett-Burman 計画は、スクリーニングを目的とした一部実施要因計画の代替手法です。しかし、Plackett-Burman 計画では、主効果と交互作用に複雑な別名関係が生じます。

この例では、決定的スクリーニング計画と Plackett-Burman 計画の比較方法を紹介します。

- 【実験計画(DOE)】>【決定的スクリーニング計画】を選択します。
- 応答名(Y)を「自転車の安全性」に変更します。

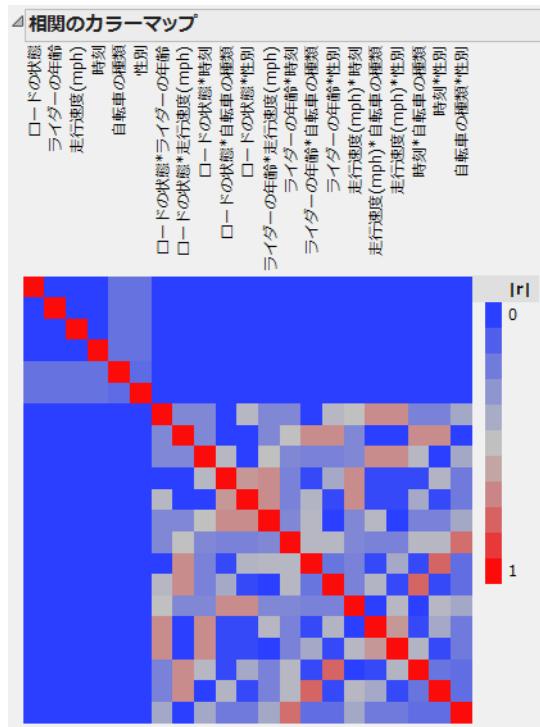
3. 図5.5に示すように、連続尺度の因子を4つ追加します。

図5.5 カテゴリカル因子も含む決定的スクリーニング計画

The screenshot shows the 'Deterministic Screening Plan' software interface. The 'Responses' section is open, displaying a table with one row: '自転車の安全性' (Target: Maximize, Lower Limit: ., Upper Limit: ., Importance: .). The 'Factors' section is open, showing a table with six rows: 'ロードの状態' (Continuous, Value: 1, 10), 'ライダーの年齢' (Continuous, Value: 5, 41), '走行速度(mph)' (Continuous, Value: 5, 20), '時刻' (Continuous, Value: 1, 12), '自転車の種類' (Categorical, Value: ロード, マウンテン), and '性別' (Categorical, Value: 男性, 女性). A note below the table says: '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。' (Click each button to add a continuous or categorical factor. To change, double-click the factor name or level.) A '続行' (Next) button is at the bottom.

4. 「自転車の種類」という名前のカテゴリカルな因子を追加し、「ロード」と「マウンテン」という値を追加します。
5. もう1つ別のカテゴリカルな因子を追加し、「性別」という名前を付け、「男性」と「女性」という値を追加します。
6. 「続行」をクリックします。
7. 「相関のカラーマップ」レポートを開きます（図5.6）。

図5.6 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. 「決定的スクリーニング計画」の赤い三角ボタンのメニューから【因子の保存】を選択し、作成されたデータテーブルに「Factors.jmp」という名前を付けて保存します。
9. 赤い三角ボタンのメニューから【応答の保存】を選択し、作成されたデータテーブルに「Responses.jmp」という名前を付けて保存します。

ここでデータテーブルに保存した因子と応答を、Plackett-Burman計画で使用します。データテーブルは開いたままにしておいてください。

次に、同じ因子を使用して Plackett-Burman 計画を作成します。

1. 【実験計画(DOE)】>【スクリーニング計画】を選択します。
 2. 「Responses.jmp」を表示した状態で、「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。
 3. 「Factors.jmp」を表示した状態で、同じ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。
- 連続量の因子が「因子」リストに表示されます。

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5.7）。

図5.7 Plackett-Burman計画

スクリーニング計画

応答

応答名	目標	下側限界	上側限界	重要度
自転車の安全性	最大化	.	.	.

因子

名前	役割	値
ロードの状態	連続変数	1 10
ライダーの年齢	連続変数	5 41
走行速度(mph)	連続変数	5 20
時刻	連続変数	1 12
自転車の種類	カテゴリカル	ロード マウンテン

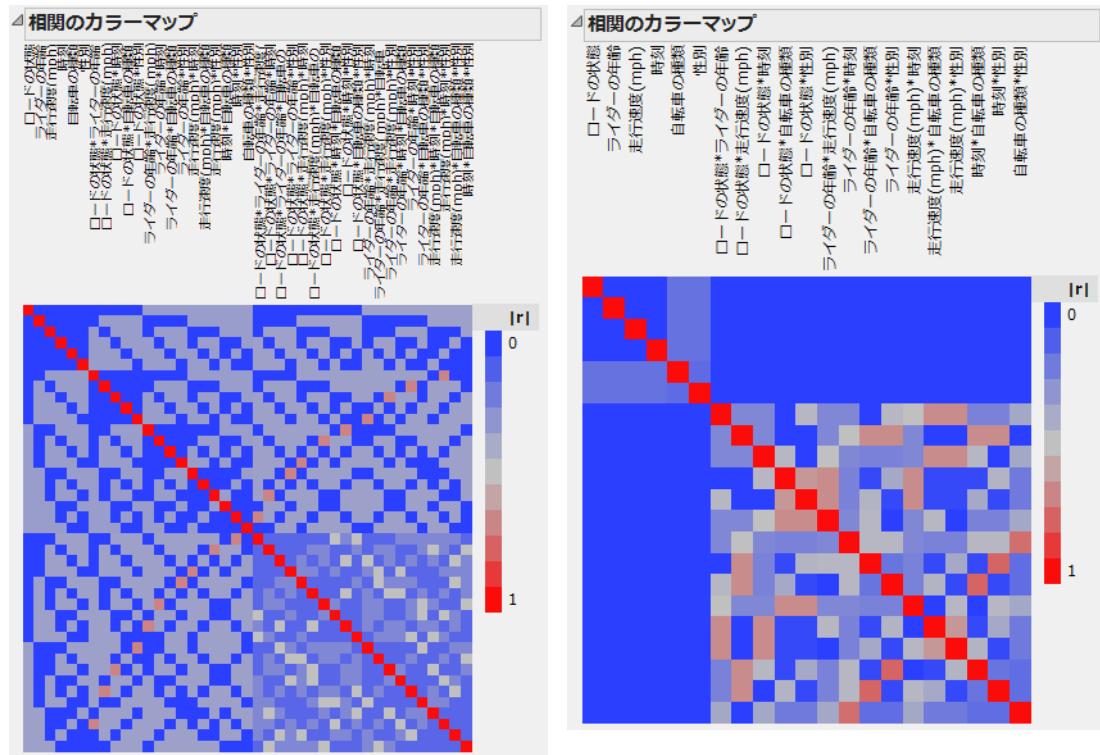
計画のリスト

実験の ブロック 数	サイズ	計画の種類	レゾリューション
8	4	一部実施要因計画	- 推定できるもの
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

続行 戻る

6. 実験回数 12 回でブロックなしの Plackett-Burman 計画を選択します。
7. [続行] をクリックします。
8. 「計画の評価」レポートで「相関のカラーマップ」レポートを開き、決定的スクリーニング計画のカラーマップと比較します（図5.8）。

図5.8 Plackett-Burman計画（左）と決定的スクリーニング計画（右）の比較



左側のPlackett-Burman計画では、2因子間交互作用と主効果とのあいだに相関があります。右側の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。

Plackett-Burman計画では、1次主効果と2因子間交互作用間に相関があるため、2因子間交互作用により、1次主効果の推定値にはバイアスが生じます。このため、2因子間交互作用が存在するときに主効果を評価にくくなり、実際には存在しない主効果を誤って検出したりする可能性が高くなります。

第 6 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、多くの場合、一連の実験における初期段階で使用されます。スクリーニング計画は、多数の因子を調べ、そのなか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ます。これは、工程を効率的に改善できるという点で魅力となっています。

スクリーニング計画では、実験回数を最小限に抑えるために、通常、連続量の各因子を2水準に設定します。また、因子水準の組み合わせのうち、一部だけを実施します。連続尺度やカテゴリカルな因子に対する標準的な計画が、表としてあらかじめ提供されています。

JMPでは、2因子以上の標準的なスクリーニング計画を、一覧から選択できます。因子には、2水準の連続変数や、3水準のカテゴリカル因子などが指定できます。

標準的ではないスクリーニング計画を実施したい場合もあるでしょう。この場合、JMPでは、**主効果に対する直交計画**（もしくは殆直交計画）を生成できます。これは、交互作用を無視できるような場面で、すべての主効果を推定するためのスクリーニング計画となっています。

JMPの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するには、因子とその水準を指定します。それらの因子に対する標準的なスクリーニング計画を作成したい場合は、その計画を一覧から選択してください。標準的な計画ではない、主効果に関して直交計画（もしくは殆直交計画）となっているスクリーニング計画も作成できます。なお、指定された因子に対して標準的なスクリーニング計画がない場合は、この直交計画（もしくは殆直交計画）が自動的に選択されます。

目次

概要	143
スクリーニング計画の例	144
連続量の因子2つとカテゴリカルな因子1つの標準的な計画	144
5因子の標準的な計画	146
スクリーニング計画の作成	150
応答の入力	151
因子の入力	152
計画を選択する	153
計画の表示と変更	157
計画の生成	161
計画の評価	162
出力オプションを指定する	162
テーブルを表示する	163
Plackett-Burman計画の作成	163
主効果のみに対するスクリーニング計画	165
スクリーニング計画データの分析	167
「スクリーニング」と「モデルのあてはめ」の比較	167
「スクリーニング」プラットフォームの起動	170
スクリーニングのレポート	171
「モデルのあてはめ」プラットフォームの使用	172
スクリーニング分析のその他の例	175
Plackett-Burman計画の分析	175
過飽和実験計画の分析	176
統計的詳細	178

概要

スクリーニング計画では、通常、連続尺度の因子は、2水準で設定されます。また、3水準のカテゴリカルな因子が使われることもあります。スクリーニング計画では、実験回数を減らすため、すべての組み合わせを実験するのではなく、一部の組み合わせだけを実験します。

「スクリーニング計画」プラットフォームでは、連続尺度、カテゴリカル、離散数値の因子に対して、次の2種類の計画を作成できます。なお、連続尺度の因子は、2水準に設定されます。

- 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、それらの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：標準的な計画が存在しない場合でも、主効果に関する直交計画（もしくは殆直交計画）を生成できます。この直交計画は、一部の標準的なスクリーニング計画と同様、交互作用を無視できるような状況で、すべての主効果を推定するためのスクリーニング計画になっています。

主効果に対するスクリーニング計画は、階層的順序の原則 (Wu and Hamada, 2000) 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」という原則です。この原則に基づいて、スクリーニング計画では、一般に、「交互作用の影響は無視できるほど小さい」と仮定します。この仮定が成り立ちはうもない場合には、「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。

効果の希薄性 (effect sparsity) という重要な前提が成り立っていないければ、スクリーニング計画は有効な計画ではなくなります。実世界のプロセスでは、ごくわずかな因子だけが決定的な役割を果たし、他の因子はそれほど重要でないのが普通です。このように少数の効果だけが決定的な影響を与えていたる状態を、「効果の希薄性」と呼びます。スクリーニング計画と完全実施要因計画を対比してみると、効果の希薄性の重要さが理解できます。

- 完全実施要因計画は、因子水準のすべての組み合わせで構成されます。実験回数は因子水準の積に等しくなります。たとえば、2水準の因子が3つ、4水準の因子が1つの完全実施要因計画では、 $2 \times 2 \times 2 \times 4 = 32$ 回の実験を行います。
- 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。上記に挙げた4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。

この章では、スクリーニング計画の作成方法や分析方法を、注意点とともに紹介していきます。

スクリーニング計画の例

連続量の因子2つとカテゴリカルな因子1つの標準的な計画

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、まず、研究の因子となる次の3つについて調べます。

- ・ 溶接機を操作する技師（「オペレータ」）
- ・ ビームの下でパーツを回転させる速度（「回転速度」）
- ・ ビームの強度に影響を及ぼす電流（「ビームの電流」）

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指します。これが、この実験での応答です。

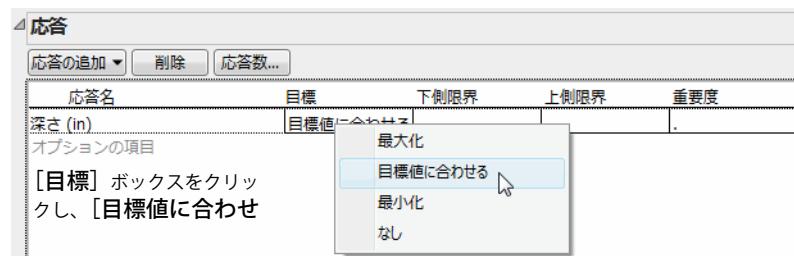
実験の目的は、次のとおりです。

- ・ 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インチになると予測される因子設定を見つける

まずメインメニューから [実験計画(DOE)] > [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表示されます。このデフォルトの応答を、次の手順で変更します。

1. 応答の名前をダブルクリックし、「深さ (in)」という名前に変更します。
2. デフォルトの目標は [最大化] ですが、実際にこのプロセスが目標とする値は0.17インチで、下限は0.12インチ、上限は0.22インチです。[目標] ボックスをクリックし、ドロップダウンメニューから [目標値に合わせる] を選択します（図6.1）。

図6.1 スクリーニング計画の応答を [目標値に合わせる]



3. 「下側限界」のテキストフィールドをクリックし、下側限界（最小許容値）の「0.12」を入力します。次に、「上側限界」のテキストフィールドをクリックし、上側限界（最大許容値）の「0.22」を入力します。この例では、1つのカテゴリカル因子（「オペレータ」）と、2つの連続尺度の因子（「回転速度」と「ビームの電流」）を指定します。「因子」パネルで、次の因子を追加します。
4. [カテゴリカル] リストから [2水準] を選択し、カテゴリカルな因子を追加します。
5. 「N個の因子数を追加」ボックスに「2」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2つ追加します。
6. 因子名をダブルクリックし、それぞれ「オペレータ」、「回転速度」、「ビームの電流」という名前に変更します。
7. カテゴリカル因子である「オペレータ」の値として「John」と「Mary」を入力します。「回転速度」の最小値を「3」、最大値を「5」に設定します（この場合、単位は rpm）。「ビームの電流」の最小値を「150」、最大値を「165」に設定します（この場合、単位は amps）。「スクリーニング計画」ウィンドウは、図6.2のようになります。

図6.2 2つの連続変数と1つのカテゴリカル因子のスクリーニング計画

名前	役割	値
オペレータ	カテゴリカル	John Mary
回転速度	連続変数	3 5
ビームの電流	連続変数	150 165

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

8. [続行] をクリックします。

指定した因子と水準の組み合わせに該当する標準的な計画があるため、「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（図6.3）。標準計画をリストから選ぶか、直交計画または殆直交計画を作成するかを選択できます。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] をクリックします。

図6.3 「スクリーニング計画の種類を選択」パネル

スクリーニング計画の種類を選択

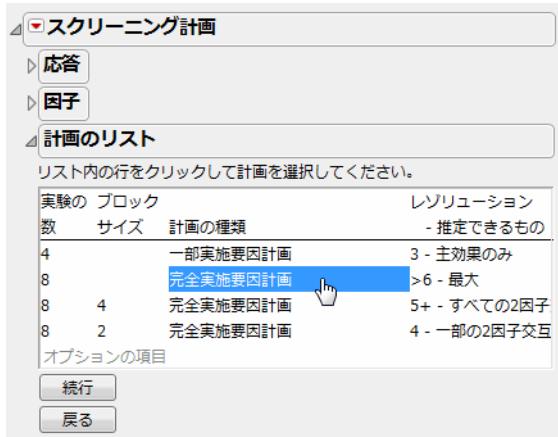
一部実施要因計画の一覧から選択

主効果のみに対する直交計画 (もしくは殆直交計画) を作成

続行

9. 計画の種類の中から [完全実施要因計画] を選択し、[続行] をクリックします（図6.4）。

図6.4 連続尺度の因子2つとカテゴリカル因子1つのスクリーニング計画リスト



「出力オプション」パネルで、[実験の順序] メニューをクリックし、[左から右へ並べ替え] を選択します（図6.8を参照）。[テーブルの作成] をクリックし、指定の計画が含まれた JMP テーブルを作成します。

図6.5のようなテーブルが開き、行（実験）が指定した順序で並べ替えられます。これは、説明のために行った作業です。通常は、データテーブルの行をランダム化し、ランダムな順序で実験を行います。

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。変数「パターン」は、コード化された実験を示しています。この例で作成したテーブルは、サンプルデータのフォルダにある「Design Experiments」、サブフォルダ内の「DOE Example 1.jmp」で確認できます。

図6.5 計画データテーブル

完全実施要因計画のデータテーブル。左側には「完全実施要因計画」が選択されている。右側のテーブルには8行の実験データが表示されている。

パターン	オペレータ	回転速度	ビームの電流	深さ (in)
1 ---	John	3	150	•
2 ---+	John	3	165	•
3 -+-	John	5	150	•
4 -++	John	5	165	•
5 +--	Mary	3	150	•
6 +--+	Mary	3	165	•
7 +-+	Mary	5	150	•
8 +-++	Mary	5	165	•

5因子の標準的な計画

この章の冒頭で説明したように、スクリーニング実験では、通常、因子の水準を2水準とすることが多いです。2水準にすることにより、数多くの因子を、少ない実験回数で検討することができます。

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。化学工程の反応率に因子が及ぼす効果を化学技術者が調べようとしています。取り扱う因子は次の5つです。因子は次の5つです。

- 送り速度（反応室に追加される原材料の量を1分あたりのリットル数で表したもの）
- 触媒の割合
- 搅拌速度（反応室内のプロペラの1分あたり回転数）
- 反応温度（℃）
- 反応物質の濃度

作業を開始するには、次の手順を行います。

1. [実験計画(DOE)] > [スクリーニング計画] を選択します。
2. デフォルトで「Y」という応答が1つ表示されています。応答名（「Y」）を「反応率(%)」に変更します。
3. 「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、「上側限界」を99に設定します（図6.6）。
4. 「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。
5. デフォルトの因子名（「X1」 - 「X5」）をそれぞれ「送り速度」、「触媒」、「搅拌速度」、「温度」、「濃度」に変更します。
6. 各因子の高水準と低水準の値を図6.6のように入力します。

図6.6 多数の因子のスクリーニング

The screenshot shows the 'スクリーニング計画' (Screening Design) software interface. It consists of two main tabs: '応答' (Responses) and '因子' (Factors).

応答 (Responses) Tab:

応答名	目標	下側限界	上側限界	重要度
反応率(%)	最大化	90	99	1

因子 (Factors) Tab:

名前	役割	値
送り速度	連続変数	10 15
触媒	連続変数	1 2
搅拌速度	連続変数	100 120
温度	連続変数	140 180
濃度	連続変数	3 6

操作区:

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

7. [続行] 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ます。

指定した因子数の計画が、「計画のリスト」に表示されます（図6.7）。

9. 一番上にリストされている8実験でブロックなしの一部実施要因計画を選択します（図6.7）。

図6.7 5因子のスクリーニング計画

実験の ブロック 数	サイズ	計画の種類	レゾリューション
8	4	一部実施要因計画	3 - 主効果のみ - 推定できるもの
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	5 - すべての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		完全実施要因計画	>6 - 最大
32	16	完全実施要因計画	5+ - すべての2因子交互作用
32	8	完全実施要因計画	5+ - すべての2因子交互作用
32	4	完全実施要因計画	4 - 一部の2因子交互作用
32	2	完全実施要因計画	4 - 一部の2因子交互作用

10. [続行] をクリックして「出力オプション」パネルを開きます（図6.8）。

「出力オプション」パネルでは、実験の順序、中心点の数、計画の反復回数を指定し、最終的な計画を調整できます。計画はランダムな順序で実行する必要があります。一般に、スクリーニング計画は反復しません。

11. 計画の標準的な順序を確認するには、「実験の順序」のリストから [左から右へ並べ替え] を選択します。

図6.8 計画データテーブルの出力オプション

12. [テーブルの作成] をクリックしてデータテーブルを作成します。図6.9は、作成されたデータテーブルです。このデータテーブルには、実験結果を記録するために「反応率」という列があり、また、「スクリーニング」、「モデル」、「DOEダイアログ」という3つのスクリプトがあります。

図6.9 スクリーニング計画の実験テーブル例



The screenshot shows the JMP software interface. On the left, a navigation pane lists '一部実施要因計画' (One-Factor Design of Experiments) under '一部実施要因計画' (One-Factor Design of Experiments). It includes sections for 'スクリーニング' (Screening), 'モデル' (Model), and 'DOEダイアログ' (DOE Dialog). A '列(7/0)' section is also present. On the right, a data table is displayed with the following columns: パターン (Pattern), 送り速度 (Delivery Speed), 触媒 (Catalyst), 搅拌速度 (Stirring Speed), 温度 (Temperature), 湿度 (Humidity), and 反応率(%) (Reaction Rate (%)). The data rows are numbered 1 to 8. Below the table, a legend identifies the symbols for each column: パターン (Pattern), 送り速度 (Delivery Speed), 触媒 (Catalyst), 搅拌速度 (Stirring Speed), 温度 (Temperature), 湿度 (Humidity), and 反応率(%) (Reaction Rate (%)).

パターン	送り速度	触媒	搅拌速度	温度	湿度	反応率(%)
1 -----+	10	1	100	140	6	•
2 ---++-	10	1	120	180	3	•
3 -++--	10	2	100	180	3	•
4 -+---	10	2	120	140	6	•
5 +----	15	1	100	180	6	•
6 +----	15	1	120	140	3	•
7 +----	15	2	100	140	3	•
8 +----	15	2	120	180	6	•

13. サンプルデータのフォルダにある「Design Experiments」サブフォルダの「Reactor 8 Runs.jmp」サンプルデータテーブルを開きます。

この計画は、先ほど生成した計画とは違う生成ルールを使っています。

先の実験では5つの因子を定義しましたが、そのうちいくつかが特に重要であることが予想できます。このデータを使って、今回の計画の実験結果において有効な効果を見極めます。

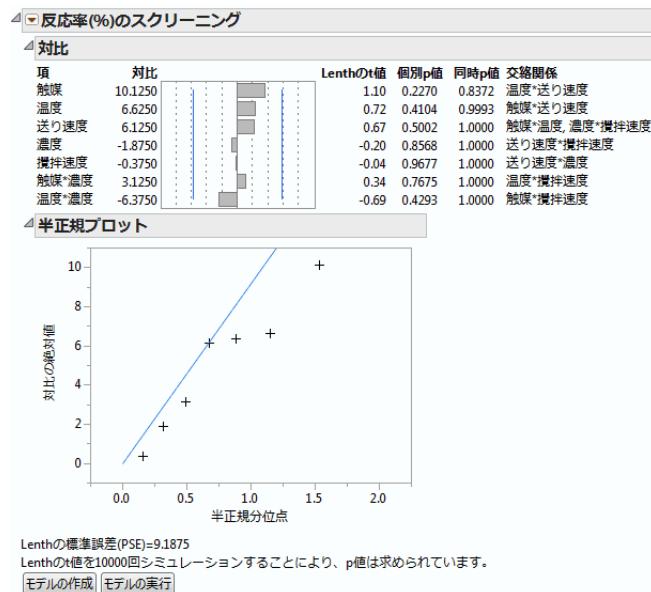
14. データテーブルの左上にある「スクリーニング」スクリプトの横にある赤い三角ボタンをクリックし、[スクリプトの実行] を選択します。または、[分析] > [モデル化] > [スクリーニング] を選択して、データを直接分析できます。「反応率 (%)」を選択して [Y] をクリックし、その他の連続尺度の列をすべて選択して [X] をクリックします。

15. [OK] をクリックします。

図6.10のようなレポートが作成されます。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。

このレポートの詳細については、「スクリーニング計画データの分析」(167ページ) を参照してください。

図6.10 スクリーニング計画のレポートの例



スクリーニング計画の作成

スクリーニング計画を開始するには、まず【実験計画(DOE)】メニューの【スクリーニング計画】を選択するか、JMPスターの【実験計画(DOE)】カテゴリの【スクリーニング計画】ボタンをクリックします。その後、以下の節を参考にして各ステップを実行します。

1. 「応答の入力」 (151ページ)
2. 「因子の入力」 (152ページ)
3. 「計画を選択する」 (153ページ)
 - 「計画の表示と変更」 (157ページ) (計画のリストから標準計画を選択する場合)
 - 「計画の生成」 (161ページ) (主効果だけのスクリーニング計画を生成する場合)
4. 「実験計画の評価」 (315ページ) の章
5. 「出力オプションを指定する」 (162ページ)
6. 「テーブルを表示する」 (163ページ)

スクリーニングプラットフォームの赤い三角ボタンのメニューに表示されるオプションについては、「カスタム計画の作成」の章の【カスタム計画の特殊なコマンド】 (65ページ) で説明しています。以下の3つは、スクリーニング計画に固有のオプションです。

- Cotter計画を抑制 (【Cotter計画】 (156ページ) を参照)

- 開始点の数（「計画の生成」（161ページ）を参照）
- 列あたりの開始点の数（「計画の生成」（161ページ）を参照）

応答の入力

応答を追加するには、図6.11のステップに従います。

- 応答を1つずつ追加するには、[応答の追加] をクリックし、目標の種類を [最大化]、[目標値に合わせる]、[最小化]、[なし] の中から選択する。
- （オプション）ダブルクリックして応答名を変更する。
- （オプション）応答の目標をクリックして変更する。
- （オプション）クリックして下側限界、上側限界、重要度を入力する。

図6.11 応答の追加



ヒント：複数の応答を一度にまとめて追加するには、[応答数] ボタンをクリックし、追加する応答の数を入力します。

目標の種類と下側および上側限界を指定

応答を追加する際に、最大化、最小化、もしくは特定の値になることが目標なのか、決まった目標がないのかを指定できます。

ここで、目標の種類（図6.11のステップ3）と下側および上側限界（図6.11のステップ4）の関係を説明しましょう。

- 強度や歩留りのような応答の場合、通常は値が大きいほど良いということになります。その目標を達成するための設定が、[最大化] です。
- [最小化] は、汚濁度や不良のような、応答が最小になることを目標とする設定です。
- [目標値に合わせる] は、製造部品の寸法のような、応答が特定の値になることを目標（最良）とする設定です。デフォルトの目標値は、上側限界と下側限界の中間に設定されます。

注: 範囲が目標値から上下対称でない場合は、計画のテーブルを作成してからデフォルトの目標値を変更します。それには、データテーブルの列名をダブルクリックして「列情報」ダイアログボックスを開き、「応答変数の限界」プロパティで目標値を入力します。

重要度について

全体的な満足度は、ユーザが重要度のフィールドに入力した各応答の重み（図6.11のステップ4）を使って計算されます。応答が1つしかない場合、重要度を指定する必要はありません。応答が2つある場合は、片方の応答に対し、より高い重要度を指定することによって、より大きな重みを与えることができます。

因子の入力

次に、因子を追加します。この方法については、図6.12で詳しく解説されています。

1. 連続量の因子を入力するには、[連続変数] ボタンをクリックします。[離散数値] または [カテゴリカル] 因子を入力するには、リストから因子の水準数を選択します。
2. 同じ種類の因子を複数入力するには、「N個の因子を追加」の横にあるボックスに因子数を入力します。その後、因子の種類のボタンをクリックすると、その種類の因子を指定数だけ追加できます。
3. リストから因子を削除するには、その因子を強調表示して [削除] ボタンをクリックします。
4. ダブルクリックして因子名を変更します。
5. クリックして因子の値を入力します。

図6.12 因子の追加



因子の種類

一般に、実験を計画するときは、モデルに異なる種類の因子を入力できます。スクリーニング計画には、次のような因子が使用できます。

連続変数 連続尺度の因子は、連続的な数値を値として取る因子です。この因子は、理論的には、下限から上限までの間のどの数値にでも設定できる因子です。

離散数値 離散数値の因子は、概念的には連続量であるものの、実質的には離散値でしか設定できない因子に使います。カテゴリカル因子とは異なり、モデルをあてはめるときに、離散数値の因子は連続変数として扱われる所以、その自由度は1です。

カテゴリカル カテゴリカル因子の値（数値または文字）には、大小関係には特に意味がありませんが、JMPで分析結果が表示されるときには、値が数字なら、数字の大きさで並び替えられ、文字なら、内部コード順に並び替えられます。カテゴリカル因子の値は離散値で、順序は特に意味を持ちません。例としては、「機械」、「オペレータ」、「性別」などが挙げられます。

応答と因子を追加したら、[続行] をクリックします。

計画を選択する

指定した因子や水準に対して、該当する標準的な計画が存在する場合は、「因子」パネルの下の「スクリーニング計画の種類を選択」パネルに、次のような2つのオプションが表示されます。

- 一部実施要因計画の一覧から選択
- 主効果のみに対する直交計画（もしくは殆直交計画）を作成

デフォルトでは、最初のオプションが選択されています。該当する標準的な計画がない場合は、この「スクリーニング計画の種類を選択」パネルは表示されず、2番目のオプションが自動的に適用されます。

計画のリスト

「一部実施要因計画の一覧から選択」を選択した場合、「計画のリスト」レポートが表示されます。ブロック因子をもつスクリーニング計画を作成することもできます。この場合、ブロックごとのサイズ（実験回数）は等しく、2のべき乗になっている必要があります。作成するスクリーニング計画の種類を選択し、[続行] をクリックします。

図6.13 スクリーニング計画の種類を選択

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 ブロック 数	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	完全実施要因計画	5+ - すべての2因子交互作用
8	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		

[スクリーニング計画] には、次のような種類があります。

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。標本サイズは各因子の水準数の積に等しくなります。因子の数を k としたとき、2水準の計画の標本サイズは 2^k です。因子の数が 3 または 4 を超えると、すべての実験を行うためにかなりの費用が必要になる場合もあります。

完全実施要因計画は直交計画の一種です。つまり、各因子の効果は互いに相關していないことを意味します。この分析から 1 つの効果を取り除いても、他の推定値は同じ値のままでです。ただし、誤差分散の推定値と自由度が変化するため、効果の推定値の 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。図6.14の左側は、3因子2水準の完全実施要因計画を幾何学的に表したものです。

2水準の一部実施要因計画

一部実施要因計画も標本サイズは2のべき乗に等しくなります。因子の数を k としたとき、一部実施要因計画の実験回数は 2^{k-p} です ($p < k$)。完全実施要因計画に対する実験数の比率は 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。

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。十分な予算があるときは、 m 個の因子水準のすべての組み合わせを何度も反復実行することができます。そうすれば、 m 次までの交互作用を含めたすべての項で良好な推定値が得られます。しかし、実験には時間と費用がかかるため、通常は可能な水準のうち一部だけを実施することになります。その結果、モデル内の高次の効果は一部が推定不可能になります。ある効果が別の効果と交絡している場合、その効果は推定不可能です。つまり、効果を互いに区別することができません。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交絡させるかをあらかじめ決めてから設計します。

レゾリューション: 交絡関係の次数

実際には、3次以上の交互作用を意識する実験者はあまりいないため、これらの高次交互作用は0であると仮定されます。

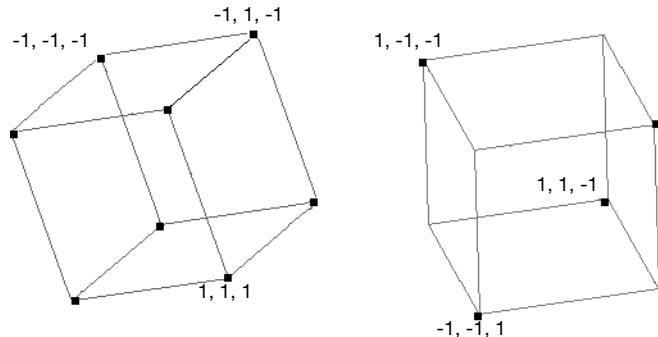
実験は、レゾリューションに応じて次の3 グループに分類することができます。

- レゾリューション = 3は、主効果が2次の交互作用と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、それらの交互作用が0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次の交互作用と交絡していないことを意味します。しかし、2次の交互作用は他の2次の交互作用と交絡関係を持つことがあります。
- レゾリューション ≥ 5 は、主効果どうし、2次の交互作用どうし、主効果と2次の交互作用のどれにも交絡関係がないことを表します。

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交絡の数が最小になります。上級者の皆さんのために追記しておくと、「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、その最も低次元の交絡関係を表す関係式の数が最小である計画を選択するという基準です。

図6.14の右側は、3因子2水準の一部実施要因計画を幾何学的に表したものです。

図6.14 2水準の完全実施要因計画（左）と一部実施要因計画（右）



Plackett-Burman計画

Plackett-Burman計画は、スクリーニングを目的とした一部実施要因計画の代替手法です。この計画の利点として、標本サイズが2のべき乗ではなく4の倍数であることが挙げられます。一部実施要因計画の標本サイズは16から32に飛んでしまいますが、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。

主効果は直交し、2因子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、2因子交互作用と主効果が区別できません。

効果の希薄性が成り立っている場合は、ステップワイズ回帰を行えば、それほど有意ではない一部の主効果を取り除くとともに、効果間の相関は小さく、高度に有意である2次の交互作用を追加することができます。JMPの「スクリーニング」プラットフォーム（[分析] > [モデル化] > [スクリーニング]）では、希薄なデータを効率的に分析できます。このプラットフォームでは、複数の応答および複数の因子を指定することができます。自動的に2水準の計画があてはめられ、プロットや統計量で有意な効果を確認することができます。詳細は、「[スクリーニング計画データの分析](#)」（167ページ）の節を参照してください。

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。このような場合は、主効果のみに対する直交計画または殆直交計画が作成されます。

「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、表6.1のような完全実施要因計画と特殊な直交配列計画が表示されます。

2水準または3水準の因子の数が表の特定の計画より少ない場合でも、元の計画から列（因子）のサブセットを選択すれば、その計画を使うことができます。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6.1 混合水準計画の表

計画	2水準の因子	3水準の因子
L18 John	1	7
L18 Chakravarty	3	6
L18 Hunter	8	4
L36	11	12

Cotter計画

Cotter計画は、因子数が多いのに実験予算が限られていて、かつ交互作用が存在する可能性がある場合に使われる計画です。効果の希薄性が成り立っている、つまり真に0ではない効果はごくわずかしか存在しないと確信できる場合にしか使えません。このような状況で、複数の効果を足した和を調べたときに、もしそ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ためだろうと考えます。ただし、有効な効果が複数存在し、それらの符号が異なる場合は危険です。互いに打ち消し合うため合計すると0に近い値になり、偽陰性（実際には有意なのに見かけ上有意でない）を示すことがあります。

Cotter計画を作成するのは簡単です。因子の数を k とすると、実験数は $2k + 2$ です。この計画は、多くの文献が非効率的、単純であると評している「一度に1つの因子を変更する」手法に似ています。

Cotter計画はすべての因子を高水準に設定した実験から始まります。その後、毎回異なる1つの因子を低水準、他の因子は高水準に設定し、 k 回の実験を行います。次にすべての因子を低水準に設定した実験を行い、その後、毎回異なる1つの因子だけを高水準に、他の因子は低水準に設定して k 回の実験を行います。これで実験の順序をランダム化すれば Cotter 計画の完成です。

JMPでCotter計画を作成すると、説明変数として使われる一連の列も追加されます。これらの列には「因子名奇数」または「因子名偶数」という名前が割り当てられます。これらの列は、因子ごとにすべての奇数次の交互作用項と偶数次の交互作用項をそれぞれ合計して構築される列です。たとえば3つの因子A、B、Cがある場合は次のようにになります。

表6.2 Cotter計画テーブル

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

上記のCotter計画における効果は、元の効果を直交変換することにより作成されています。上記の例において、A奇数は因子Aを含む奇数次項の効果の和の推定値、A偶数はAを含む偶数次項の効果の和の推定値です。

Cotter計画は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。

Cotter計画の実行方法

デフォルトでは、JMPのスクリーニング計画リストにCotter計画は含まれていません（図6.13）。Cotter計画を作成するには、次の手順を行います。

1. 応答と因子を入力した後、（【続行】をクリックする前に）「スクリーニング計画」タイトルバーの赤い三角ボタンをクリックします。
2. 「**Cotter計画を抑制**」の選択を解除します。（このオプションはデフォルトで選択されています。）

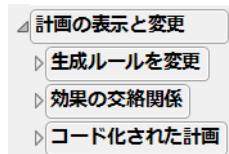
タイトルバーのメニューで行う変更は、**現在**の計画にだけ適用されます。**すべての**スクリーニング計画で変更する場合は、次の手順を行います。

1. 【ファイル】>【環境設定】を選択します。
2. 【プラットフォーム】アイコンをクリックします。
3. 「**実験計画(DOE)**」を選択します。
4. 「**Cotter計画を抑制**」のチェックマークを外します。

計画の表示と変更

「計画のリスト」から一部実施要因計画を選択した場合、【続行】をクリックすると、「計画の表示と変更」レポートが表示されます。このレポートには、計画を変更するためのオプションがあります。

図6.15 「計画の表示と変更」のオプション



生成ルールを変更 与えられた因子の数に基づいて生成される一部実施要因計画を変更することができます。

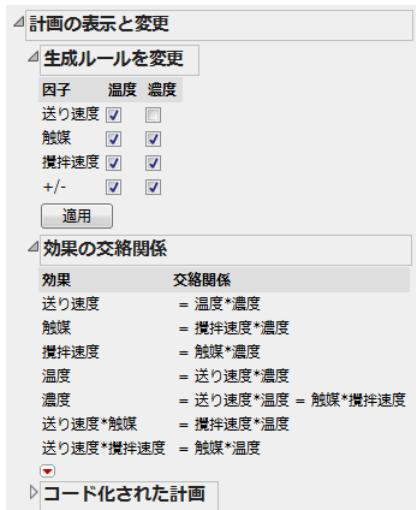
効果の交絡関係 一部実施要因計画の交絡パターンを表示します。

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。

効果の交絡関係

どの効果がどの効果と交絡しているかを調べるには、「効果の交絡関係」を開きます。各効果とその2次の交互作用までの交絡がリストされます。

図6.16 「生成ルールを変更」パネルと「効果の交絡関係」パネル



たとえば、5因子から成る完全実施要因計画では、 $2^5=32$ 回もの実験が必要です。8回の実験では、2水準の因子3つに対してしか完全実施要因計画を作成できません。そこで、残りの2因子を最初の3因子の関数として作成する必要が生じます。

実験数を32から8に減らすことにより、効果に交絡関係（別名関係）が生じます。交絡は、複数の列の積を新しい因子として割り当てることによって生じます。

上の例で、「温度」の値（コード）は「送り速度」と「濃度」の値の積です。そのため、「温度」の効果を「送り速度」と「濃度」の交互作用と区別することができません。

「+/-」オプションでは、負の生成関係を指定できます。これをを利用して、一部実施する水準の組み合わせを変えて計画を作成できます。「+/-」オプションの選択を解除すると、該当する因子によって生成される計画列の水準の符号が入れ替わります。

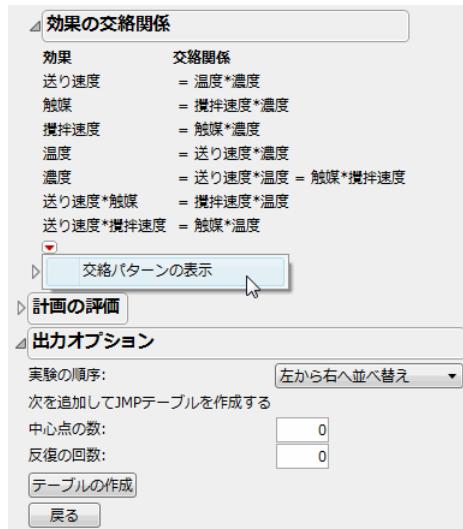
図6.16の例を見ると、すべての主効果が2因子交互作用に交絡しています。これは、レゾリューション（分解能）III計画の一例です。

交絡パターンの表示

JMPでは、指定された次数以下の交絡パターンを含んだデータテーブルを作成できます。それには、次の手順を行います。

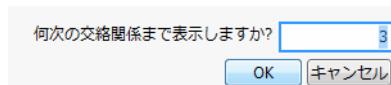
1. 「効果の交絡関係」パネルの下部にある赤い三角ボタンをクリックします。
2. [交絡パターンの表示] を選択します（図6.17）。

図6.17 交絡パターンの表示



3. 表示したい交絡関係の次数を入力します（図6.18）。

図6.18 テキストボックスに交絡の次数を入力



4. [OK] をクリックします。

図6.19は、3次までの交絡パターンを表示した反応率の例（5因子）です。効果名は「C」（定数）に始まり、計画内の順序で並んでいます。したがって、「4」は「温度」を指し、「温度」が「送り速度」と「濃度」（「1 5」）の2次の交互作用、さらに「送り速度」、「触媒」、「攪拌速度」（「1 2 3」）の3次交互作用に交絡していることがわかります。

図6.19 3次までの交絡パターンを表示した反応率の例（5因子）

効果名	交絡関係名
1 C	= 2 3 5 = 1 4 5
2 1	= 2 3 4 = 4 5
3 2	= 1 3 4 = 3 5
4 1 2	= 3 4 = 1 3 5 = 2 4 5
5 3	= 1 2 4 = 2 5
6 1 3	= 2 4 = 1 2 5 = 3 4 5
7 2 3	= 1 4 = 5
8 1 2 3	= 4 = 1 5
9 4	= 1 2 3 = 1 5
10 1 4	= 2 3 = 5
11 2 4	= 1 3 = 1 2 5 = 3 4 5
12 1 2 4	= 3 = 2 5
13 3 4	= 1 2 = 1 3 5 = 2 4 5

コード化された計画について

「コード化された計画」パネルの行は、それぞれ1回の実験に該当します。プラス (+) 記号は高水準、マイナス (-) 記号は低水準を表しています。図6.20の例では、各行の左から3つのコードが「送り速度」、「触媒」、「搅拌速度」を表します。高水準と低水準のすべての組み合わせが含まれていることがわかります（完全実施要因計画）。4番目のコード（「温度」）は最初の3つの列の積になっています。同様に、一番右のコード（「濃度」）は2番目と3番目の列の積です。

図6.20 コード化された計画（デフォルト）

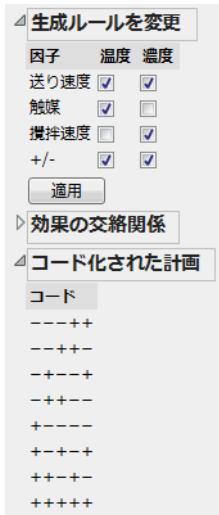
コード	送り速度	触媒	搅拌速度	温度	濃度
----+					
---+-					
-++-+	---			-	+
-++-+	-++			+	-
+-+++	-++			-	+
+-+-+	---			+	+
+-+--	---			-	-
+--+--	---			-	-
++---	---			-	-
+++++	---			+	

コード化された計画の変更

「生成ルールを変更」パネルでチェックボックスの設定を変更し、[適用] ボタンをクリックすると、コード化された計画が変わります。これは、同じ因子の数に対する別の一部実施要因計画が生成されるためです。図6.20にある「コード化された計画」表を見ると、最初の3列から4番目と5番目の列がどのように生成されるかがわかります。図6.21の「生成ルールを変更」パネルでは、「温度」が「送り速度」と「触媒」の関数として設定されています。「濃度」の列では「送り速度」と「搅拌速度」にチェックマークがついているため、「濃度」はこの2つの列の関数であることがわかります。

図6.21と同じようにチェックマークをつけて【適用】をクリックし、「コード化された計画」パネルを変更してみましょう。最初の3つのコード（「送り速度」、「触媒」、「攪拌速度」）は完全実施要因計画の状態のままです。「温度」を「送り速度」と「触媒」の関数にしたため、4番目のコードは1番目と2番目の積になりました。「濃度」は「送り速度」と「攪拌速度」の関数になっています。

図6.21 コード化された計画と生成ルール（変更後）



計画の生成

【主効果のみに対する直交計画（もしくは殆直交計画）を作成】オプションを選択した場合、または指定した因子に該当する標準的な計画がない場合は、「計画の生成」レポートが表示されます。このパネルにて、実験回数を指定してください。自分で実験回数を入力するか、デフォルトの実験回数を選択するか、または最低限必要な実験回数を選択してください。その後、【計画の作成】をクリックすると、計画が作成されます。

ここで使われているアルゴリズムは、強さ2の直交配列の生成を試みます。強さ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ます。この直交配列は主効果のスクリーニング計画に最適です。レゾリューション（分解能）IIIの一部実施要因計画とPlackett-Burman計画は、強さ2の直交配列の例です。

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、ある指標により判断します。アルゴリズムは、こ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。

このアルゴリズムにおける次のような設定を、赤い三角ボタンのメニューにあるオプションで変更できます。

列あたりの開始点の数 列の最適化を試行する最大回数を指定できます。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。

開始点の数 計画全体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。デフォルトの数は300です。

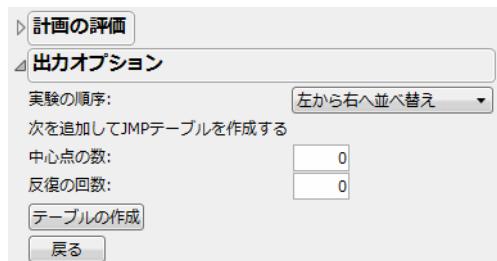
計画の評価

「計画の評価」レポートの詳細については、「計画の評価」(51ページ)および「実験計画の評価」(315ページ)の章を参照してください。

出力オプションを指定する

「出力オプション」パネルでは、どのようにテーブルを出力するかを指定できます。終了したら、[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6.22は、標準的な計画の「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6.22 出力オプションの選択



実験の順序 作成したデータテーブル内で実験をどの順序で表示するかを指定します。次の中から選択できます。

変更なし 出力テーブルの行(実験)が「コード化された計画」パネル内と同じ順序で並びます。

左から右へ並べ替え 出力テーブル内の行(実験)が左から右へと並べ替えられます。

ランダム化 出力テーブル内の行(実験)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 出力テーブル内の行(実験)が右から左へと並べ替えられます。

ブロック内でランダム化 出力テーブル内の行(実験)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、連続量の各因子の範囲における中心で行う実験を指します。

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。テキストボックスに計画の反復回数を入力します。1回の反復によって実験数が2倍になります。

テーブルを表示する

[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。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 6.23 計画データテーブル



パターン	送り速度	触媒	攪拌速度	温度	湿度	反応率(%)
1 - - - +	10	1	100	140	6	•
2 - - + -	10	1	120	180	3	•
3 - + - +	10	2	100	180	3	•
4 - + + +	10	2	120	140	6	•
5 + - - +	15	1	100	180	6	•
6 + - + -	15	1	120	140	3	•
7 + + - -	15	2	100	140	3	•
8 + + + +	15	2	120	180	6	•

テーブル名は、このテーブルを生成した計画のタイプを反映しています。「スクリーニング」スクリプトを実行すると、有効な効果をスクリーニングできます。「パターン」列は低水準をマイナス (-)、高水準をプラス (+) で表したものです。「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。

Plackett-Burman計画の作成

前の例では、実験回数を8とした5因子の一部実施要因計画を作成しました。この節では、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す。まず、前の例と同じ要領で、応答や因子を設定します。今回は、その手間を省くため、[応答のロード] と [因子のロード] の各コマンドを使いましょう。

1. [実験計画(DOE)] > [スクリーニング計画] を選択します。
2. 「スクリーニング計画」タイトルバー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。JMP のインストール時に自動的に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「Reactor Response.jmp」を開きます。
3. 次に、「スクリーニング計画」タイトルバー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。サンプルデータのフォルダを開き、「Design Experiment」フォルダにある「Reactor Factors.jmp」を開きます。

これら2つのコマンドを使うと、スクリーニング計画のパネルに応答名と因子名、応答の目標と限界、因子の値が自動的に入力されます。

4. データが読込まれた「スクリーニング計画」ウィンドウで [続行] をクリックします。「スクリーニング計画の種類を選択」パネルでもう一度 [続行] をクリックして、計画の一覧を表示します（図6.24）。図に示されているように、Plackett-Burman計画を選択します。

図6.24 5因子のPlackett-Burmanスクリーニング計画のリスト

スクリーニング計画

応答

因子

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

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 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	5 - すべての2因子交互
16	8	一部実施要因計画	4 - 一部の2因子交互
16	4	一部実施要因計画	4 - 一部の2因子交互
16	2	一部実施要因計画	4 - 一部の2因子交互
32		完全実施要因計画	>6 - 最大
32	16	完全実施要因計画	5+ - すべての2因子
32	8	完全実施要因計画	5+ - すべての2因子
32	4	完全実施要因計画	4 - 一部の2因子交互
32	2	完全実施要因計画	4 - 一部の2因子交互

オプションの項目

続行

戻る

5. [続行] をクリックします。

「計画のリスト」から計画を選択すると、「計画の表示と変更」と「計画の評価」が表示されます。カスタム計画では、どのようなモデル効果でも作成できました。一方、スクリーニング計画では、計画の効果は、選択した計画の種類に従って設定されます。なお、このリストのなかでも完全実施要因計画は、すべての交互作用にに関して交絡関係がありません。

「計画の評価」の詳細については、「実験計画の評価」(315ページ)の章を参照してください。

この例では、次のように作業を続けます。

6. 「出力オプション」パネルで [左から右へ並べ替え] を選択します。

7. [テーブルの作成] をクリックすると、図6.25のような実験が表示されます。

データテーブルの変数「パターン」を見ると、プラス (+) 記号とマイナス (-) 記号を使って実験が定義されているのがわかります。以下の節で、このテーブルを使い、分析を行います。

図6.25 5因子のPlackett-Burman計画のテーブル

	パターン	送り速度	触媒	搅拌速度	温度	適度	Percent Reacted
1	---	10	1	100	180	3	•
2	-+--	10	1	120	140	3	•
3	--+-	10	1	120	140	6	•
4	-+--	10	2	100	140	6	•
5	-+--	10	2	100	180	6	•
6	-+--	10	2	120	180	3	•
7	+-+-	15	1	100	140	6	•
8	+-+-	15	1	100	180	3	•
9	+-+-	15	1	120	180	6	•
10	+-+-	15	2	100	140	3	•
11	+-+-	15	2	120	140	3	•
12	+-+-	15	2	120	180	6	•

主効果のみに対するスクリーニング計画

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。

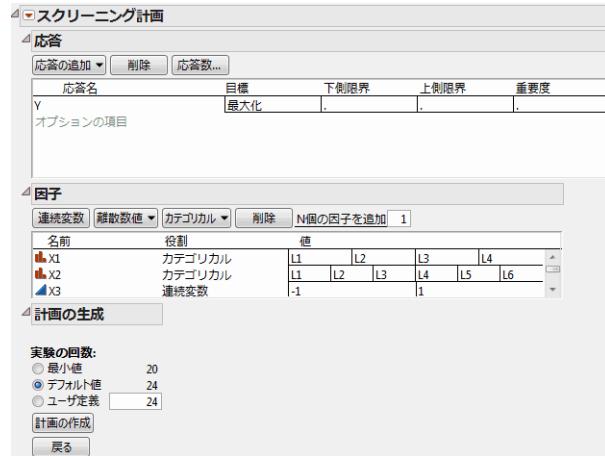
標準的な計画が存在しない例を挙げて、この機能を説明します。4水準と6水準のカテゴリカル因子が1個ずつ、そして、連続尺度の因子が11個である、全部で13因子の計画を作成するとします。

メインメニューから [実験計画 (DOE)] > [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。「因子」パネルで、次の操作を行います。

1. [カテゴリカル] リストから [4水準] を選択します。水準L1、L2、L3、L4を持つ変数X1が追加されます。
2. [カテゴリカル] リストから [6水準] を選択します。水準L1、L2、L3、L4、L5、L6を持つ変数X2が追加されます。
3. 「N個の因子を追加」の右側のボックスに「11」と入力します。
4. 「連続変数」をクリックします。X3からX13の計11個の因子が追加されます。各因子それぞれに水準が2つ（-1と1）あります。

【続行】をクリックすると、「計画の生成」パネルが表示されます（図6.26）。今回の実験条件に該当する標準的な計画はないため、「計画のリスト」から計画を選択するかどうかのオプションは表示されません。

図6.26 「スクリーニング計画」ダイアログの「計画の生成」パネル (13因子)

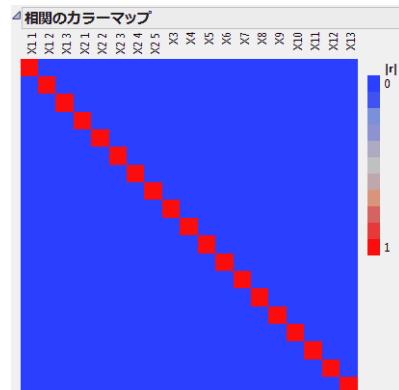


【戻る】ボタンで、「応答」パネルと「因子」パネルに戻ることができます。デフォルトの実験回数(24)をそのまま使い、[計画の作成]をクリックします。

「スクリーニング計画」レポートの一部に、計画が表示されます。計画を生成するアルゴリズムには乱数が使われており、結果は確率的なので、同じ計画を再現するには、スクリプトを保存し、そこで乱数シード値を保存する必要があります(スクリプトを保存するには、レポートタイトルの横にある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)。

この特定の計画が直交計画かどうかを確認するには、「計画の評価」の横にある開閉ボタンをクリックします。次に、「相関のカラーマップ」の横にある開閉ボタンをクリックします。カラーマップ(図6.27)では、対角要素が相関1を示す赤で表示されています。非対角要素はすべて青なので、パラメータ間の相関がすべてゼロであることがわかります。

図6.27 相関のカラーマップ



スクリーニング計画データの分析

データテーブルを作成したら、そのデータを「スクリーニング」プラットフォームや「モデルのあてはめ」プラットフォームで分析できます。

- 因子がすべて2水準で直交していれば、「スクリーニング」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。
- 主効果の数が実験数よりも非常に多い過飽和実験計画の場合、「スクリーニング」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。
- 3つ以上の水準をもつカテゴリカルの項がある場合、「スクリーニング」プラットフォームは適していません。その場合、水準番号が連続量の説明変数として扱われます。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になります（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。
- 「スクリーニング」プラットフォームは配合計画には適しません。

「スクリーニング」と「モデルのあてはめ」の比較

「Half Reactor.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次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次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。

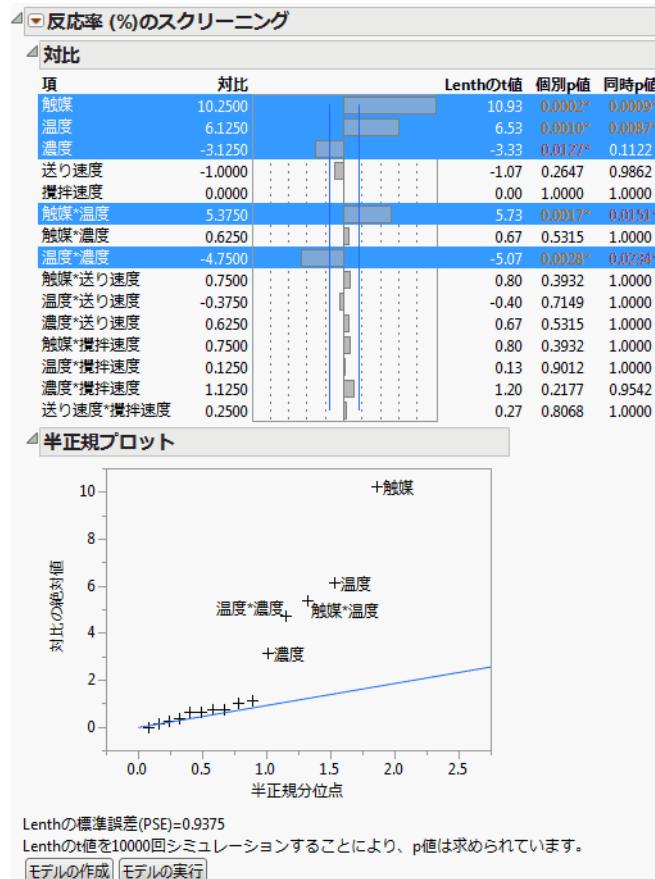
図6.28は、「モデルのあてはめ」プラットフォームを使い、2次までの効果を含むモデルをあてはめたときの結果です。この結果から、「スクリーニング」プラットフォームの利点が明らかになります。

図6.28 飽和計画「Half Reactor.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、誤差自由度や、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。「スクリーニング」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「スクリーニング」プラットフォームで分析した結果を図6.29に示します。

図6.29 「Half Reactor.jmp」データを使ったスクリーニング分析



「モデルのあてはめ」と異なり、「スクリーニング」のレポートには次のような結果が表示されます。

- 「対比」という推定値。個別の p 値が 0.1 を下回る効果が強調表示されています。
- Lenth の擬似的な標準誤差 (PSE) を使って t 値が計算されています。擬似的な標準誤差 (PSE) 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。
- レポートの下にあるボタンは、強調表示されている変数に対して作用します。[モデルの作成] ボタンをクリックすると、強調表示されている因子を含めた「モデルのあてはめ」ウィンドウが開きます。[モデルの実行] ボタンをクリックすると、モデルがすぐに実行されます。

この例では、「触媒」、「温度」、「濃度」と、2因子の交互作用のうち2つが選択されています。

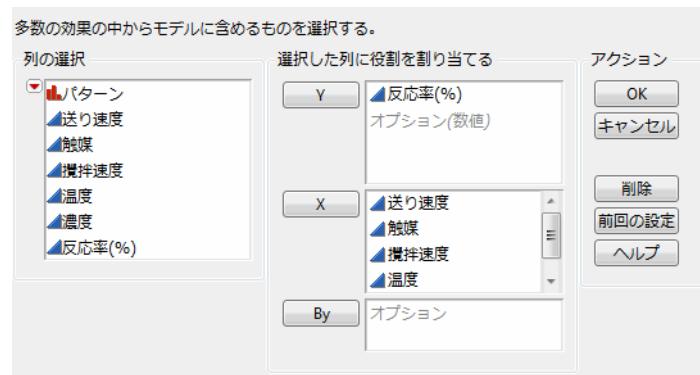
「スクリーニング」プラットフォームの起動

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。

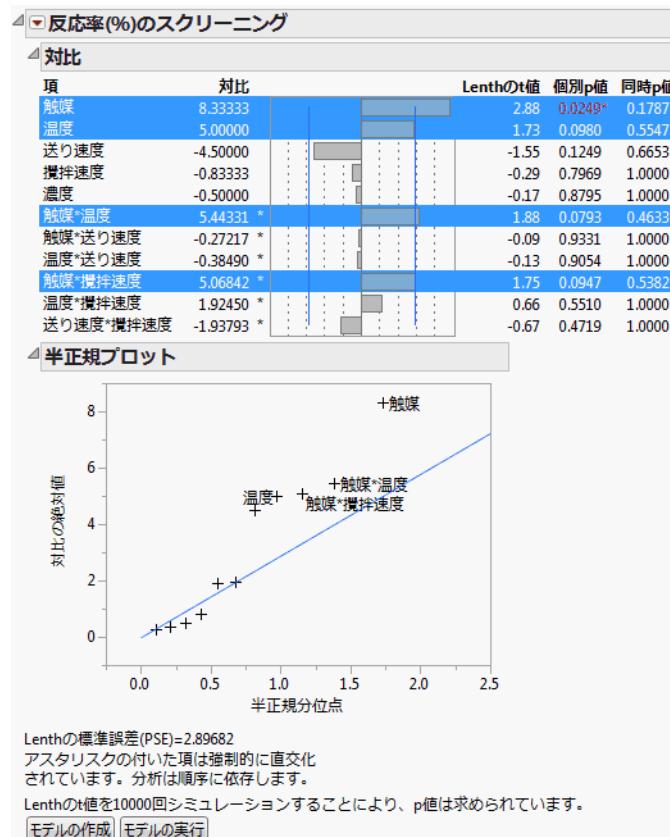
1. [分析] > [モデル化] > [スクリーニング] の順にクリックすると、図6.30のように入力が完了した状態で起動ダイアログボックスが表示されます。実験計画で計画のテーブルを作成すると、データテーブルと共に変数の役割が保存され、プラットフォームの起動ウィンドウに自動的に入力されます。

図6.30 「スクリーニング」プラットフォームの起動ダイアログボックス



2. [OK] をクリックすると、図6.31のようなスクリーニング分析のレポートが表示されます。

図6.31 スクリーニング分析の結果



3. 図6.31の「半正規プロット」を検討してみましょう。

スクリーニングのレポート

分析レポートの「対比」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の擬似的標準誤差（PSE）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。有意な効果（ぎりぎりのものも含む）が強調表示されます。

対比

次の表は、「対比」レポートについてまとめたものです。

表6.3 「対比」レポートの説明

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	t 値をグラフにしたもので、0.05 の有意水準に青色の線が引かれています。
Lenth の t 値	$\frac{\text{対比}}{\text{擬似標準誤差}}$ によって計算された Lenth の t 値。この式の分母の「擬似標準誤差」は、Lenth の疑似標準誤差 (PSE) を表します。詳細は、「 Lenth の擬似標準誤差 (PSE) 」(179 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、「 統計的詳細 」(178 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、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、標準正規分布における正の分位点に対して、対比の絶対値をプロットしたものです。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。

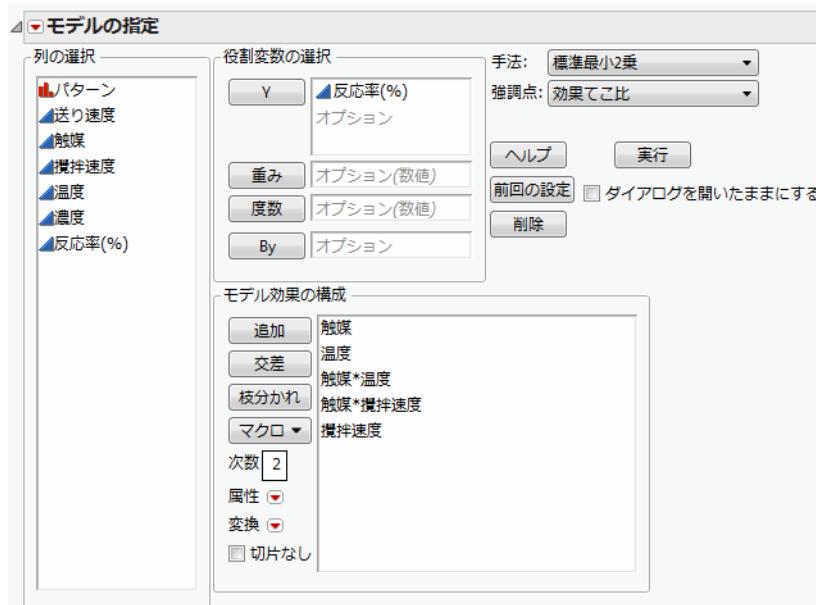
「モデルのあてはめ」プラットフォームの使用

「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。ただし、この例では、「[触媒*攪拌速度](#)」の交互作用は強調表示されていても、「[攪拌速度](#)」の主効果は強調表示されていません。そこで、「[攪拌速度](#)」の主効果をモデルに追加しましょう。

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。

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. 「攪拌速度」を追加したときに「強調点」が【要因のスクリーニング】に変わる可能性があります。それを【効果てこ比】に戻します。図6.32のようなダイアログボックスが表示されます。
7. [実行] をクリックすると、分析レポートが表示されます。

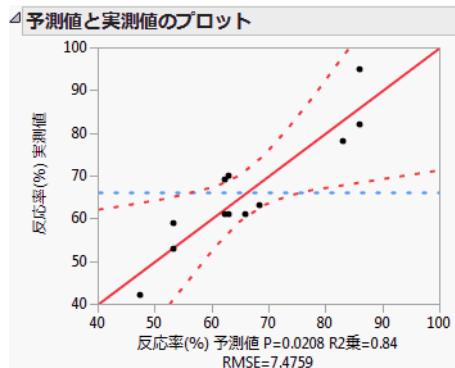
図6.32 「モデルのあてはめ」ダイアログボックスで不要な効果を削除



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6.33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でわかります。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、ノイズ（ランダムな誤差）の標準偏差の推定値です。

図6.33 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6.34 「尺度化した推定値」レポートの例

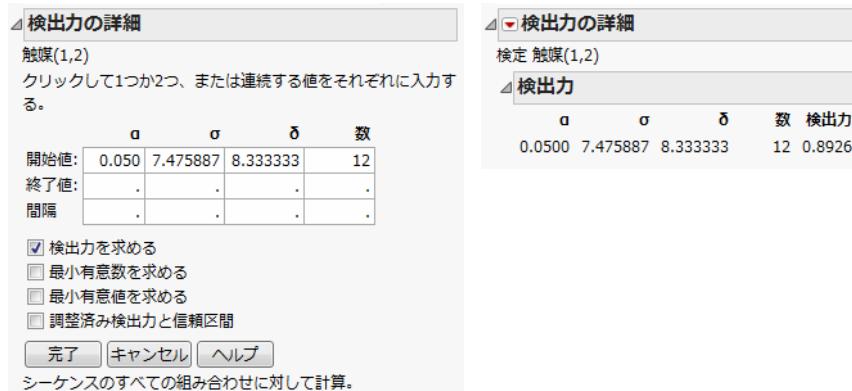
尺度化した推定値		標準誤差	t値	<i>p</i> 値(Prob> t)
項目	尺度化した推定値			
切片	66.166667	2.158103	30.66	<.0001*
触媒(1,2)	8.3333333	2.158103	3.86	0.0083*
温度(140,180)	3.5	2.289014	1.53	0.1771
触媒*温度	6.5	2.289014	2.84	0.0296*
触媒*攪拌速度	4.5	2.289014	1.97	0.0969
攪拌速度(100,120)	-3	2.289014	-1.31	0.2379

検出力分析

「モデルのあてはめ」レポートには、「触媒」と「温度」などのアウトライノードがあります。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」変数の検出力分析を行います。デフォルトの α (0.05)、標本サイズが 12 のときの「触媒」の平均平方の平方根 (RMSE) とパラメータ推定値を使います。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6.35 検出力分析の例



詳細については、『基本的な回帰モデル』を参照してください。

スクリーニング分析のその他の例

この節では、「スクリーニング」 プラットフォームの使用例を紹介します。

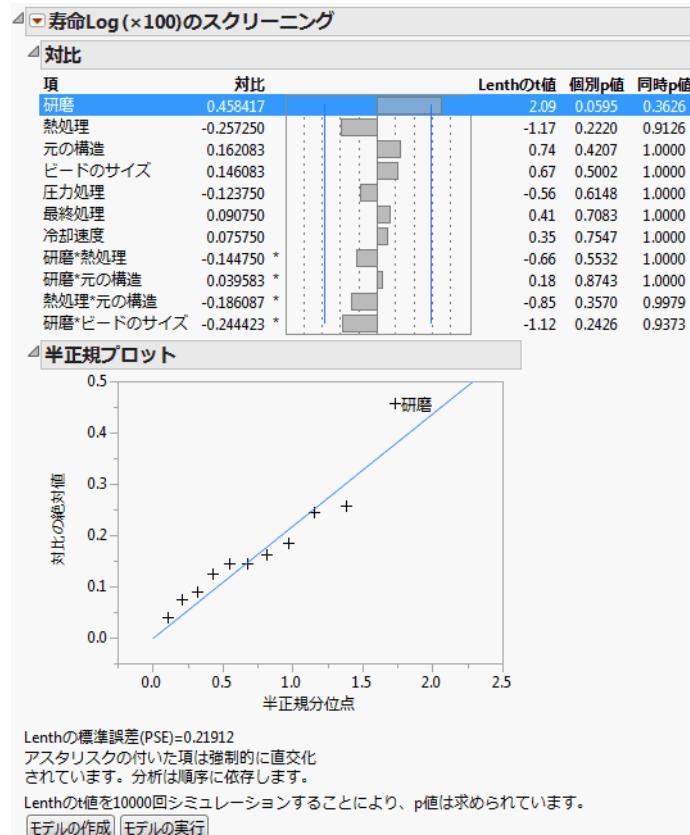
Plackett-Burman計画の分析

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のものがあります。

サンプルデータのフォルダにある「Weld-Repaired Castings.jmp」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。)

「スクリーニング」 プラットフォームで7つの効果を [X] 、「寿命 Log (x100)」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6.36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6.36 「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、「スクリーニング」プラットフォームが分析に最適です。

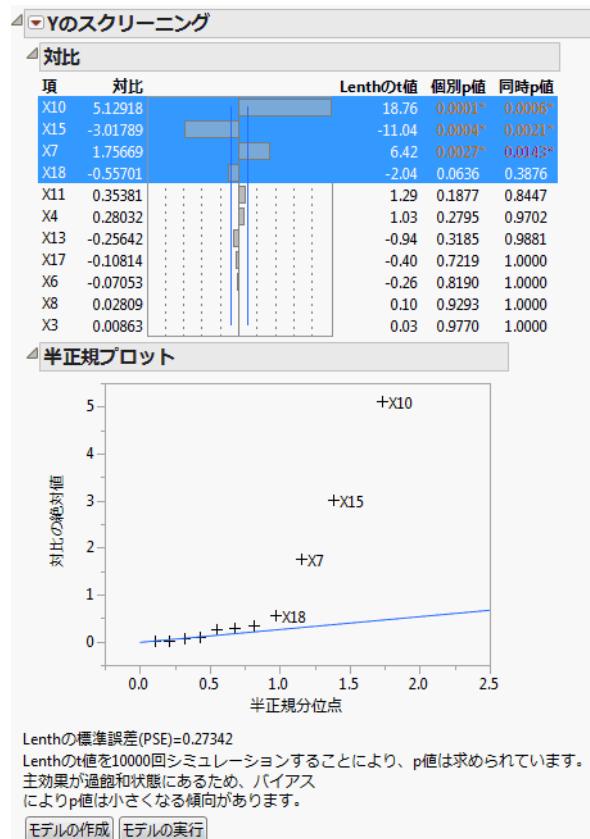
例として、サンプルデータのフォルダにある「Supersaturated.jmp」データテーブルを開いてみましょう。これは、18個の因子を使い、シミュレーション実験を12回行って作成したデータです。データのYの値は、次の式で生成されています。

$$Y = 2(X7) + 5(X10) - 3(X15) + \varepsilon$$

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。

影響を与えていた因子を検出するには、「スクリーニング」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6.37のようなレポートが表示されます。

図6.37 「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。

統計的詳細

処理

「スクリーニング」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と、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。

直交回転としてのスクリーニング

数学的に見ると、「スクリーニング」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。

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)

前述した考え方に基づき、Lenthの方法（1989）は、応答に対して影響をもたない効果から、誤差の標準偏差の大きさを推定します。この推定値が、**Lenthの擬似的標準誤差 (PSE; Pseudo Standard Error)** と呼ばれるものです。

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。この値から t 値が計算されます。 p 値を求めるために、 $n-1$ 個の乱数を使ったモンテカルロシミュレーションが1万回実行され、各シミュレーションセットから Lenth の方法による t 値が計算されます。 p 値は、これらの値を降順に並べたなかでの線形補間された順位から求められています。同時に p 値は、 $n-1$ 個の値における $\max(|t|)$ から、線形補間して求められています。この方法は、Ye and Hamada (2000) の手法と同様です。

シミュレーションの回数をデフォルトの1万回から変更したいときは、*LenthSimN* というグローバル JSL 変数に値を割り当てます。「Half Reactor.jmp」データテーブルで試してみましょう。

1. 「Half Reactor.jmp」を開きます。
2. [分析] > [モデル化] > [スクリーニング] 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. レポートのタイトルバーにある赤い三角ボタンをクリックし、[スクリプト] > [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。
7. スクリプトウィンドウの冒頭 (コードの上) に「`LenthSimN=50000;`」を挿入します。
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でスクリプトを実行します。

`LenthSimN=0` とした場合、習慣的に使われている t 分布が使用されます（実際には行わないことをお勧めします）。

応答曲面計画



応答曲面計画は、連続尺度の因子に基づく2次曲面をあてはめるときに役立ちます。応答曲面モデルを使うと、因子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水準の計画では応答曲面をあてはめることができません。

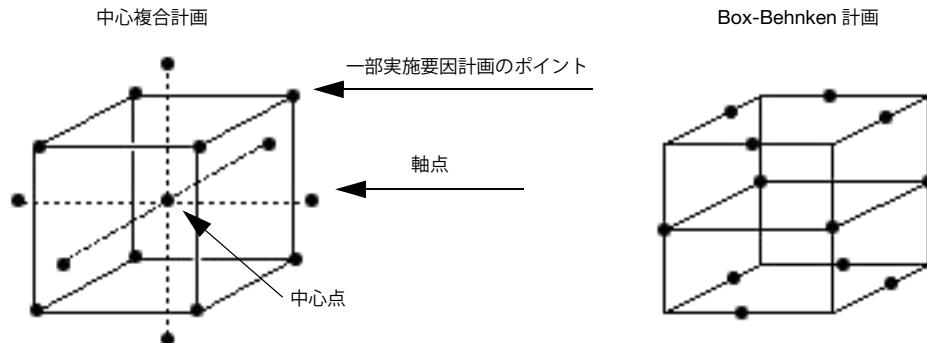
最も一般的な応答曲面計画は中心複合計画です（左下図）。これは、2水準の一部実施要因計画に次のポイントを追加したものです。

- **中心点（重心）**すべての因子が0（中間値）になっている点
- **軸点（星型頂点）**1つの因子だけが外側（軸）の値で、残りの因子がすべて0（中間値）になっている点

中心複合計画の他によく使われる計画として、Box-Behnken計画があります（右下図）。Box-Behnken計画の特徴は因子の水準数が3であることです。

さらに、Box-Behnken計画が中心複合計画と異なる重要な点は、因子の領域を表す立方体の頂点にはポイントを配置しないことです。エンジニアリング上の理由でこれらのポイントを避ける必要があるときは、この特徴が役に立ちます。この特徴の短所は、中心複合計画に比べて頂点付近での予測が不確かになることです。

図7.1 応答曲面計画



目次

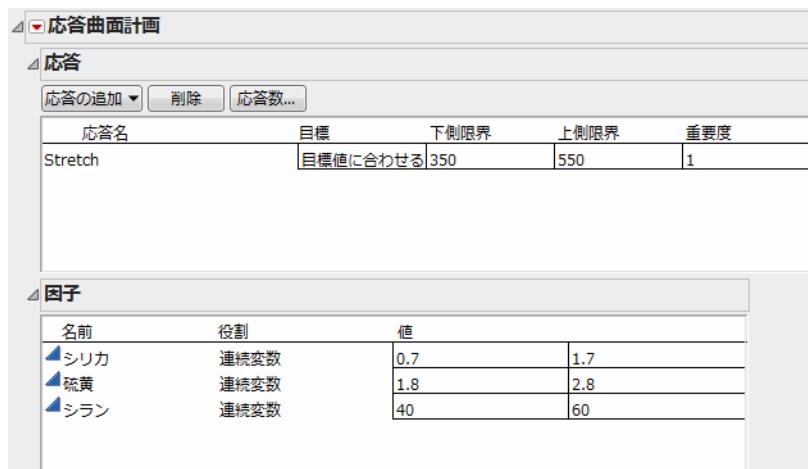
Box-Behnken計画: テニスボールの例	183
予測プロファイル	186
応答曲面プロット (等高線プロファイル)	188
Box-Behnken計画のグラフ	190
応答曲面計画の作成	190
応答と因子を追加する	191
計画を選択する	191
出力オプションを指定する	193
テーブルを表示する	194

Box-Behnken計画: テニスボールの例

サンプルデータの「Bounce Data.jmp」は、Derringer and Suich (1980) によるタイヤのトレッドに関するデータにヒントを得て作成した応答曲面データです。計画の目的は、テニスボールの標準化反発係数を450という目標値に一致させることです。反発係数は、テニスボールの製造に使われる「シリカ」、「シラン」、「硫黄」の量によって変化します。実験者は、変数の値を広範囲に変化させてデータを収集し、応答曲面によって反発係数が目標値になるような因子の組み合わせを見つけることができるかどうかを調べようとしています。これは、次のような手順で実行します。

1. [実験計画(DOE)] > [応答曲面計画] を選択します。
2. 「応答曲面計画」タイトルバーの赤い三角ボタンをクリックし、[因子のロード] を選択して因子をロードします。JMP のインストール時に自動的に作成されたサンプルデータフォルダに移動し、「Design Experiment」フォルダの中にある「Bounce Factors.jmp」を開きます。
3. 「応答曲面計画」タイトルバーの赤い三角ボタンをクリックし、[応答のロード] を選択して応答をロードします。サンプルデータフォルダ内の「Design Experiment」フォルダの中にある「Bounce Response.jmp」を開きます。ロードが完了すると「応答」パネルおよび「因子」パネルは図7.2のようになります。

図7.2 バウンドデータの応答と因子



The screenshot shows the JMP software interface for a Response Surface Design. It features two main panels: 'Responses' and 'Factors'.

Responses Panel:

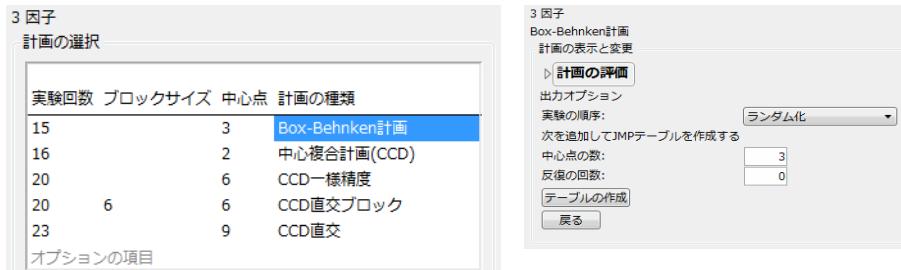
応答名	目標	下側限界	上側限界	重要度
Stretch	目標値に合わせる	350	550	1

Factors Panel:

名前	役割	値
シリカ	連続変数	0.7
硫黄	連続変数	1.8
シラン	連続変数	40

この時点で「計画の選択」パネルには、図7.3のような計画から成るリストが表示されます（[続行] をクリックすると、右側に示すオプションが表示されます）。

図7.3 応答曲面計画の選択



3因子のBox-Behnken計画を選択すると、図7.4に示す実験数15の計画テーブルが生成されます。

実際には、これらの実験を実施し、その応答をデータテーブルに入力します。実験を実施した結果、最終的にできたデータテーブルが「Bounce Data.jmp」であるとしましょう。

1. JMPのインストール時に自動的に作成されたサンプルデータのフォルダを開き、「Design Experiment」フォルダの中にある「Bounce Data.jmp」を開きます（図7.4）。

図7.4 Box-Behnken計画（3因子）のJMPテーブル

「Bounce Data.jmp」が開いたら、モデルのあてはめを実行します。データテーブルには、左上のパネルに表示されているように、「モデル」というスクリプトが含まれています。

2. モデルのあてはめを開始するため、スクリプト名の横にある赤い三角ボタンをクリックし、[スクリプトの実行]を選択します。
3. 「モデルのあてはめ」ダイアログボックスが開いたら、[実行]をクリックします。

標準的な分析の結果は図7.5のようになります。すべての応答曲面効果と交互作用効果のパラメータ推定値が表示されます。

この予測モデルは高度に有意で、あてはめの悪さを示す証拠は何もありません。すべての主効果と「硫黄」を含んだ2次の交互作用が有意になっています。

図7.5 「バウンド データ」の応答曲面分析レポート

応答反応係数		パラメータ推定				
あてはめの要約		効果の検定				
R2乗		要因				
自由度調整R2乗		パラメータ数	自由度	平方和	F値	p値(Prob>F)
誤差の標準偏差(RMSE)		シリカ(0.7,1.7)	1	1	12880.125	3260.791 <.0001*
Yの平均		シラン(40,60)	1	1	968.000	245.0633 <.0001*
オブザベーション(または重みの合計)		硫黄(1.8,2.8)	1	1	5778.125	1462.816 <.0001*
分散分析		シラン*シリカ	1	1	0.250	0.0633 0.8114
要因		硫黄*シリカ	1	1	52441.000	13276.20 <.0001*
モデル		硫黄*シラン	1	1	8556.250	2166.139 <.0001*
誤差		シリカ*シリカ	1	1	2592.923	656.4362 <.0001*
全体(修正済み)		シラン*シラン	1	1	0.231	0.0584 0.8186
		硫黄*硫黄	1	1	4653.231	1178.033 <.0001*
あてはまりの悪さ(LOF)		最大R2乗				
要因		0.9999				
あてはまりの悪さ(LOF)						
純粹誤差						
合計誤差						

図7.5の表の解釈についての詳細は、『基本的な回帰モデル』を参照してください。

注: [実験計画(DOE)] > [応答曲面計画] では、最大8個の因子を扱うことができます。9個以上の因子を指定すると、エラーメッセージが表示されます。9個以上の因子を扱う応答曲面計画を作成する場合は、[実験計画(DOE)] > [カスタム計画] を使用してください。カスタム計画では、D-最適計画またはI-最適計画を作成できます。カスタム計画を使用して応答曲面計画を作成する方法の詳細については、「[応答曲面計画を作成する](#)」(99ページ) を参照してください。また、「モデルのあてはめ」プラットフォームでは、因子が21個以上の場合には、応答曲面の分析結果は表示されません。この際、それ以外の分析レポートはすべて表示されます。エラーメッセージや警告メッセージは表示されません。

応答曲面計画のレポートには図7.6のような表も含まれています。

図7.6 応答曲面計画の分析レポート

応答曲面				
係数				
シリカ(0.7,1.7)	26.5	-0.25	114.5	反発係数 -40.125
シリカ(0.7,1.7)	.	0.25	46.25	11
シリカ(0.7,1.7)	.	.	-35.5	-26.875
解				
変数	最適解			
シリカ(0.7,1.7)	1.7912411			
シリカ(0.7,1.7)	23.424426			
シリカ(0.7,1.7)	2.1986422			
解は 鞍点				
最適解はデータ範囲外				
最適解における予測値 360.38388				
正準曲率				
固有値と固有ベクトル				
固有値	62.9095	3.2989	-74.9584	
シリカ(0.7,1.7)	0.82779	-0.29879	-0.47486	
シリカ(0.7,1.7)	0.19280	0.94634	-0.25937	
シリカ(0.7,1.7)	0.52687	0.12315	0.84097	

「応答曲面」レポートには、パラメータ推定値の要約が表示されます。

「解」レポートには、因子の最適解（臨界値）とその種類（最大、最小、鞍点）が表示されます。この例の解は鞍点です。さらに、最適解がデータ範囲の外にあることが示されています。

「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。固有ベクトルの値から、曲率が負になることは、主に「硫黄」の方向に起因することが明らかです（固有値が負になっている固有ベクトルの絶対値が最大になっている）。曲率が正になることは、主に「シリカ」の方向に起因しています（固有値が正になっている固有ベクトルの絶対値が最大になっている）。これは、図7.8の予測プロファイルからも確認できます。

図7.6の応答曲面の分析表の詳細については、『基本的な回帰モデル』を参照してください。

予測プロファイル

次に、応答に関する予測プロファイルを参照して応答曲面を詳細に観察し、応答が最適値になるときの因子設定を調べます。予測プロファイルでは、変数を自在に変化させ、それが応答の予測値に及ぼす効果を観察することができます。

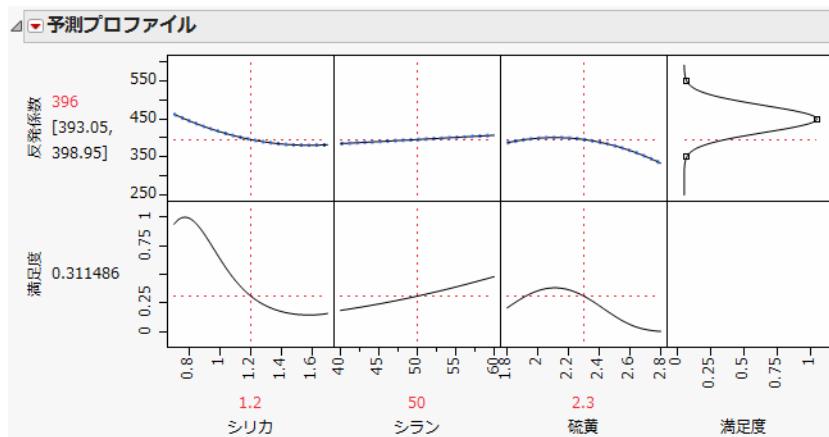
1. 予測プロファイルが開いていない場合は、応答のタイトルバーにある赤い三角ボタンをクリックし、[因子プロファイル] > [プロファイル] を選択します。

予測プロファイルの上の列にある最初の3つのプロット（図7.7）は、各X変数の予測トレースを示します。予測トレースとは、変数のうち1つだけを変化させ、残りを現在値に固定したときの応答の予測値をグラフにしたものです（Jones 1991）。

「反発係数」の現在の予測値「396」は、デフォルトの因子設定のときの値です。この値を表す水平方向の点線は、満足度関数の目標値よりも少し下に位置していることがわかります（図7.7）。この予測値は、「シリカ」、「シラン」、「硫黄」の各因子がデフォルトの値であるときのものです。なお、「反発係数」の予測値396は、目標値450からは離れています。

プロファイルの一番下の行には、各因子に対する満足度のトレースが表示されます。これは0～1のスケールで全体的な満足度をグラフ化したものです。プロファイルの一番右の列には、各応答変数に対する満足度関数が表示されます（この関数は、自由に変更できます）。全体の満足度の値は、満足度トレースの左側に表示されます。

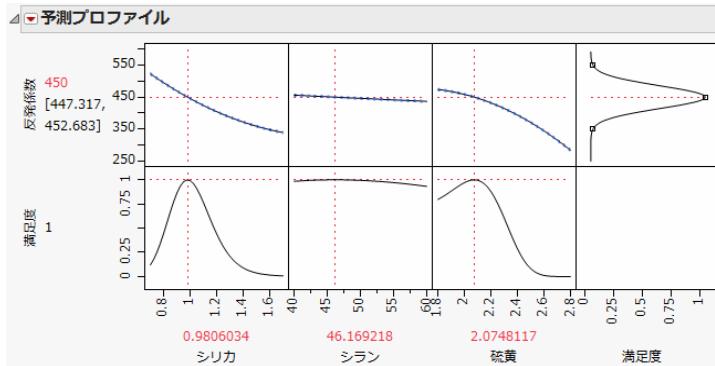
図7.7 予測プロファイル



- 因子の予測トレースを調整し、目標に近い「反発係数」の値を見つけるため、「予測プロファイル」タイルバーにある赤い三角ボタンをクリックし、[満足度の最大化]を選択します。このコマンドはプロファイルのトレースを調整し、指定の目標（満足度関数が示す目標）に最も近い応答値を表示します。なお、満足度関数における上下のハンドルをドラッグすると、値の許容範囲が変化します。

図7.8は「満足度の最大化」コマンドを実行した結果です。満足度の最大化には反復計算が使われており、実際に行ったときの結果は、ここで紹介するものと異なる可能性があります。

図7.8 応答曲面分析で満足度を最大化したときの予測プロファイル



予測プロファイルの詳細については、『プロファイル機能』を参照してください。

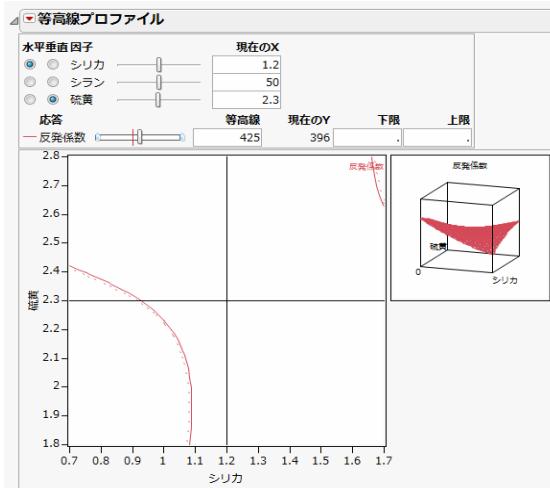
応答曲面プロット (等高線プロファイル)

応答曲面を別の形でグラフ化したものが等高線プロファイルです。「応答 反発係数」のタイトルバーの赤い三角ボタンをクリックして [因子プロファイル] > [等高線プロファイル] を選択すると、図7.9に示すようなインタラクティブな等高線プロファイルが表示されます。

等高線プロファイルは、特に応答が複数ある応答曲面を確認する場合に便利です。ここでは「シラン」の値を固定したときの「シリカ」と「硫黄」のプロファイルを見てみましょう。

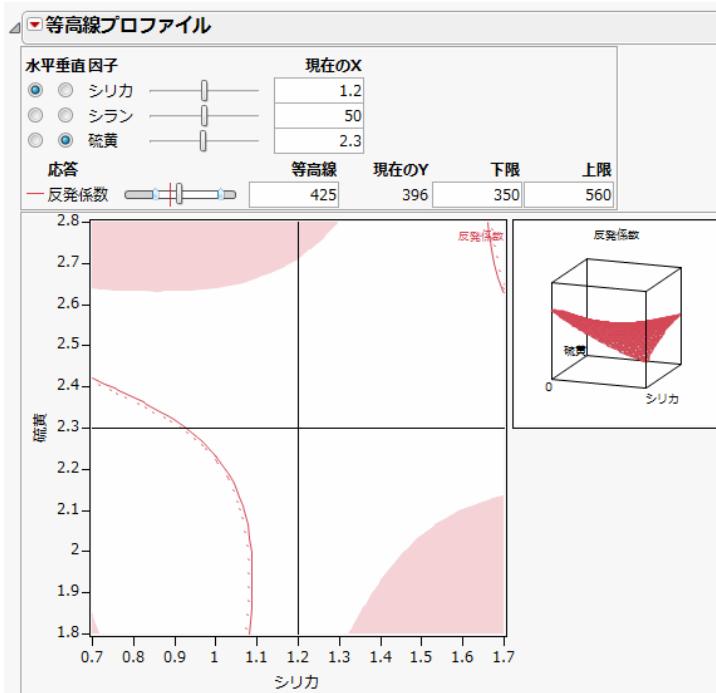
「等高線プロファイル」タイトルバーのメニューには、グリッド密度を設定するオプション、曲面プロット(メッシュプロット)を表示するオプション、指定の間隔で等高線を追加するオプションがあります(図7.9)。各因子のスライダを移動することで「現在のX」と「現在のY」の値を調整します。

図7.9 応答曲面計画の等高線プロファイル



下限値と上限値を設定し、等高線プロットの許容範囲外に影をつけます。

図7.10 上限と下限を設定した等高線プロファイル

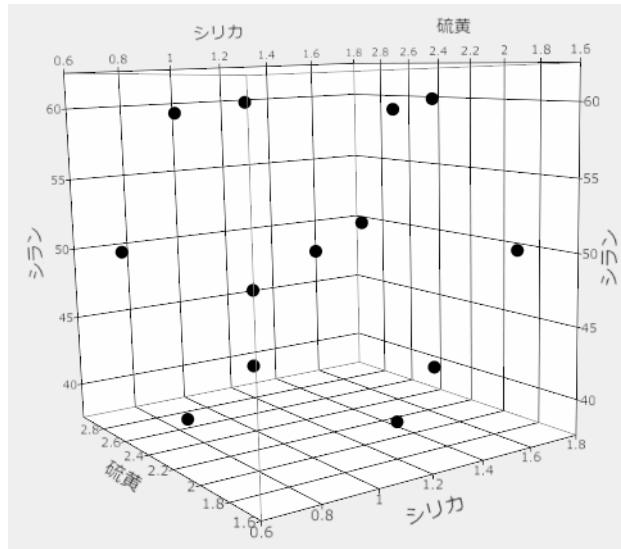


予測プロファイルと等高線プロファイルの詳細については、『プロファイル機能』を参照してください。

Box-Behnken計画のグラフ

3因子の計画は、「三次元散布図」プラットフォームによってグラフ上に表示することができます。図7.11のプロットは、3因子のBox-Behnken計画をプロットしたものです。12個のポイントが立方体の辺の中点に位置していることがよくわかります。「三次元散布図」プラットフォームの詳細については、『グラフ機能』を参照してください。

図7.11 3つの効果に対するBox-Behnken計画の三次元散布図



応答曲面計画の作成

応答曲面計画は、因子ごとに指定された範囲の中で最適な解を見つけることを意図した実験手法の1つです。この計画は、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。指定された領域内に最大値または最小値が存在する場合、応答曲面計画ならその推定値を算出することができます。工業分野では、通常、応答曲面計画に少数の因子しか含めません。因子の数が増えると、必要な実験の数が大幅に増加するからです。JMPの「応答曲面計画」では、2~8つの連続尺度の因子を扱う、よく知られた応答曲面計画を使用します。一部の計画では、ブロック因子を追加することができます。

応答曲面計画は曲面のモデル化と分析に便利です。

応答曲面計画を開始するには、まず「実験計画(DOE)」>「応答曲面計画」を選択するか、または「JMPスター」の「実験計画(DOE)」ページの「応答曲面計画」ボタンをクリックします。その後、以下に説明する手順を行います。

- 「応答と因子を追加する」(191ページ)
- 「計画を選択する」(191ページ)

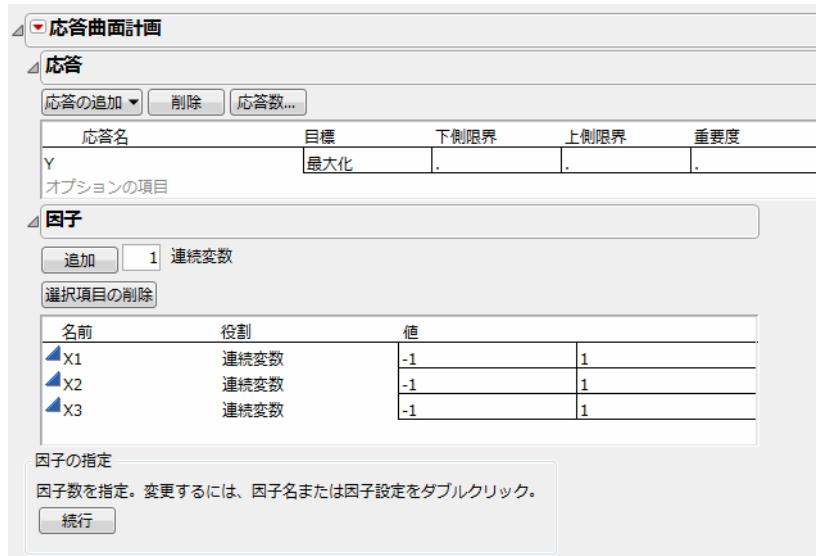
- 「軸点の値を指定する（中心複合計画の場合のみ）」（192ページ）
- 「出力オプションを指定する」（193ページ）
- 「テーブルを表示する」（194ページ）

応答と因子を追加する

応答を追加する手順は、「スクリーニング計画」、「Space Filling計画」、「配合計画」、「応答曲面計画」、「カスタム計画」、「完全実施要因計画」ではすべて同様です。手順は、「カスタム計画に応答と因子を追加する」（43ページ）で説明しています。

応答曲面計画では、連続変数の因子しか使用できません。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。因子を追加するには、「因子」パネルのテキストボックスに因子の数を入力し、[追加] をクリックします（図7.12）。

図7.12 応答曲面計画での因子の入力

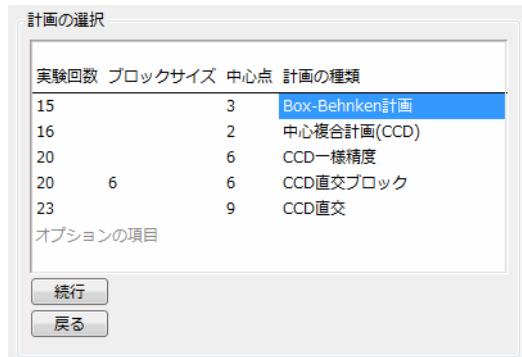


【続行】をクリックして次のステップに進みます。

計画を選択する

作成する応答曲面計画の種類を選択し、[続行] をクリックします。以下、図7.13に表示されている応答曲面計画の種類について説明します。

図7.13 計画の種類を選択



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実験点が配置されません。エンジニアリング上の理由で極端な実験点を避ける必要があるときは、この特徴が役に立ちます。この特徴の短所は、中心複合計画に比べて頂点付近での予測が不確かになることです。

中心複合計画

応答曲面計画のリストには、**一様精度**と**直交**の2種類の中心複合計画 (CCD: Central Composite Design) が含まれています。これら2種類の中心複合計画は、中心点の数および軸点(星型頂点)の値が異なっています。

- 一様精度計画では、中心付近での予測分散が均一になるように中心点の数が決定されます。
- 直交計画では、2次パラメータの推定値と他のパラメータ推定値の間の相関が最小になるように中心点の数が決定されます。

軸点の値を指定する（中心複合計画の場合のみ）

中心複合計画（ここでは [CCD一様精度]）を選んで [続行] ボタンをクリックすると、図7.14のようなパネルが開き、軸点（星型頂点）のデフォルト値が表示されます。このテキストボックスに1.0と入力すると、因子によって定義された立方体の面に軸点が配置されます。この軸点の値には、任意の値を指定することもできます。

図7.14 中心複合計画の表示と変更



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、-1から1までの範囲から外れたものになります。この範囲内に留めたい場合には、[平面上] を選択するか、任意の値をテキストボックスに指定してください。

直交 分析に含まれる効果が互いに直交した計画が作成されます。軸点の値は、-1から1までの範囲から外れたものになります。この範囲内に留めたい場合には、[平面上] を選択するか、任意の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-1および1の両端に配置します。

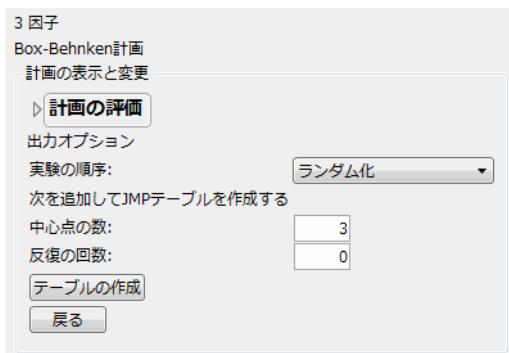
ユーザ定義 「軸の値」テキストボックスに入力した値が採用されます。

計画全体を縮小させたい場合には、「範囲を-1から1まで」の横のボックスをクリックします。このオプションを有効にすると、軸点が範囲の両端に位置するように計画全体のスケールが変更されます（軸点が-1と1になり、計画全体がその中に収まるように縮小されます）。

出力オプションを指定する

「出力オプション」パネルでは、どのようにテーブルを出力するかを指定できます。指定が完了したら、[テーブルの作成] をクリックします。図7.15に示しているのは、Box-Behnken計画の場合の例です。計画のリストには「Box-Behnken計画」、「出力オプション」の「中心点の数」には3、「反復の回数」には0が表示されています。

図7.15 出力オプションの選択



「実験の順序」のメニューオプションでは、データテーブルの作成時に実験をどの順序で並べるかを指定できます。次のような選択肢があります。

変更なし 出力テーブル内の行（実験）が、標準的な順序で並べ替えられます。

左から右へ並べ替え 出力テーブル内の行（実験）が左から右へと並べ替えられます。

ランダム化 出力テーブル内の行（実験）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 出力テーブル内の行（実験）が右から左へと並べ替えられます。

ブロック内でランダム化 出力テーブル内の行（実験）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。

〔次を追加して JMP テーブルを作成する〕のオプションを使って点を追加します。

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、連続量の各因子の範囲における中心で行う実験を指します。

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。テキストボックスに計画の反復回数を入力します。1回の反復によって実験数が2倍になります。

テーブルを表示する

〔テーブルの作成〕をクリックすると、計画が含まれたデータテーブルが表示されます（図7.16）。

図7.16 計画データテーブル

	パターン	X1	X2	X3	Y
1	0+-	0	1	-1	•
2	-+0	-1	1	0	•
3	+-0	1	-1	0	•
4	++0	1	1	0	•
5	000	0	0	0	•
6	-0-	-1	0	-1	•
7	+0+	1	0	1	•
8	000	0	0	0	•
9	0--	0	-1	-1	•
10	--0	-1	-1	0	•
11	+0-	1	0	-1	•
12	0-+	0	-1	1	•
13	000	0	0	0	•
14	0++	0	1	1	•
15	-0+	-1	0	1	•

テーブル名は、生成された計画の種類を表しています。

「モデル」スクリプトを実行すると、作成されたデータに対して、モデルがあてはめられます。

「パターン」列にはコード化された因子が表示されます。「+」は高水準、「-」は低水準、「a」と「A」は軸点の下限と上限、「0」は中間値を表します。「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。「パターン」変数をラベル列として指定しておけば、因子のプロットのポイントをクリックしたときに、そのポイントの因子をコード化したパターンが表示されます。「パターン列」の値が000の3行が3つの中心点です。

「パターン」列におけるデータの並びは、〔実験の順序〕で指定した順序によって決まります。

「Y」は、実験結果を入力するための列です。

完全実施要因計画



完全実施要因計画（full factorial design）は、一連の変数で考えられるすべての組み合わせを実施する計画です。これは最も確実な計画ですが、実験にかかる予算と時間という観点では最大のコストを必要とします。[完全実施要因計画] では、連続変数と、最大9つの水準を持ったカテゴリカル変数を扱うことができます。

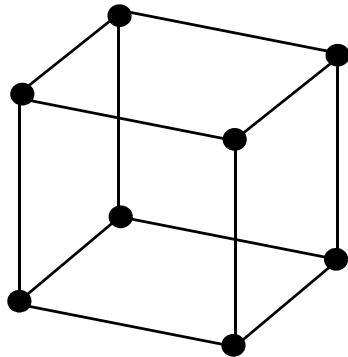
完全実施要因計画では、因子水準のあらゆる組み合わせで実験を行います。標本サイズはすべての因子の水準数の積に等しくなります。たとえば、2水準の因子、3水準の因子、4水準の因子がそれぞれ1つずつ存在する完全実施要因計画では、 $2 \times 3 \times 4 = 24$ 回の実験を行います。

2水準の因子しかないときは標本サイズが2のべき乗になります（因子数を f としたとき、実験回数は 2^f ）。2水準の因子が3つある計画では、図のようにポイントが立方体の各頂点に置かれます。因子が4つ以上の場合、計画のポイントは超立方体の各頂点に置かれます。

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。因子のすべての組み合わせを調べるために、結果があいまいになる可能性は低くなります。

ただし、完全実施要因計画は、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ます。そのため実験コストが高くなり、実用的な研究ではあまり採用されません。

図8.1 完全実施要因計画



目次

5因子の「化学反応」の例	197
「化学反応」データの分析	198
完全実施要因計画の作成	203
応答と因子を追加する	203
出力オプションを選択する	204
テーブルを作成する	205

5因子の「化学反応」の例

次の例は、Meyer, *et al.* (1996) およびBox, Hunter, and Hunter (1978) のデータをアレンジしたもので、5因子の化学反応の例です。

すでにスクリーニング計画を使って、化学工程の反応率に5つの因子が及ぼす効果を調べてあります（「スクリーニング計画」（141ページ）を参照）。因子（「送り速度」、「触媒」、「攪拌速度」、「温度」、「濃度」）はすべて、2水準の連続尺度の因子です。次の例では、完全実施要因計画を使って同じ工程を調べます。

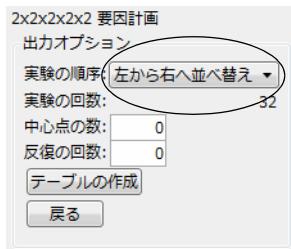
1. [実験計画(DOE)] > [完全実施要因計画] を選択します。
2. 「完全実施要因計画」タイトルバーの赤い三角ボタンをクリックし、[応答のロード] を選択します。
3. サンプルデータフォルダ内の「Design Experiment」フォルダの中にある「Reactor Response.jmp」を開きます。
4. 「完全実施要因計画」タイトルバーの赤い三角ボタンをクリックし、[因子のロード] を選択します。
5. サンプルデータフォルダ内の「Design Experiment」フォルダの中にある「Reactor Factors.jmp」を開きます。

ダイアログボックスは、図8.2のようになります。

図8.2 完全実施要因計画の「応答」パネルと「因子」パネル



6. [続行] をクリックして「出力オプション」パネルを開きます。「出力オプション」パネルの「実験の順序」で [左から右へ並べ替え] を選択します。このコマンドにより、最終的に作成されるJMP計画テーブル内の実験の順序が決まります。



7. [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（図8.3）には、5つの変数の最大値と最小値のあらゆる組み合わせ、つまり2水準5因子のすべての組み合わせが含まれます。変数は5つなので、実験は $2^5=32$ 回です。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「反応率(%)」という空白の列が用意されています。

実験の結果を使ってこの例を続行するため、サンプルデータフォルダの「Design Experiment」フォルダにある「Reactor 32 Runs.jmp」を開きます。

図8.3 サンプルデータフォルダの「Reactor 32 Runs.jmp」（一部）

	パターン	送り速度	触媒	攪拌速度	温度	濃度	反応率(%)
1	-----	10	1	100	140	3	61
2	----+	10	1	100	140	6	56
3	---+-	10	1	100	180	3	69
4	---++	10	1	100	180	6	44
5	---++	10	1	120	140	3	53
6	---++	10	1	120	140	6	59
7	---++	10	1	120	180	3	66
8	---++	10	1	120	180	6	49
9	-+--	10	2	100	140	3	63
10	-+--	10	2	100	140	6	70
11	-+--	10	2	100	180	3	94
12	-+--	10	2	100	180	6	78
13	-+--	10	2	120	140	3	54
14	-+--	10	2	120	140	6	67
15	-+--	10	2	120	180	3	95

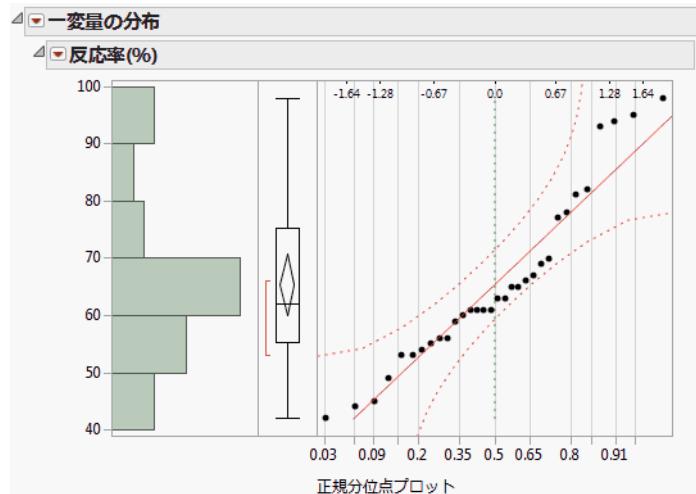
「化学反応」データの分析

要因計画のモデルをあてはめる前に、まず応答データを簡単に見てみましょう。

- [分析] > [一変量の分布] を選びます。
- 「反応率(%)」を選択し、[Y, 列] をクリックします。[OK] をクリックします。

3. 「反応率 (%)」タイトルバーにある赤い三角ボタンをクリックし、[正規分位点プロット] を選択します。結果は図8.4のようになります。

図8.4 「化学反応」データの応答の分布

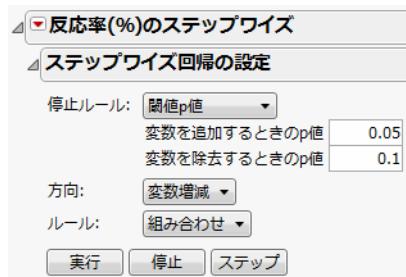


この最初の分析では、一部の実験での反応率が非常に高くなっています。

次にステップワイズ回帰を行ってみましょう。このデータテーブルに保存されているスクリプトを使うと、主効果とすべての2因子間交互作用を含めたモデルを自動的に定義することができます。

4. 「モデルのあてはめ」の横の赤い三角ボタンをクリックし、[スクリプトの実行] を選択します。図 8.5 のような「ステップワイズ回帰の設定」パネルが開きます。
5. 「停止ルール」リストから [閾値p値] を選択します。
6. 変数を追加するときの p 値を 0.05 にします。
7. 変数を除去するときの p 値を 0.1 にします。
8. 「現在の推定値」テーブルに表示されているどの主効果が有意であるのかを判断するのに、ステップワイズ回帰のプラットフォームを用いることができます。ただし、「ステップワイズ回帰の設定」パネルにある「方向」が [変数増減] になっていることを確認してください (図 8.5)。

図8.5 ステップワイズ変数選択のパネル



9. 図8.6に従って主効果のチェックボックスをクリックします。

図8.6 ステップワイズの処理を開始するためのモデル

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)"
<input checked="" type="checkbox"/> 切片	65.5	0	0.000	1	
<input type="checkbox"/> <input checked="" type="checkbox"/> 送り速度(10,15)	-0.6875	1	15.125	0.149	0.70282
<input type="checkbox"/> <input checked="" type="checkbox"/> 触媒(1,2)	9.75	1	3042	29.928	0.00001
<input type="checkbox"/> <input checked="" type="checkbox"/> 搅拌速度(100,120)	-0.3125	1	3.125	0.031	0.86217
<input type="checkbox"/> <input checked="" type="checkbox"/> 温度(140,180)	5.375	1	924.5	9.095	0.00566
<input type="checkbox"/> <input checked="" type="checkbox"/> 濃度(3,6)	-3.125	1	312.5	3.074	0.09132
<input type="checkbox"/> <input type="checkbox"/> 送り速度*触媒	0	1	15.125	0.144	0.70763
<input type="checkbox"/> <input type="checkbox"/> 送り速度*搅拌速度	0	1	4.5	0.043	0.83807
<input type="checkbox"/> <input type="checkbox"/> 送り速度*温度	0	1	6.125	0.058	0.81153
<input type="checkbox"/> <input type="checkbox"/> 送り速度*濃度	0	1	0.125	0.001	0.97284
<input type="checkbox"/> <input type="checkbox"/> 触媒*搅拌速度	0	1	6.125	0.058	0.81153
<input type="checkbox"/> <input type="checkbox"/> 触媒*温度	0	1	1404.5	28.357	1.61e-5
<input type="checkbox"/> <input type="checkbox"/> 触媒*濃度	0	1	32	0.306	0.5848
<input type="checkbox"/> <input type="checkbox"/> 温度*濃度	0	1	968	14.450	0.00082

10. [実行] をクリックします。

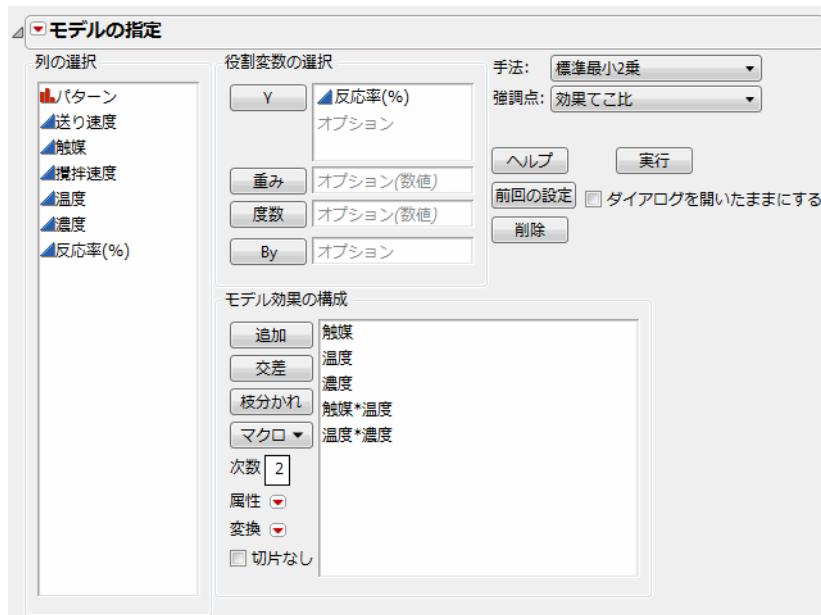
変数選択の方法として [変数増減] を選んだため、有意ではない主効果が除去され、重要な交互作用が追加されます。モデルは最終的に図8.7のようになります。「送り速度」と「搅拌速度」がモデルから除去されています。

図8.7 「変数増減」法でステップワイズ回帰を実行した後のモデル

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)"
<input checked="" type="checkbox"/> 切片	65.5	1	0	0.000	1
<input type="checkbox"/> 送り速度(10,15)	0	1	15.125	1.383	0.25064
<input type="checkbox"/> 触媒(1,2)	9.75	2	4446.5	200.362	1.6e-16
<input type="checkbox"/> 搅拌速度(100,120)	0	1	3.125	0.274	0.60543
<input type="checkbox"/> 温度(140,180)	5.375	3	3297	99.043	2.4e-14
<input checked="" type="checkbox"/> 濃度(3,6)	-3.125	2	1280.5	57.700	2.7e-10
<input type="checkbox"/> 送り速度*触媒	0	2	30.25	1.406	0.26469
<input type="checkbox"/> 送り速度*搅拌速度	0	3	22.75	0.656	0.58722
<input type="checkbox"/> 送り速度*温度	0	2	21.25	0.954	0.39927
<input type="checkbox"/> 送り速度*濃度	0	2	15.25	0.670	0.52116
<input type="checkbox"/> 触媒*搅拌速度	0	2	9.25	0.397	0.67635
<input checked="" type="checkbox"/> 触媒*温度	6.625	1	1404.5	126.575	1.7e-11
<input type="checkbox"/> 触媒*濃度	0	1	32	3.119	0.0896
<input checked="" type="checkbox"/> 温度*濃度	-5.5	1	968	87.237	8.6e-10

11. 「ステップワイズ回帰の設定」パネルの【モデルの作成】をクリックします。「モデルの指定」ダイアログボックスが、すでに効果を設定した状態で開きます(図8.8)。

図8.8 予測モデルのあてはめ

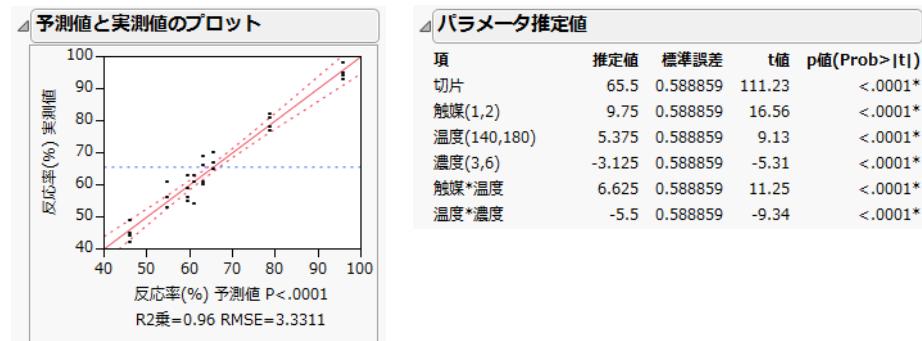


12. [実行] ボタンをクリックすると、指定した予測モデルがあてはめられます(図8.9)。

図8.9の左側は、予測値と実測値のプロットです。この予測モデルは反応率40%～95%の範囲を対象としています。ノイズ(ランダムな誤差)の大きさを表すRMSE(誤差の標準偏差)はわずか3.3311%で、予測値の範囲よりはるかに小さくなっています。これは、モデルの予測能力が優れていることを示す強力な証拠です。

図8.9の右側の「パラメータ推定値」表は、モデル係数とその標準誤差を示しています。ステップワイズ法で選択されたすべての効果は、高度に有意です。

図8.9 予測値と実測値のプロットと「パラメータ推定値」表

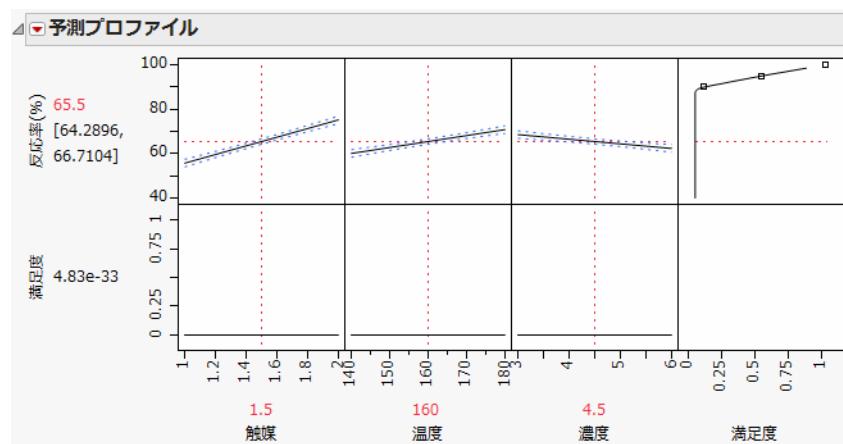


複数の因子を比較したり、最適な設定を見つけたりするには、因子の予測プロファイルが役に立ちます。

- 「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、[因子プロファイル] > [プロファイル] を選択して「予測プロファイル」を開きます。

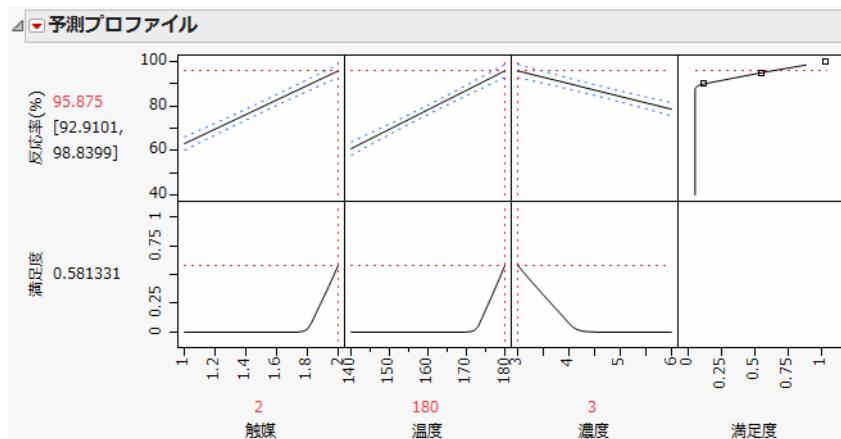
図8.10のプロファイルは、最初に表示されるプロファイルです。予測プロファイルについては、「[応答曲面計画](#)」(181ページ) の章、および『プロファイル機能』に詳しい説明があります。

図8.10 プロファイルの確認



- 図8.11のようなプロファイルを表示するには、「予測プロファイル」のタイトルバーの赤い三角ボタンをクリックして、[満足度の最大化] を選択します。

図8.11 満足度が最大のときの予測プロファイル



目標は、「反応率(%)」を最大にすることです。「反応率(%)」が90%以上でないと、工程全体が経済的に意味を持ちません。「反応率(%)」は因子範囲の中心では65.5でしたが、最適な設定では最大の予測値 95.875 ± 2.96 まで増加しています。どの因子も、最適な設定が因子範囲の端にあることがわかりました。最適な設定について更に詳しく調べるために、設定値を同じ方向にさらに移動させた追加の実験を行う必要があるでしょう。

完全実施要因計画の作成

完全実施要因計画を作成するには、まず、[実験計画(DOE)] > [完全実施要因計画] を選択するか、「JMPスタートナー」の[実験計画(DOE)] で [完全実施要因計画] ボタンをクリックします。その後、次のステップを実行します。

- ・「応答と因子を追加する」(203ページ)
- ・「出力オプションを選択する」(204ページ)
- ・「テーブルを作成する」(205ページ)

応答と因子を追加する

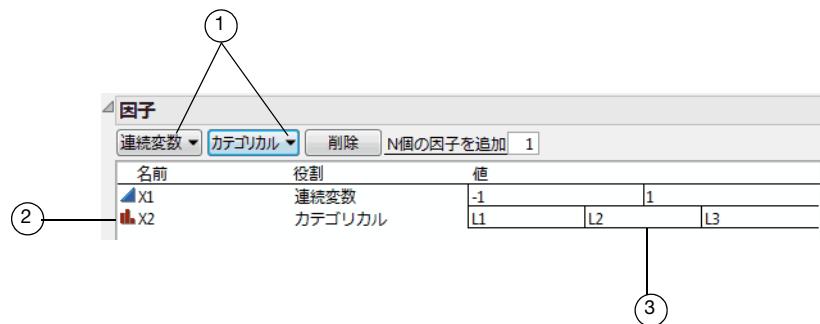
応答を追加する手順は、「カスタム計画に応答と因子を追加する」(43ページ) で説明しています。

完全実施要因計画で因子を追加する手順は、他の計画の場合とは異なります。因子を追加する方法については、図8.12を参照してください。

1. 因子を追加するには、[連続変数] ボタンまたは [カテゴリカル] ボタンをクリックして、因子の水準を、2~9水準から選択する。
2. ダブルクリックして因子名を変更する。

3. クリックして値を入力、または水準値を変更する。

図8.12 完全実施要因計画での因子の追加

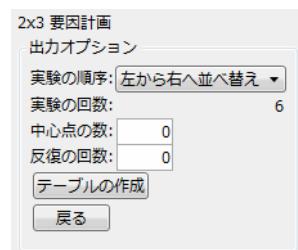


因子の追加が完了したら、[続行] をクリックします。

出力オプションを選択する

「出力オプション」パネルでは、図8.13で示すように、どのようにテーブルを出力するかを指定できます。

図8.13 「出力オプション」パネル



「実験の順序」では、作成したデータテーブル内で実験をどの順序で表示するかを指定します。次の中から選択できます。

変更なし 出力テーブル内の行（実験）が、標準的な順序で並べ替えられます。

左から右へ並べ替え 出力テーブル内の行（実験）が左から右へと並べ替えられます。

ランダム化 出力テーブル内の行（実験）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 出力テーブル内の行（実験）が右から左へと並べ替えられます。

次のオプションを使ってデータテーブルに点を追加します。

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、連続量の各因子の範囲における中心で行う実験を指します。

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。テキストボックスに計画の反復回数を入力します。1回の反復によって実験数が2倍になります。

テーブルを作成する

[テーブルの作成] をクリックすると、図8.14のようなJMPテーブルが表示されます。

図8.14 実施要因計画のテーブル



パターン	X1	X2	Y
1 -1	-1	L1	.
2 -2	-1	L2	.
3 -3	-1	L3	.
4 +1	1	L1	.
5 +2	1	L2	.
6 +3	1	L3	.

テーブル名は、生成された計画の種類を表しています。

「モデル」スクリプトを実行すると、作成されたデータに対して、モデルがあてはめられます。

「パターン」列の値は各行の実験を要約したものです。

- 連続変数の場合、プラス記号は高水準を表す。
- 連続変数の場合、マイナス記号は低水準を表す。
- 水準番号は各カテゴリカル因子の値を示す。

第9章

配合計画



配合計画では、配合物の成分を因子とする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することができます。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。

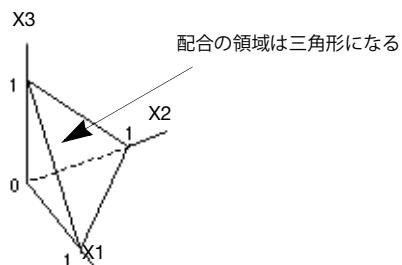
配合物（混合物）の特性は、ほとんどの場合、成分の絶対量ではなく相対的な比率（割合）によって決まります。配合物を扱う実験では成分比率を因子の値とし、値は0～1の範囲しか取りません。すべての成分の比率を合計すると1（100%）になります。

配合実験の計画は、スクリーニング計画とは根本的に異なります。スクリーニング実験は因子が互いに直交しています。つまり、ある因子の設定は、他のどの因子からも独立して変化します。そのため、各因子が応答に及ぼす効果を区別することができ、解釈が単純です。

配合計画では、因子を他の因子から独立した形で変化させることはできません。1つの成分の比率を変化させると、その差を埋めるために他の成分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。

比率の合計が1であるため、配合計画は興味深い分布を示します。配合計画の応答が取り得る領域は、単体（simplex）の形状になります。たとえば、3つの因子を3次元で表すとしましょう。3因子の和が1になる点の集合体は、図のように三角形の断面として表されます。これを回転させると三角形を正面から見ることができます、各ポイントを三角図上に表すことができます。

図9.1 配合計画



目次

配合計画の種類	209
最適計画	210
単体重心計画	211
計画の作成	211
単体重心計画の例	212
単体格子計画	213
端点計画	215
計画の作成	216
範囲を制約した端点計画の例	217
線形制約を追加した端点計画の例	219
端点計画の仕組み	220
ABCD計画	221
Space Filling計画	221
線形制約を指定したSpace Filling計画の例	223
三角図の作成	223
配合計画のあてはめ	224
モデル全体に対する検定と分散分析レポート	225
応答曲面レポートについて	225
化学配合物の例	226
計画の作成	226
配合モデルの分析	228
予測プロファイル	229
配合プロファイル	230
配合計画における応答曲面の三角図	231

配合計画の種類

配合計画を作成するには、まず【実験計画(DOE】 > 【配合計画】を選択し、「計画の生成」パネルに応答と因子を入力して【続行】をクリックします。すると、「線形制約」レポートと「配合計画の種類を選択」パネルが表示されます。図9.2には、その両方が表示されています。

最適計画、端点計画、Space Filling計画の3種類が線形制約に対応しています。線形制約がある場合で端点計画またはSpace Filling計画を使うときは、【線形制約】ボタンをクリックし、制約式を先に指定します。最適計画を使用する場合は、【最適計画】をクリックし、開いたダイアログの「因子の制約を定義」で制約を追加します。

選択した計画によって、「K」、「水準数」、「次数」、「実験回数」といった値を設定できますが、これらのデフォルト値は、入力した因子の数によって異なります。計画としては、次のものから選択できます。

最適計画 すでに各因子の役割が「配合」として定義された状態で、カスタム計画のパネルが開きます。

単体重心計画 同じ比率にする成分の数の上限値を指定します。

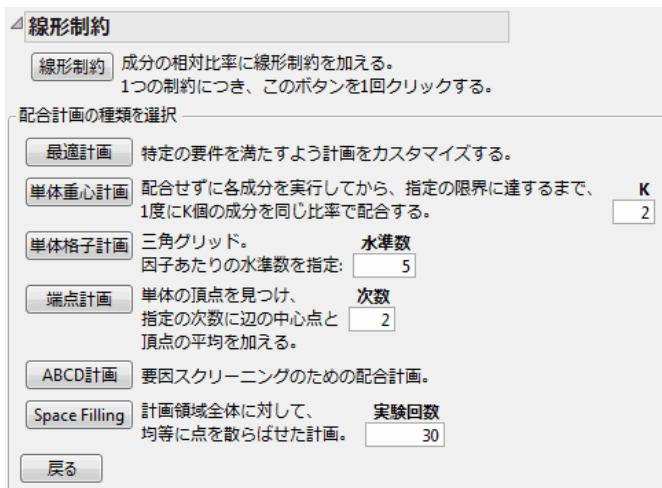
単体格子計画 グリッドの各辺に配置する水準の数を指定します。

端点計画 線形の制約、および0~1の範囲内で上限と下限を指定します。

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が生成されます。

Space Filling 線形制約を加えた計画を作成します。計画領域全体に均等に計画点を配置します。

図9.2 「配合計画の種類を選択」パネル



計画の種類を選択したら、「計画の生成」パネルで実験の回数を入力するか、デフォルト値をそのまま使います。その後、【計画の作成】または【テーブルの作成】を適宜クリックします。

以下で、配合計画の各種類について例を挙げながら説明します。

最適計画

【最適計画】を選択すると、すでに各因子の役割が「配合」として定義された状態で、カスタム計画のパネルが開きます。最適な配合計画は、次の手順で作成します。

1. 【実験計画(DOE)】 > 【配合計画】を選択します。
2. 因子と応答を追加します。応答を追加する方法については、「カスタム計画に応答と因子を追加する」(43ページ)を参照してください。
3. 応答と因子を追加したら、【続行】をクリックします。
4. 「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。
5. 「因子の制約を定義」を開いて【制約の追加】をクリックして線形制約(ある場合)を追加します。
6. この後で説明される手順に従ってモデルに効果を追加します。
7. 「計画の生成」パネルで、ブロック、中心点、反復行数、実験の回数について指定します。
8. 【計画の作成】をクリックして「配合計画」レポートを生成します。このレポートには、計画の情報と「計画の評価」レポートが表示されます。
9. 「配合計画」レポートの「出力オプション」パネルで【テーブルの作成】をクリックして、データテーブルを生成します。

モデルに効果を追加する

最初、「モデル」パネルには入力した因子に対応する主効果だけがリストされます(図9.3)。

図9.3 「モデル」パネル



主効果のほかに、交互作用や交差項、べき乗の項、Scheffeの3次項をモデルに追加することができます。

- モデルに交互作用の項を追加するには、【交互作用】ボタンをクリックし、【2次】、【3次】、【4次】、【5次】のいずれかを選択します。たとえば、X1とX2という因子がある場合に【交互作用】 > 【2次】をクリックすると、モデル効果のリストにX1*X2という項が追加されます。
- 交差効果を追加するには、交差させる因子と効果を強調表示し、【交差】ボタンをクリックします。

- 連続尺度の因子のべき乗の項を追加するには、[べき乗] ボタンをクリックし、[2次]、[3次]、[4次]、[5次] のいずれかを選択します。
- 3次多項式のモデルを作成するときは、[Scheffeの3次多項式] ボタンをクリックすれば、曲面を表す多項式として $X1^*X2$ ($X1-X2$) という形の項が追加されます。

単体重心計画

次数が k 、因子数が n の単体重心計画は、以下の実験によって構成されます。

- 1成分だけの比率が 100% になっている実験
- 2成分の比率が等しい実験
- 3成分の比率が等しい実験
- 以下同様に続き、最大 k 成分の比率が等しい実験

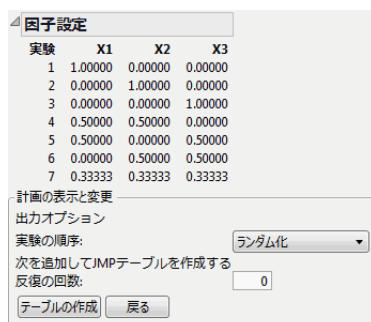
すべての成分量が等しくなっている中心点を表す実験は、常に計画に含まれます。

計画の作成

単体重心計画を作成するには、次の手順を行います。

- [実験計画(DOE)] > [配合計画] を選択します。
- 因子と応答を追加します。応答を追加する方法については、「カスタム計画に応答と因子を追加する」(43 ページ) を参照してください。
- 応答と因子を追加したら、[続行] をクリックします。
- 「K」テキストボックスに配合成分の数を入力します。まず成分を1つだけ使用した実験が作成され、次に K 個以下の成分を均等に配合した実験が作成されます。
- [単体重心計画] ボタンをクリックします。
- 「因子設定」と「出力オプション」を確認します (図9.4)。

図9.4 「因子設定」と「出力オプション」の例



7. 「実験の順序」を指定します。この順序で実験を並べたデータテーブルが作成されます。次のような選択肢があります。

変更なし 出力テーブルの行（実験）が「因子設定」パネルのものと同じ順序で並びます。

左から右へ並べ替え 出力テーブル内の行（実験）が左から右へと並べ替えられます。

ランダム化 出力テーブル内の行（実験）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 出力テーブル内の行（実験）が右から左へと並べ替えられます。

ブロック内でランダム化 出力テーブル内の行（実験）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。

8. 「反復の回数」を指定します。中心点も含めた計画全体を反復する回数を指定します。テキストボックスに計画の反復回数を入力します。1回の反復によって実験数が2倍になります。

9. [テーブルの作成] をクリックします。

単体重心計画の例

次数1の3因子での計画は、1成分だけで行う3つの実験と中心点での実験で構成されます（図9.5の左側）。右側は次数2の3因子での計画です。最初の3実験は1成分だけで行われ、その後の3実験は2成分の値が等しく、最後は中心点での実験です。

図9.5 次数が1または2の、3因子から成る単体重心計画

実験	X1	X2	X3	実験	X1	X2	X3
1	1	0	0	1	1	0	0
2	0	1	0	2	0	1	0
3	0	0	1	3	0	0	1
4	0.333	0.333	0.333	4	0.5	0.5	0
				5	0.5	0	0.5
				6	0	0.5	0.5
				7	0.333	0.333	0.333

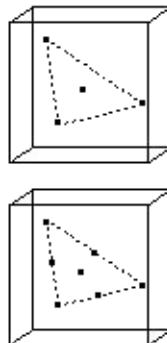


図9.5の2つの計画は、次の手順で作成します。

- [実験計画(DOE)] > [配合計画] を選択します。
- 3つの配合因子を追加します。
- [続行] をクリックします。
- 「K」に「1」と入力し、[単体重心計画] をクリックすると、図9.6の左側のような計画が作成されます。
- [戻る] ボタンをクリックし、次に [続行] をクリックしてから、「K」に「2」と入力します。[単体重心計画] をクリックすると、図9.6の右側のような計画が作成されます。

図9.6 次数が1または2の単体重心計画の作成

因子設定				因子設定			
実験	X1	X2	X3	実験	X1	X2	X3
1	1.00000	0.00000	0.00000	1	1.00000	0.00000	0.00000
2	0.00000	1.00000	0.00000	2	0.00000	1.00000	0.00000
3	0.00000	0.00000	1.00000	3	0.00000	0.00000	1.00000
4	0.33333	0.33333	0.33333	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

別の例を見てみましょう。

1. 「実験計画(DOE)」 > 「配合計画」を選択します。
2. 因子を全部で5つ指定し、「続行」をクリックします。
3. 「K」に表示されているデフォルトの「4」をそのまま使います。
4. 「単体重心計画」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。

図9.7は、31回の実験の計画データテーブルの一部を示しています。「実験の順序」を「ランダム化」に設定して計画を作成したため、実際に作成されるテーブルが図とは異なる場合があります。

図9.7 5因子単体重心計画の因子設定（一部）

単体重心計画 2		X1	X2	X3	X4	X5	Y
計画	単体重心計画	1	0.25	0.25	0.25	0.25	0
スクリーニング		2	0.5	0	0.5	0	0
モデル		3	0	0.5	0	0.5	0
DOEダイアログ		4	0.333333333333	0.333333333333	0.333333333333	0.333333333333	0
列(6/0)		5	0	0.333333333333	0.333333333333	0.333333333333	0
X1*		6	0.5	0	0	0	0.5
X2*		7	0	0.5	0	0	0.5
X3*		8	0	0	0.333333333333	0.333333333333	0.333333333333
X4*		9	0.333333333333	0	0.333333333333	0	0.333333333333
X5*		10	0	1	0	0	0
Y*		11	0.333333333333	0	0.333333333333	0.333333333333	0
行		12	0.333333333333	0	0	0.333333333333	0.333333333333
すべての行	31	13	0.333333333333	0.333333333333	0	0	0.333333333333
選択されている行	0	14	1	0	0	0	0
除外されている行	0	15	0.25	0.25	0	0.25	0.25
表示しない行	0	16	0	0	0.5	0.5	0
ラベルのついた行	0	17	0.25	0	0.25	0.25	0.25
		18	0.5	0	0	0.5	0
		19	0	0.5	0.5	0	0

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。 m を水準数、 i を $0 \sim m$ の整数とし、全ての因子の合計が1になるようにしながら、順に i/m の値を因子に割り当てる方法です。

単体格子計画を作成するには、次の手順を行います。

1. [実験計画(DOE)] > [配合計画] を選択します。
2. 因子と応答を追加します。応答を追加する方法については、「カスタム計画に応答と因子を追加する」(43ページ) を参照してください。
3. [続行] をクリックします。
4. 「配合計画の種類を選択」(図9.2) で任意の水準数を入力し、[単体格子計画] ボタンをクリックします。

図9.8は、次数(水準数)をそれぞれ3、4、5に指定したときの3因子単体格子計画の実験を示しています。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。

図9.8 3次、4次、5次の3因子単体格子計画

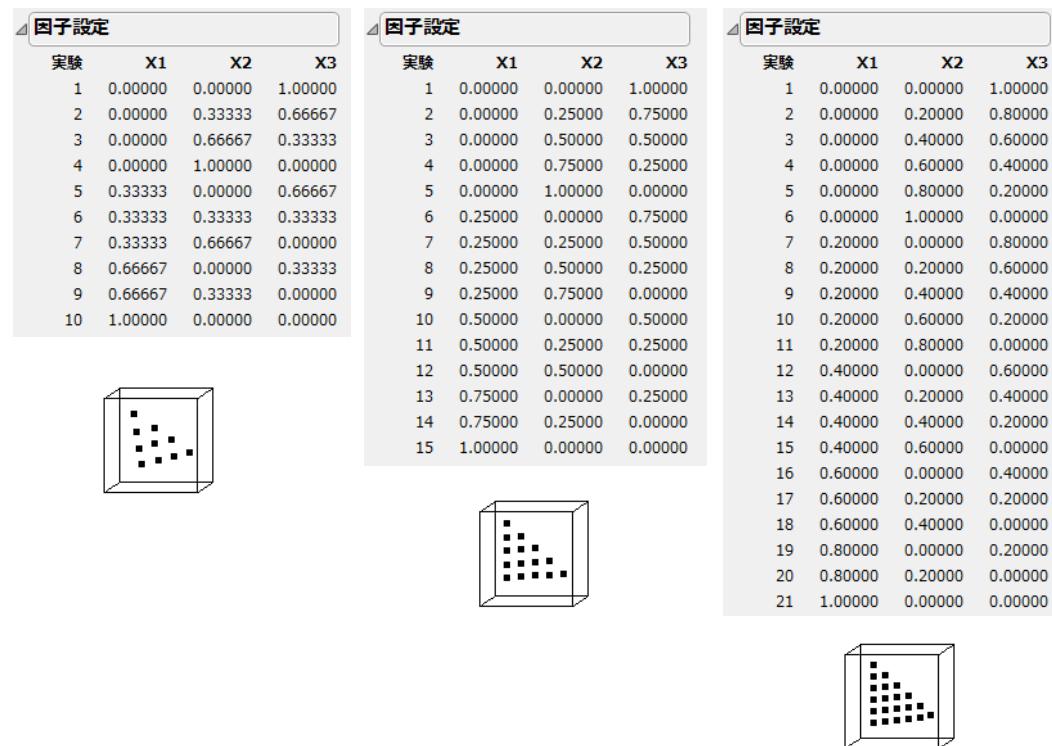


図9.9は次数が3で5因子の単体格子計画の実験です。この5因子の例では、実験が超三角形(4次元以上の空間で三角形に相当する図形)の領域全体に分布し、グリッド(格子)のような形で空間を埋めつくします。

図9.9 3次の5因子単体格子計画

実験	X1	X2	X3	X4	X5
1	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	1.00000
2	0.00000	0.00000	0.00000	0.33333	0.66667
3	0.00000	0.00000	0.00000	0.66667	0.33333
4	0.00000	0.00000	0.00000	1.00000	0.00000
5	0.00000	0.00000	0.33333	0.00000	0.66667
6	0.00000	0.00000	0.33333	0.33333	0.33333
7	0.00000	0.00000	0.33333	0.66667	0.00000
8	0.00000	0.00000	0.66667	0.00000	0.33333
9	0.00000	0.00000	0.66667	0.33333	0.00000
10	0.00000	0.00000	1.00000	0.00000	0.00000
11	0.00000	0.33333	0.00000	0.00000	0.66667
12	0.00000	0.33333	0.00000	0.33333	0.33333
13	0.00000	0.33333	0.00000	0.66667	0.00000
14	0.00000	0.33333	0.33333	0.00000	0.33333
15	0.00000	0.33333	0.33333	0.33333	0.00000
16	0.00000	0.33333	0.66667	0.00000	0.00000
17	0.00000	0.66667	0.00000	0.00000	0.33333
18	0.00000	0.66667	0.00000	0.33333	0.00000
19	0.00000	0.66667	0.33333	0.00000	0.00000
20	0.00000	1.00000	0.00000	0.00000	0.00000
21	0.33333	0.00000	0.00000	0.00000	0.66667
22	0.33333	0.00000	0.00000	0.33333	0.33333
23	0.33333	0.00000	0.00000	0.66667	0.00000
24	0.33333	0.00000	0.33333	0.00000	0.33333
25	0.33333	0.00000	0.33333	0.33333	0.00000
26	0.33333	0.00000	0.66667	0.00000	0.00000
27	0.33333	0.33333	0.00000	0.00000	0.33333
28	0.33333	0.33333	0.00000	0.33333	0.00000
29	0.33333	0.33333	0.33333	0.00000	0.00000
30	0.33333	0.66667	0.00000	0.00000	0.00000
31	0.66667	0.00000	0.00000	0.00000	0.33333
32	0.66667	0.00000	0.00000	0.33333	0.00000
33	0.66667	0.00000	0.33333	0.00000	0.00000
34	0.66667	0.33333	0.00000	0.00000	0.00000
35	1.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000

端点計画

端点計画は、「因子」パネルで因子の範囲を変更した場合か、線形制約を指定した場合にのみ選択できます。端点計画は、因子に対して制約がある場合に使われる計画で、(因子に対する制約によって決まる) 端点とその平均に計画点を置いた計画です。範囲に対する制約(因子値に対する上限と下限) や線形制約を計画に課すことができます。

端点計画では、因子の制約によって規定される因子空間の端点(角の点)が見つけられます。特別な制約をもたない通常の配合計画では、因子の値が負であってはならない、また合計が1でなければならないという配合計画の基本特性により、三角形の領域が形成されます。

配合や材料によっては、通常の配合計画を行うのではなく、各因子に対して、上限値や下限値を設定したいこともあるでしょう。因子の範囲に制約を加えると、通常の配合計画における三角形(単体)の領域の一部が切り落とされ、端点の数が増加します。また、線形制約を追加したいこともあるでしょう。線形制約とは、因子の線形結合に対して、上限または下限を設定することを指します。

線形制約によって限定される領域の形状は単体と呼ばれます。端点は操作環境の条件が極端な点であるため、そこで実験を行うことは概して意義があります。

通常は、端点と端点の間に点を追加したいと考えるはずです。制約されたある境界を共有する複数の端点の平均を重心点と呼びます。いろいろな次数の重心点を計画に追加することができます。2つの隣接する端点が直線で結ばれているとき、直線は2次元で表されるため、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、平面は3次元で表されるため、その重心点は3次の重心となります。以下、同様に次数が高くなっています。

計画の作成

端点計画を作成するには、次の手順に従います。以下で、特殊な制約を使った例を紹介します。

1. **[実験計画(DOE)] > [配合計画]** を選択します。
2. 因子と応答を追加します。手順については、「カスタム計画に応答と因子を追加する」(43ページ)に説明があります。因子の範囲に制約がある場合は、「因子」パネルに上限値と下限値を入力します(図9.10を参照)。
3. **[続行]** をクリックします。
4. 線形制約がある場合は、**[線形制約]** をクリックして適宜入力します。

注:端点計画は、「因子」パネルで因子の範囲を変更した場合か、線形制約を指定した場合にのみ選択できます。

5. 追加する重心の次数を「次数」テキストボックスに入力します。重心は、制約の境界を共有している複数の点の平均です。
6. 線形制約を使用する場合は、制約の数だけ **[線形制約]** ボタンをクリックします。因子の線形結合が特定の定数より大きく(または小さく)なるよう、テキストボックスに線形制約の値を入力します。
7. **[端点計画]** をクリックし、因子設定を確認します。
8. 「実験の順序」を指定します。データテーブルの作成時に実験がどのような順序で並べられるかを指定します。次のような選択肢があります。

変更なし – 出力テーブルの行(実験)が「計画」パネル内と同じ順序で並びます。

左から右へ並べ替え – 出力テーブル内の行(実験)が左から右へと並べ替えられます。

ランダム化 – 出力テーブル内の行(実験)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 – 出力テーブル内の行(実験)が右から左へと並べ替えられます。

ブロック内でランダム化 – 出力テーブル内の行(実験)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。

9. 「希望の標本サイズを選択」テキストボックスに任意の値を入力します。

10. (オプション) **[サブセットの検索]** ボタンをクリックすると、ステップ8で指定した値を実験回数とする最適なサブセットが作成されます。**[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。

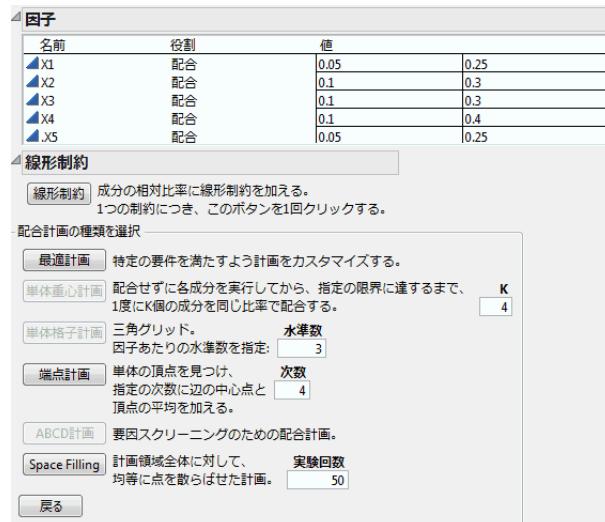
11. [テーブルの作成] をクリックします。

範囲を制約した端点計画の例

次の例では、5因子の計画に制約を加えて範囲をデフォルトの0～1より狭くします（図9.10）。

1. [実験計画(DOE)] > [配合計画] を選択します。
2. 残りの2因子（合計で5因子）を追加し、図9.10のように値を指定します。
3. [続行] をクリックします。
4. 「次数」テキストボックスに「4」と入力します（図9.10）。

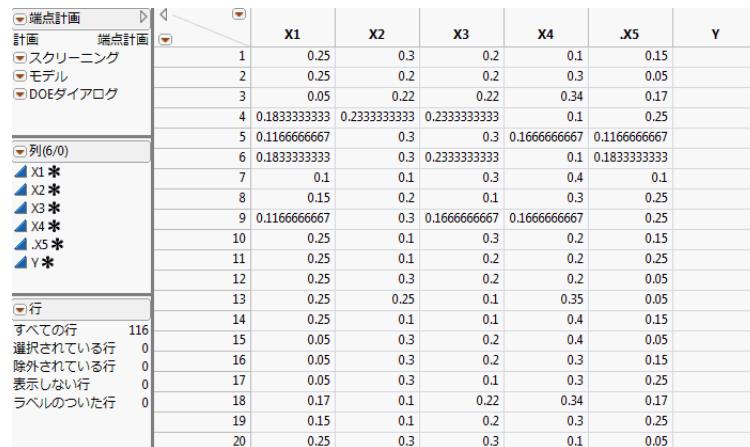
図9.10 5因子の端点計画の例



5. [端点計画] をクリックします。
6. 「実験の順序」として [左から右へ並べ替え] を選択します。
7. [テーブルの作成] をクリックします。

図9.11は、作成された計画テーブルの一部です。「行」パネルを見ると、テーブルにはデフォルトの実験回数の116行あることがわかります。

図9.11 範囲を制約した端点計画のテーブル



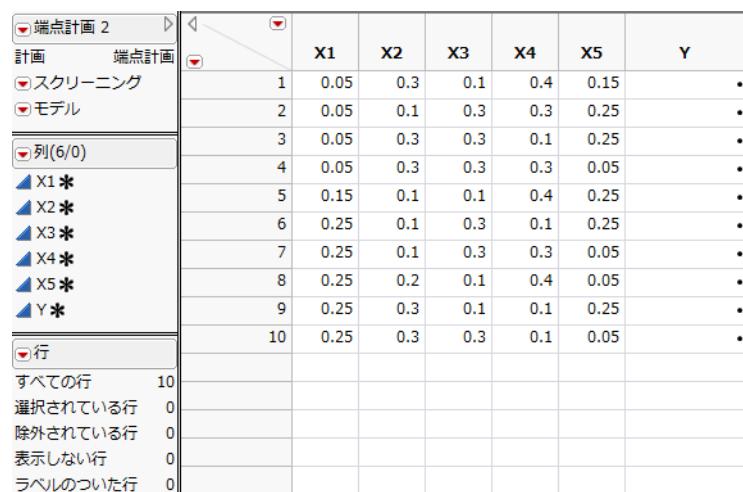
	X1	X2	X3	X4	X5	Y
1	0.25	0.3	0.2	0.1	0.15	•
2	0.25	0.2	0.2	0.3	0.05	•
3	0.05	0.22	0.22	0.34	0.17	•
4	0.1833333333	0.2333333333	0.2333333333	0.1	0.25	•
5	0.1166666667	0.3	0.3	0.1666666667	0.1166666667	•
6	0.1833333333	0.3	0.2333333333	0.1	0.1833333333	•
7	0.1	0.1	0.3	0.4	0.1	•
8	0.15	0.2	0.1	0.3	0.25	•
9	0.1166666667	0.3	0.1666666667	0.1666666667	0.25	•
10	0.25	0.1	0.3	0.2	0.15	•
11	0.25	0.1	0.2	0.2	0.25	•
12	0.25	0.3	0.2	0.2	0.05	•
13	0.25	0.25	0.1	0.35	0.05	•
14	0.25	0.1	0.1	0.4	0.15	•
15	0.05	0.3	0.2	0.4	0.05	•
16	0.05	0.3	0.2	0.3	0.15	•
17	0.05	0.3	0.1	0.3	0.25	•
18	0.17	0.1	0.22	0.34	0.17	•
19	0.15	0.1	0.2	0.3	0.25	•
20	0.25	0.3	0.3	0.1	0.05	•

実験の回数を減らしたいとしましょう。その場合、いったん戻って別の標本サイズ(実験の回数)を指定します。

- まず【戻る】、次に【続行】をクリックします。
- 「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。
- 標本サイズのテキストボックスに「10」と入力します。
- 【サブセットの検索】をクリックし、指定の実験回数での最適サブセットを作成します。

すると、116回の実験の中から最適な10回を選んだサブセットが作成されます(図9.12)。端点計画における頂点の数が多い場合、サブセットを利用すると便利です。なお、同じD効率を達成するサブセットは複数あるため、結果のサブセットは表示と異なる場合があります。

図9.12 116回の実験から10回を選んだサブセットの計画テーブル



	X1	X2	X3	X4	X5	Y
1	0.05	0.3	0.1	0.4	0.15	•
2	0.05	0.1	0.3	0.3	0.25	•
3	0.05	0.3	0.3	0.1	0.25	•
4	0.05	0.3	0.3	0.3	0.05	•
5	0.15	0.1	0.1	0.4	0.25	•
6	0.25	0.1	0.3	0.1	0.25	•
7	0.25	0.1	0.3	0.3	0.05	•
8	0.25	0.2	0.1	0.4	0.05	•
9	0.25	0.3	0.1	0.1	0.25	•
10	0.25	0.3	0.3	0.1	0.05	•

注: [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。

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。個別の因子に対する 5 つの境界と、3 つの線形制約を指定します。

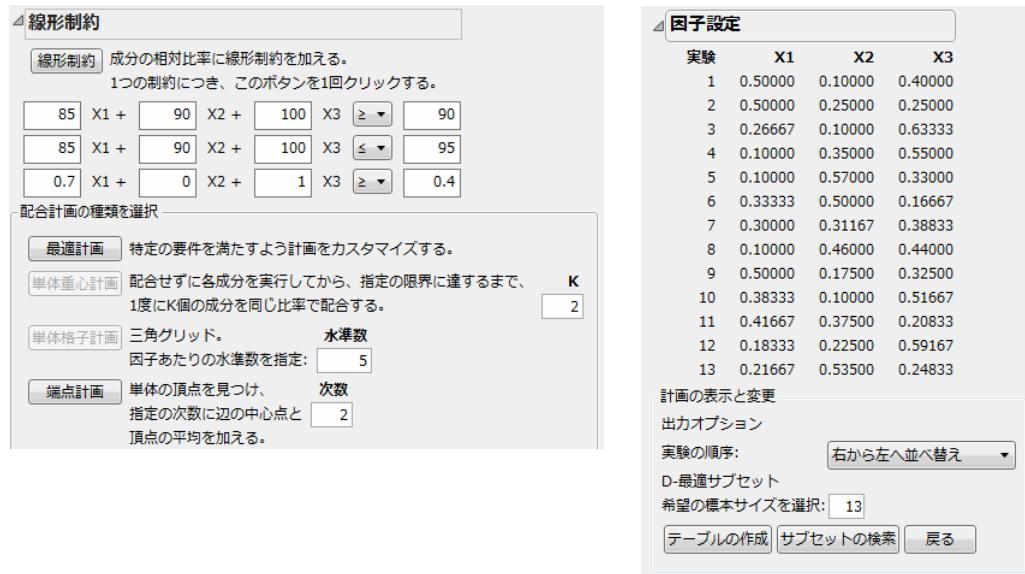
表9.1 Snee と Piepel の例の線形制約

$X1 \geq 0.1$	$90 \leq 85*X1 + 90*X2 + 100*X3$
$X1 \leq 0.5$	$85*X1 + 90*X2 + 100*X3 \leq 95$
$X2 \geq 0.1$	$.4 \leq 0.7*X1 + X3$
$X2 \leq 0.7$	
$X3 \leq 0.7$	

これらの制約を追加するには、次の手順に従います。

1. 「因子」パネルで上限と下限の値を入力します。
2. 「続行」をクリックします。
3. 「線形制約」ボタンを 3 回クリックします。図 9.13 のとおりに制約を入力します。
4. 「端点計画」ボタンをクリックします。
5. 実験の順序を「右から左へ並べ替え」に変更し、標本サイズを 13 のままにしてください。「因子設定」の結果や、指定した「出力オプション」については、図 9.13 の右側をご覧ください。
6. 「テーブルの作成」をクリックします。

図9.13 制約



この例は、この章の終わりにある図9.16のような三角図にすると解釈しやすくなります。三角図では、成分が100%に近ければ近いほど、三角形の頂点の近くに点がプロットされます。詳細については、「[三角図の作成](#)」(223ページ) を参照してください。

端点計画の仕組み

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、单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。値が範囲内であれば、その点がそのまま採用されます。値が範囲外であれば、その値を範囲の中に収まるように増加または減少させ、そして、他の各因子と同じ大きさだけ減少または増加させます。もちろん、すべての因子の値が当初の制約を満たしていることが条件です。

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できます。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

Snee (1975) が提唱したこの手法は、配合実験用のスクリーニング計画を生成します。ABCD計画は、次の手順で作成します。

1. [\[実験計画\(DOE\)\] > \[配合計画\]](#) を選択します。
2. 因子と応答を追加します。応答を追加する方法については、「[カスタム計画に応答と因子を追加する](#)」(43 ページ) を参照してください。
3. 応答と因子を追加したら、[\[続行\]](#) をクリックします。
4. [\[ABCD計画\]](#) ボタンをクリックします。
5. 「因子設定」と「出力オプション」を確認します。
6. 「実験の順序」を指定します。この順序で実験を並べたデータテーブルが作成されます。次のような選択肢があります。

変更なし 出力テーブルの行（実験）が「因子設定」パネル内と同じ順序で並びます。

左から右へ並べ替え 出力テーブル内の行（実験）が左から右へと並べ替えられます。

ランダム化 出力テーブル内の行（実験）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 出力テーブル内の行（実験）が右から左へと並べ替えられます。

ブロック内でランダム化 出力テーブル内の行（実験）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。

7. 「反復の回数」を指定します。中心点も含めた計画全体を反復する回数を指定します。テキストボックスに計画の反復回数を入力します。1回の反復によって実験数が2倍になります。
8. [\[テーブルの作成\]](#) 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均等に実験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\(DOE\)\] > \[Space Filling計画\]](#) 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」](#) (266 ページ)）

このアルゴリズムでは、まず、計画領域内に一様分布に従う多数の点を生成します。そして、それらの多数の点に対して高速 Ward 法によるクラスター分析を適用し、ユーザによって指定されている実験回数のクラスター数にまとめます。こうして求められた各クラスターの重心が、実験点となります。つまり、このアルゴリズムは、計画領域においてランダムに一様分布している点からの平均距離が最小になるような重心に、実験点を配置します。

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、各クラスターまたは各計画点を定義するために使用する、一様乱数の点の平均の数を指定できます。

デフォルトでは、【Space Filling 計画】の実験数が 200 以下の場合、全部で 10,000 個の一様乱数の点が、クラスターアルゴリズムの基礎として使用されます。実験数が 200 を超えた場合、デフォルトでは 50 個の点が使用されます。因子の数が多い計画の場合、この値を増やすと便利です。

注：因子の数と指定した実験数によって、計画点ごとの開始時の点の平均の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】を選択します。

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定義できます。

【線形制約の追加】オプションを使って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は、制約の範囲内の計画領域に一様に生成されます。クラスターアルゴリズムはこれらの点を使用します。

Space Filling 計画の例

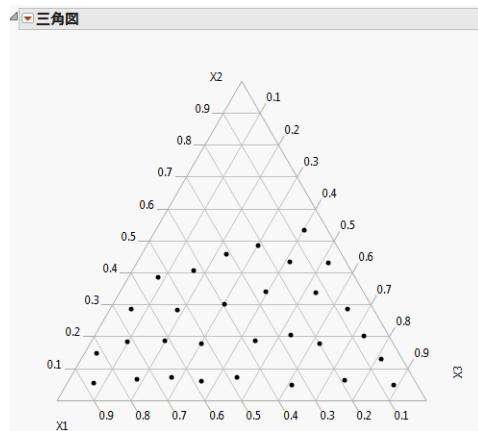
Space Filling 計画を作成するには、次の手順に従います。

1. 【実験計画(DOE)】 > 【配合計画】を選択します。
2. 因子と応答を追加します。応答を追加する方法については、「カスタム計画に応答と因子を追加する」(43 ページ) を参照してください。
3. 【続行】をクリックします。
4. 線形制約がある場合は、【線形制約】をクリックして追加します。
5. 「配合計画の種類を選択」パネルの【Space Filling】ボタンの横にある「実験回数」ボックスに希望の実験回数を指定します (図 9.2)。
6. 【Space Filling】をクリックします。

線形制約を指定した Space Filling 計画の例

3因子の配合計画に $0.7*X1 + X2 \geq 0.4$ という線形制約を1つ指定する場合を考えてみましょう。図9.14は、この制約式を満足する実験回数30回のSpace Filling計画の三角図です（三角図の詳細については「[三角図の作成](#)」（223ページ）を参照）。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。

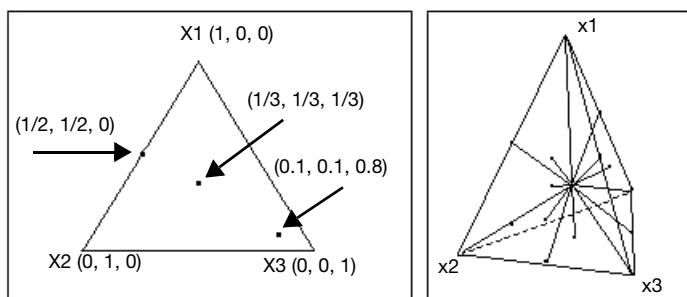
図9.14 線形制約を1つ指定した Space Filling 計画



三角図の作成

3つの成分から成る配合の問題は2次元で表現できます。3番目の成分は他の2成分の線形関数だからです。図9.16の例のように、**三角図**では、ある成分が100%に近いほど、その点は三角形の頂点近くにプロットされています。図9.15のプロットは三角図です。

図9.15 配合計画の三角図



「[線形制約を追加した端点計画の例](#)」（219ページ）で紹介している Piepel (1979) の例は、三角図にすると理解しやすいでしょう（図9.16）。

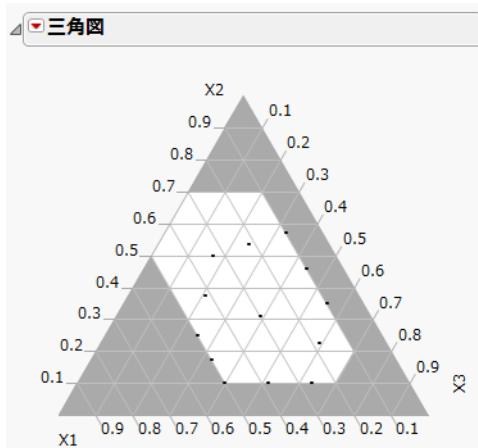
配合実験の三角図を作成するには、次の手順を行います。

- 前述したとおりに Piepel の配合実験データを作成するか、サンプルデータのフォルダ内の「Design Experiments」フォルダにある「Piepel.jmp」データテーブルを開きます。
- 【グラフ】>【三角図】を選択します。
- 「三角図」起動ダイアログボックスで3つの配合成分を指定し、【OK】をクリックします。

JMP の「三角図」プラットフォームは、指定された3つの因子を配合成分として扱います。また、「三角図」プラットフォームは、計画の作成時に「因子」パネルに入力された上下限の値も考慮し、これらの範囲外の領域を陰影つきで表示します。

「Piepel」データには、線形制約も設定されています。図を見ると、アクティブな制約が6つ、端点が6つ、重心点が6つあり、他にアクティブでない（不要な）制約が3つあることがわかります。実行可能な領域は、白い多角形のうち、制約式に沿った実験点の直線で仕切られる内側です。

図 9.16 Piepel の例の制約が表示された三角図



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に注意が必要なのは、因子の和が定数になるため、従来の線形モデルでは完全には推定可能にならない点です。

そこでお勧めするのが 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』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 ($X1^2$ など) をすべて除外する

- 交差項 ($X1*X2$ など) をすべて含める

モデルをあてはめるには、次の手順を行います。

1. 計画のデータテーブルを作成するため、[実験計画(DOE)] > [配合計画] を選択します。データテーブルのY列に値がないと、モデルをあてはめることができません。そのため、[テーブルの作成] をクリックする前に、応答にデータを入力するか、赤い三角ボタンをクリックして [応答のシミュレート] を選択しておく必要があります。
2. モデルは、データテーブル内にテーブルプロパティとして保存されます。このテーブルプロパティは、「モデル」という名前のJSLスクリプトで、テーブルの左上のパネルに表示されます。
3. 「モデル」を右クリックして [スクリプトの実行] を選択すると、すでにモデルの情報が入力された「モデルのあてはめ」ダイアログボックスが開きます。
4. 「モデルのあてはめ」ダイアログボックスの [実行] をクリックします。

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、1成分の成分比率が100%であるポイント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。

モデルのレポートには、モデル全体に対する検定や、分散分析レポート、応答曲面レポートなどがあります。それぞれのレポートについて、以下に説明します。

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かった場合、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。

計画の作成

Cornellの配合計画を作成するには、次の手順を行います。

1. [実験計画(DOE)] > [配合計画] を選択します。
2. 「因子」パネルで「軟化剤1」、「軟化剤2」、「軟化剤3」という3つの因子を作成し、図9.17のとおりに最大値と最小値を入力します。または、因子の設定を読み込むためにするに、「配合計画」タイトルバー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。そして、JMPのインストール時に自動的に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「Plastifactors.jmp」を開きます。

図9.17 軟化剤の実験に使用する因子と制約

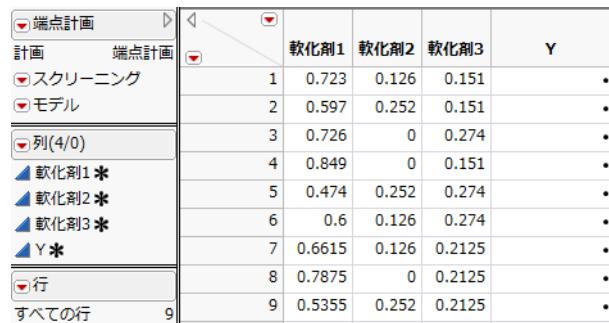
The screenshot shows the JMP software interface for a 'Design Experiment'. The 'Responses' panel (top) shows a single response named 'Y' with the target set to '最大化' (Maximize). The 'Factors' panel (bottom) shows three factors: '軟化剤1' (Softener 1), '軟化剤2' (Softener 2), and '軟化剤3' (Softener 3), all set to '配合' (Mixture). The following table summarizes the data from the 'Factors' panel:

名前	役割	値
軟化剤1	配合	0.409
軟化剤2	配合	0
軟化剤3	配合	0.151
		0.849
		0.252
		0.274

3. [続行] をクリックします。
4. 「次数」テキストボックスに「3」と入力します。
5. [端点計画] をクリックします。

6. [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9.18）。

図9.18 端点計画



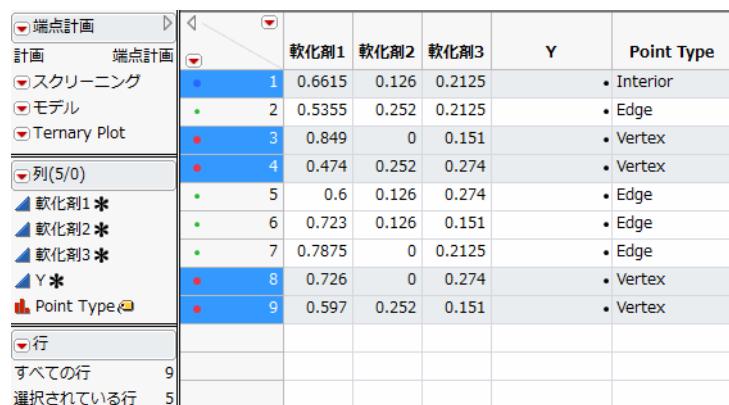
	軟化剤1	軟化剤2	軟化剤3	Y
1	0.723	0.126	0.151	•
2	0.597	0.252	0.151	•
3	0.726	0	0.274	•
4	0.849	0	0.151	•
5	0.474	0.252	0.274	•
6	0.6	0.126	0.274	•
7	0.6615	0.126	0.2125	•
8	0.7875	0	0.2125	•
9	0.5355	0.252	0.2125	•

7. この後の手順では、4つの端点（vertex point）と1つの内点（interior point）を追加して、テーブルの実験数を合計14にします。

注：端点と内点（中心点）を特定するには、JMPのインストール時に作成された「Sample Scripts」フォルダにある「LabelMixturePoints.jsl」を使用します。

8. 「LabelMixturePoints.jsl」を実行すると、図9.19のような結果が表示されます。データテーブルには、端点（Vertex）、内点（Interior）、辺（Edge）といった点の種類を表す列が追加されています。端点（Vertex）および内点（Interior）の行を選択してください。

図9.19 サンプルスクリプトを使って端点と中心点を特定



	軟化剤1	軟化剤2	軟化剤3	Y	Point Type
1	0.6615	0.126	0.2125	•	Interior
2	0.5355	0.252	0.2125	•	Edge
3	0.849	0	0.151	•	Vertex
4	0.474	0.252	0.274	•	Vertex
5	0.6	0.126	0.274	•	Edge
6	0.723	0.126	0.151	•	Edge
7	0.7875	0	0.2125	•	Edge
8	0.726	0	0.274	•	Vertex
9	0.597	0.252	0.151	•	Vertex

9. 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。

10. [行] > [行の追加] を選択し、追加する行数として「5」を入力します。

11. [最後へ] ラジオボタンをクリックし、[OK] をクリックします。

12. 追加した5つの行を強調表示し、[編集] > [貼り付け] を選択して、コピーした行をテーブルに追加します。

なお、Cornellが行った軟化剤の実験結果(応答変数Yの値)は、サンプルデータフォルダの「Plasticizer.jmp」に保存されています(図9.20)。

図9.20 サンプルデータフォルダに保存されている「Plasticizer.jmp」データテーブル

	軟化剤1	軟化剤2	軟化剤3	Y	Point Type	Y予測式
1	0.474	0.252	0.274	12	Vertex	10.8923077
2	0.726	0	0.274	4	Vertex	5.09230769
3	0.849	0	0.151	8	Vertex	7.49230769
4	0.597	0.252	0.151	13	Vertex	11.2923077
5	0.6	0.126	0.274	13	Edge	13.0307692
6	0.6615	0.126	0.2125	18	Interior	19.2692308
7	0.7875	0	0.2125	12	Edge	11.8307692
8	0.723	0.126	0.151	14	Edge	14.4307692
9	0.5355	0.252	0.2125	16	Edge	16.6307692
10	0.474	0.252	0.274	10	Vertex	10.8923077
11	0.726	0	0.274	6	Vertex	5.09230769
12	0.849	0	0.151	7	Vertex	7.49230769
13	0.597	0.252	0.151	10	Vertex	11.2923077
14	0.6615	0.126	0.2125	21	Interior	19.2692308

配合モデルの分析

サンプルデータのフォルダにある「Plasticizer.jmp」データ(図9.20)を使い、配合モデルを実行します。

- データテーブルの左上に表示されているテーブルプロパティの「モデル」をクリックし、[スクリプトの実行]を選択します。すると、「モデルのあてはめ」ダイアログボックスが、入力が完了した状態で表示されます。[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。
- 「Plasticizer.jmp」には「Y予測式」という列があります。この列は、分析レポートの「応答Y」タイトルバーにある赤い三角ボタンをクリックし、[列の保存] > [予測式]を選択した結果、追加されたものです。予測式を表示するには、列名を右クリック(MacintoshではCtrlキーを押しながらクリック)し、[計算式]を選択します。

$$0-50.1465* \text{軟化剤1} - 282.198* \text{軟化剤2} - 911.648* \text{軟化剤3} + \text{軟化剤2}^* \text{軟化剤1}^* 317.363 + \text{軟化剤2}^* \text{軟化剤1}^* 1464.330 + \text{軟化剤3}^* \text{軟化剤2}^* 1846.218$$

注: 実験結果は、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9.21)。

図9.21 配合応答曲面の分析



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. プロファイルが表示されていない場合は、「応答 Y」タイトルバーの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。最初に表示されるプロファイルは図9.22のようになります。

予測トレースにおける曲線の形状は、交差積の効果を表しています。縦の参照線をどれか1つドラッグすると、他の2つは一定の比を保ちながら逆の方向へ移動します。

注: 予測プロファイルのX軸は、計画の作成時に入力した「軟化剤1」、「軟化剤2」、「軟化剤3」の上限から下限までを範囲としています。ある1因子の設定値を変更すると、他の2因子はそれらの比を維持しながら変化します。なお、2因子のうちのいずれかの因子が限界値に到達した場合は、範囲内におさまっている1因子の値だけが変化します。

2. 描画されているプロファイルの曲線を、3つの因子に設定された範囲内だけにとどめるには、「予測プロファイル」タイトルバーのメニューにある [限界でのプロファイルの処理] > [限界で停止] コマンドを使用します。
3. 最適化を行いたい場合には、[満足度関数] コマンドを使って予測プロファイルの右側に満足度関数を表示します（図9.23）。
4. 次に、「予測プロファイル」タイトルバーのメニューにある [満足度の最大化] を選択し、最適な因子設定を確認します。

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9.23）。

図9.22 予測プロファイル

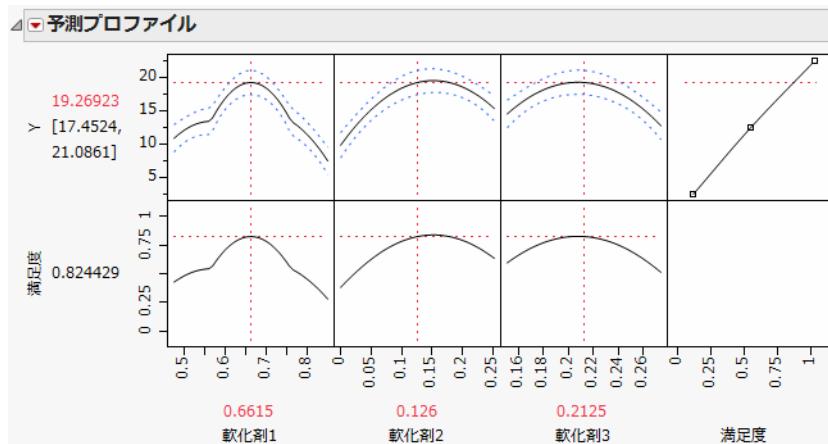
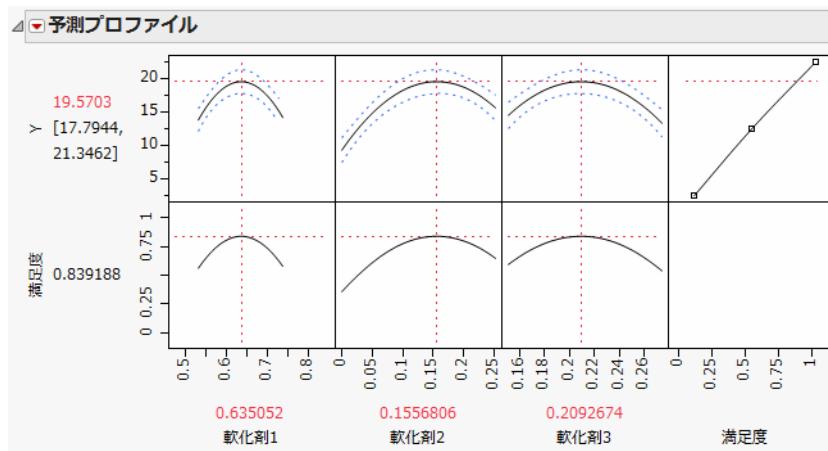


図9.23 配合計画の予測プロファイルで満足度を最大化したところ



配合プロファイル

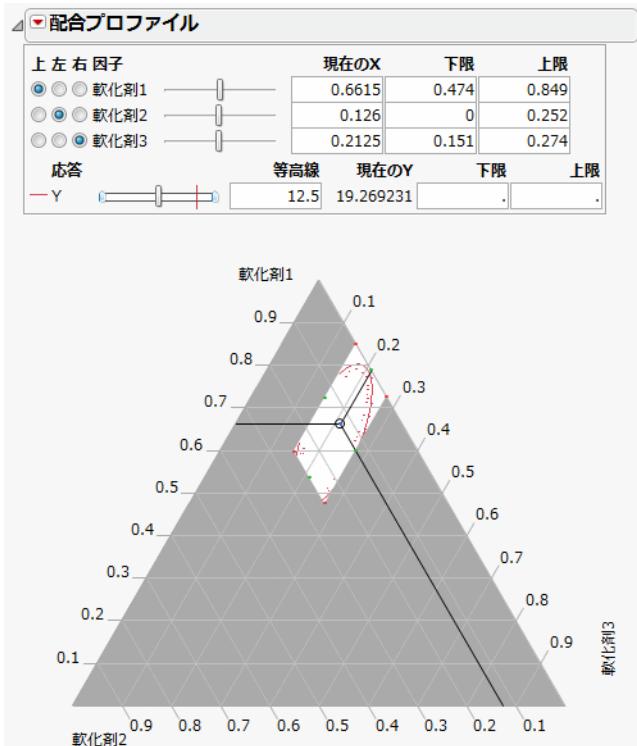
「モデルのあてはめ」レポートには、配合実験の応答曲面を描いた「配合プロファイル」という機能もあり、これによっても配合実験の応答曲面を最適化できます。

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つきます。

「応答Y」タイトルバーにあるメニューで【因子プロファイル】>【配合プロファイル】を選択すると、軟化剤データの配合プロファイルが表示されます（図9.24）。

図9.24 軟化剤データの配合プロファイル

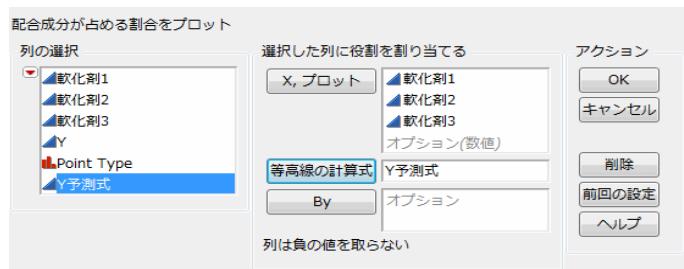


配合計画における応答曲面の三角図

Plasticizerデータに対して、「三角図」プラットフォームを使っても、三角図上に応答曲面の等高線を描くことができます。

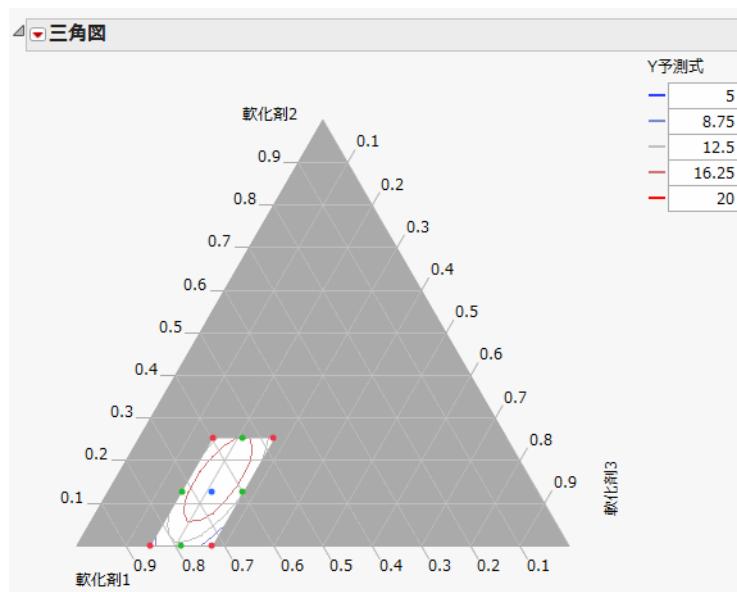
1. 【グラフ】>【三角図】を選択します。
2. プロット変数（「軟化剤1」、「軟化剤2」、「軟化剤3」）を指定し、【X、プロット】をクリックします（図9.25）。また、等高線変数（予測式）を指定するため、「Y予測式」を選択し、【等高線の計算式】をクリックします。図9.26の三角図に表示されているような等高線を作成するには、等高線の変数に予測式が必要です。予測式がない場合、三角図には点だけが表示されます。

図9.25 「三角図」プラットフォームの起動ダイアログボックス



3. [OK] をクリックすると、結果が表示されます（図9.26）。デフォルトでは、三角図に等高線だけが表示されますが、「三角図」タイトルバーの赤い三角ボタンをクリックしてメニューを開き、[等高線間を塗りつぶす] コマンドの [上を塗りつぶす] または [下を塗りつぶす] を選択すれば、等高線の間の領域が塗りつぶされます。

図9.26 配合計画における応答曲面の三角図



第 10 章

選択モデル計画



「選択モデル計画」は、製品の属性を因子とした実験計画を作成します。属性一式を「製品プロファイル」と呼びます。アンケートの回答者は、提示された複数の製品プロファイルから、いずれか1つを選択します。

製造業での実験では、製品の品質を高めるためには、どのように工程を改善すべきかだけに焦点があてられていました。選択実験では、製品の属性のうち何が重要であるかを明らかにするため、市場のニーズを聞くことに焦点があてられています。選択実験の目的は、消費者の購買意欲をそそるような製品を特定することです。

選択実験では、いくつかの製品候補を消費者に提示し、気に入ったものを1つ選択してもらいます。たとえば、コンピュータメーカーがノートパソコンの改良を考えているとしましょう。ノートパソコンの属性のうち、CPUの処理速度、ハードディスク容量、ディスプレイの大きさ、バッテリーの駆動時間、価格などの要素が消費者にとって重要です。消費者に好まれるノートパソコンを作るには、これらの属性がどの順番で重要なのかを調べる必要があります。高性能で価格の低いノートパソコンが好まれることは明らかです。しかし、バッテリーの駆動時間が1時間長いことでどれだけの高い価格が許容されるのか、あるいは、ハードディスクの容量が2倍であることと、CPUの処理速度が2倍であることはどちらが重要なのか、といった点は不明です。選択実験は、製品属性の間に存在するトレードオフの関係を明らかにし、最適な製品を特定することができます。

目次

概要	235
予備的な選択実験の作成	237
予備的な選択実験の分析	240
事前情報を使った選択実験の計画	242
アンケート調査の実施と分析	244
「選択モデル」プラットフォームの分析	245
予測プロファイルによる効用の分析	246

概要

選択実験は、通常、アンケート形式で実施します。アンケートの質問には、質問者が調べたい製品の属性が並べられています。たとえば、新型ノートパソコンを企画中のあるコンピュータメーカーが、開発する前に、消費者の選好(好み)について調べたいと考えているとしましょう。コンピュータの性能は常に進化しているので、市場シェアを伸ばすには、消費者にとって重要な製品属性を明らかにし、ニーズに即した製品を開発・設計する必要があります。

ただし、消費者にとって重要な属性は明らかな場合がほとんどです。消費者は、当然のことながら、大画面・超軽量・長駆動時間・超格安のノートパソコンを望んでいます。重要なのは、消費者は、どの属性をどれだけ妥協してくれるかという点です。それぞれの属性がどれだけ重要で、どういったトレードオフの関係のもとで新製品を購入するのか、ということです。

ここで単純な例として、ノートパソコンの4つの要素に関して、消費者の好みをアンケートで調べるとしましょう。アンケートの回答には、「正しい」もしくは「誤った」ものがあるわけではなく、回答者の個人的な好みだけが反映されます。優れたアンケートを作成し、結果を適切に分析すれば、どのような製品を実現すべきかが明らかになります。この例では、次のような属性について情報を集めるとします。

- 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)
- 價格 (1000ドル／1200ドル／1500ドル)

各属性の選択肢を自由に選択できるようにした場合、回答者は、24通りの組み合わせを検討した上で最適なものを1つ選択しなければなりません。しかし、通常、1つの質問で提示される選択肢の数は2つ～4つだけで、回答者はそれらから好きなものを1つ選択します。最も単純なケースでは、2つの選択肢から、好きなほうを選択します。

アンケートの実施後、複数の回答者の選択行動を分析します。適切な選択実験を計画し、正しく分析すれば、限られた時間と費用で効率的に情報を得ることができます。

表1は、ノートパソコンに関する嗜好を調べる消費者アンケートの架空の結果です。

- アンケートの各列は、ノートパソコンの属性を示します。
- アンケートの各行は、ノートパソコンのプロファイル(ノートパソコンの複数の属性を示したもの)です。
- 1つの選択肢集合(1つの質問)には、2つのプロファイルが含まれます。
- 選択肢集合内の2つのプロファイルは、異なる属性値を組み合わせたものです。

表 10.1 アンケート結果の例 (2番目の回答者)

各組で、あなたが良いと思う方の組み合わせに○印をつけてください。

ディスク容量			速度	バッテリー 駆動時間	価格	人気
1	1	40GB	1.5GHz	6 時間	1,000 ドル	-○-
	2	80GB	1.5GHz	4 時間	1,200 ドル	—
2	1	40GB	1.5GHz	4 時間	1,500 ドル	—
	2	80GB	2.0GHz	4 時間	1,200 ドル	-○-
3	1	40GB	2.0GHz	4 時間	1,200 ドル	-○-
	2	80GB	2.0GHz	6 時間	1,500 ドル	—
4	1	40GB	2.0GHz	4 時間	1,000 ドル	-○-
	2	80GB	1.5GHz	6 時間	1,200 ドル	—
5	1	40GB	1.5GHz	6 時間	1,000 ドル	-○-
	2	40GB	2.0GHz	4 時間	1,500 ドル	—
6	1	40GB	2.0GHz	6 時間	1,200 ドル	-○-
	2	80GB	1.5GHz	4 時間	1,500 ドル	—
7	1	40GB	2.0GHz	6 時間	1,500 ドル	—
	2	80GB	1.5GHz	4 時間	1,000 ドル	-○-
8	1	40GB	1.5GHz	4 時間	1,200 ドル	—
	2	80GB	2.0GHz	4 時間	1,000 ドル	-○-

「選択モデル計画」を使うと、表10.1にあるようなアンケートを作成することができます。しかし、効果的な選択モデル計画を作成するためには、属性についての情報が必要です。この例におけるノートパソコンの属性の多くは、どちらのほうが消費者に望まれるかが予め分かっています。たとえば、ディスク容量は大きいほど良く、バッテリーの駆動時間は長いほど良い、などです。選択アンケートの目的は、潜在的なノートパソコンの購買者が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。

アンケートで使用する属性についての事前情報を得る方法として、予備的なアンケートを行うことが挙げられます。その予備的なアンケートで得られた結果を事前情報として指定し、最終的なアンケートを作成する方法が考えられます。

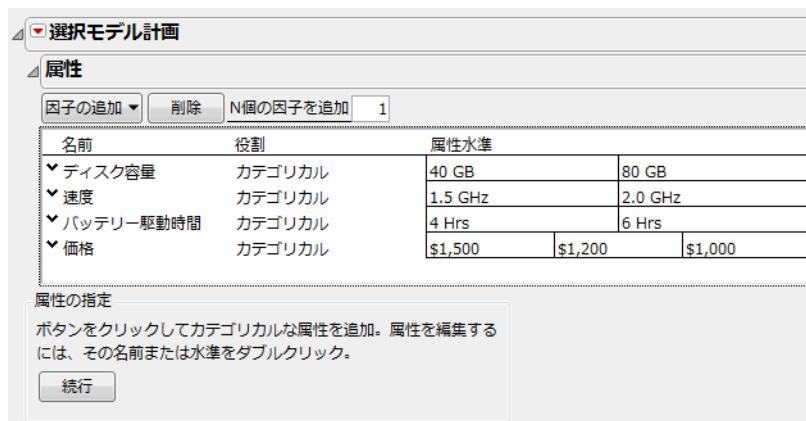
この章では、予備的なアンケートを実施し、その結果を最終アンケートの基礎とする手順を説明します。

予備的な選択実験の作成

「選択計画モデル」を使うと、表10.1のようなアンケートを作成できます。

1. 「実験計画(DOE)」 > 「選択モデル計画」を選択し、図10.1に従ってパネルへの入力を行います。

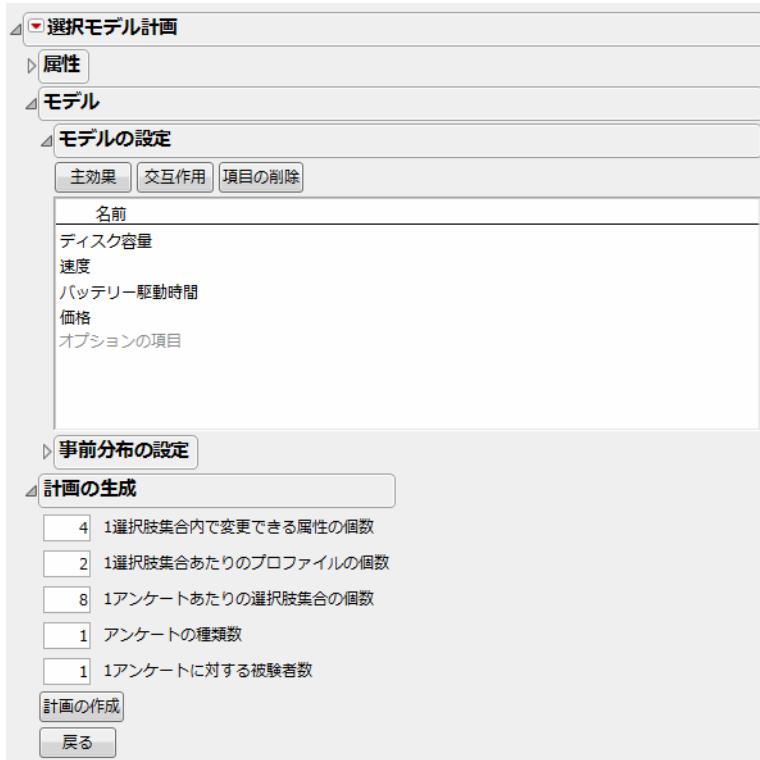
図10.1 「選択モデル計画」で属性を定義



2. 「続行」をクリックします。この例では、「モデルの設定」パネルと「計画の生成」パネルに表示されたデフォルトの値をそのまま使用します（図10.2）。

交互作用の存在が予測され、交互作用が検出できるようなプロファイルセットを作成したい場合には、「モデルの設定」パネルで交互作用を追加することもできます。

図10.2 ノートパソコンの実験を作成する「計画の生成」パネル



「計画の生成」パネルの値で、ノートパソコンのアンケートを定義します。

1選択肢集合内で変更できる属性の個数 ノートパソコンの属性は4つあります。「1選択肢集合内で変更できる属性の個数」は、1つの質問（選択肢集合）のなかで異なる製品属性の数の上限を設定します。この例において、4より小さい数を入力した場合、変更される属性の個数が制限されます。調べたい属性の数が多い場合は、変更できる個数を制限すれば、回答者は回答が楽になります。たとえば、携帯電話に関して20個以上の属性を調べたい場合、20個もの属性すべてが異なる製品を比較するのは難しいです。ここで「5」と指定すると、1つの選択肢集合内には、5つの属性だけが異なっている製品を含めることができます。

1選択肢集合あたりのプロファイルの個数 この例では、選択肢集合あたりのプロファイル数は2です。選択肢集合には、3つ以上のプロファイルを含めることもできます。

1アンケートあたりの選択肢集合の個数 このサンプルアンケートは、8つの選択肢集合（8つの質問）で構成されていますが、もっとたくさんの選択肢集合を含むアンケート調査も珍しくありません。

アンケートの種類数 この例では1種類のアンケートしか用意しませんが、通常は、複数の被験者を対象に、複数のアンケートを用意することが多くあります。

1アンケートに対する被験者数 10人の被験者に2種類のアンケートのいずれかを渡す場合は、「アンケートの種類数」を2とし、「1アンケートに対する被験者数」を5とします。

注: この例では、事前に情報を収集して最終アンケートの参考にするためのサンプルアンケートを行うのが目的なので、被験者1人を対象に1種類のアンケートを実施します。

3. 【計画の作成】をクリックすると、図10.3のようなサンプルアンケートができます。

図10.3 単純なモデルとデフォルトの情報を使ったアンケート調査



The screenshot shows the 'Selection Model Design' interface in JMP. The left sidebar has three sections: '属性' (Attributes), 'モデル' (Model), and '計画' (Design). The '計画' section is expanded, showing a table of 16 rows representing survey questions. Each row includes a '選択肢集合' (Choice Set) number, 'ディスク容量' (Disk Capacity), '速度' (Speed), 'バッテリー駆動時間' (Battery Life), and '価格' (Price). The table data is as follows:

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	4 Hrs	\$1,200
1	40 GB	1.5 GHz	6 Hrs	\$1,500
2	40 GB	1.5 GHz	6 Hrs	\$1,000
2	40 GB	2.0 GHz	4 Hrs	\$1,500
3	40 GB	1.5 GHz	6 Hrs	\$1,200
3	80 GB	2.0 GHz	4 Hrs	\$1,500
4	40 GB	2.0 GHz	4 Hrs	\$1,000
4	80 GB	1.5 GHz	6 Hrs	\$1,200
5	80 GB	1.5 GHz	4 Hrs	\$1,000
5	40 GB	2.0 GHz	6 Hrs	\$1,200
6	40 GB	1.5 GHz	4 Hrs	\$1,500
6	80 GB	2.0 GHz	6 Hrs	\$1,200
7	40 GB	2.0 GHz	6 Hrs	\$1,000
7	80 GB	1.5 GHz	4 Hrs	\$1,500
8	80 GB	1.5 GHz	6 Hrs	\$1,500
8	40 GB	1.5 GHz	4 Hrs	\$1,200

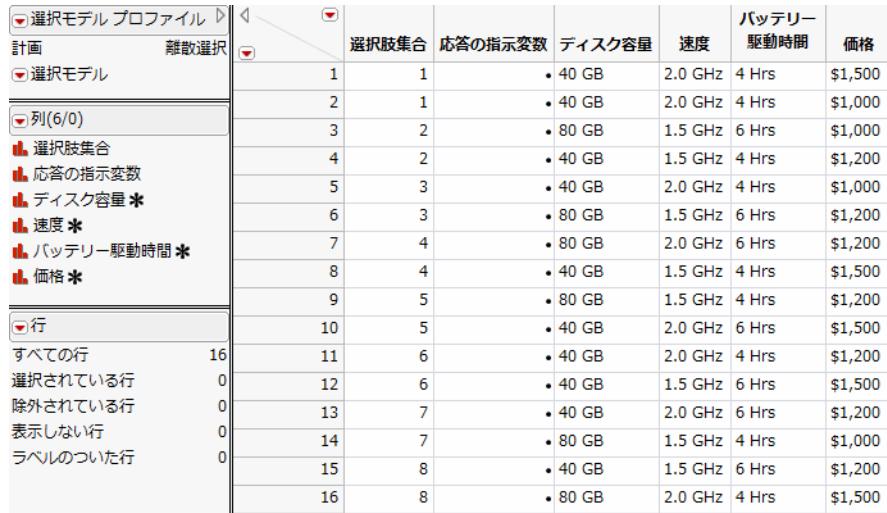
Below the table, there are two radio buttons: 'プロファイルと応答を別々のテーブルに作成' (Create separate tables for profiles and responses) and 'プロファイルと応答を1つのテーブルに作成' (Create one table for profiles and responses). The second option is selected. At the bottom are two buttons: 'テーブルの作成' (Create Table) and '戻る' (Back).

計画の設定の下にあるラジオボタンで、製品の属性（プロファイル）とアンケート結果（応答）を別々の JMP テーブルに記録するか、同じテーブルに記録するかを指定します。

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。この時点で【戻る】をクリックすると、計画に変更を加えることができます。その必要がない場合は、【テーブルの作成】をクリックすれば、図10.4のような JMP テーブルが作成されます。

このデフォルトの計画は、事前情報 (prior information) を何も指定しないで作成されたものです。事前情報を指定しなかった場合、各属性の水準のうちどれが望ましいのかが、計画を作成する際に考慮されません。価格は低い方が良いことや、処理速度は速い方が良いことなども、このデフォルトの計画にはまったく反映されていません。その結果、あまり有益な情報が得られそうにない選択肢集合も含まれています。本番の分析では、予備的な分析結果を事前情報として利用します。新しく「選択モデル計画」を起動し、分析結果を事前の情報として利用します。

図10.4 ノートパソコンに関する予備的な調査を記録したJMPデータテーブル

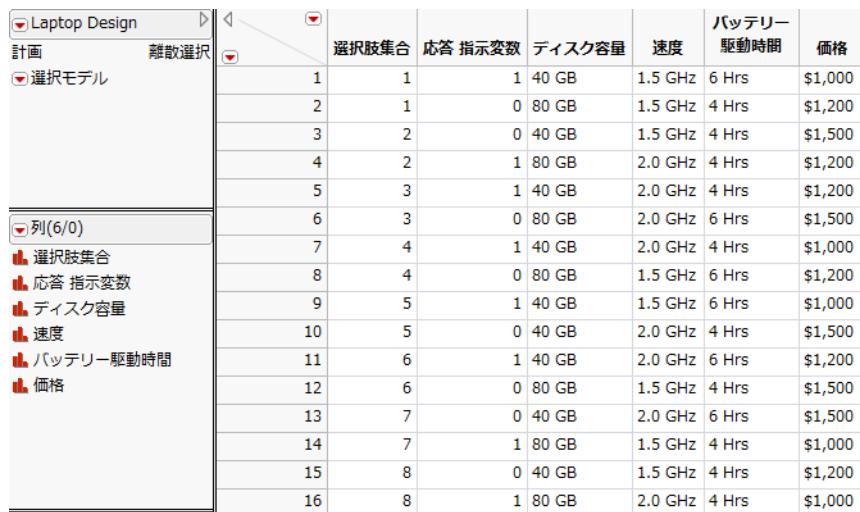


選択肢集合	応答の指示変数	ディスク容量	速度	バッテリー駆動時間	価格		
1	1	• 40 GB	2.0 GHz	4 Hrs	\$1,500		
2	1	• 40 GB	2.0 GHz	4 Hrs	\$1,000		
3	2	• 80 GB	1.5 GHz	6 Hrs	\$1,000		
4	2	• 40 GB	1.5 GHz	4 Hrs	\$1,200		
5	3	• 40 GB	2.0 GHz	4 Hrs	\$1,000		
6	3	• 80 GB	1.5 GHz	6 Hrs	\$1,200		
7	4	• 80 GB	2.0 GHz	6 Hrs	\$1,200		
8	4	• 40 GB	1.5 GHz	4 Hrs	\$1,500		
9	5	• 80 GB	1.5 GHz	4 Hrs	\$1,200		
10	5	• 40 GB	2.0 GHz	6 Hrs	\$1,500		
すべての行	16	11	6	• 40 GB	2.0 GHz	4 Hrs	\$1,200
選択されている行	0	12	6	• 40 GB	1.5 GHz	6 Hrs	\$1,500
除外されている行	0	13	7	• 40 GB	2.0 GHz	6 Hrs	\$1,200
表示しない行	0	14	7	• 80 GB	1.5 GHz	4 Hrs	\$1,000
ラベルのついた行	0	15	8	• 40 GB	1.5 GHz	6 Hrs	\$1,200
		16	8	• 80 GB	2.0 GHz	4 Hrs	\$1,500

予備的な選択実験の分析

作成されたアンケートに対して、各選択肢集合からプロファイルを1つずつ回答者に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」をデータとして入力します。予備的なアンケートに対して、図10.5のように回答者が答えたとします。この結果を、[分析] メニューにある「選択モデル」プラットフォームで分析するため、[分析] > [消費者調査] > [選択モデル] を選択します。

図10.5 アンケートの選択肢集合と応答を記録したJMPテーブル

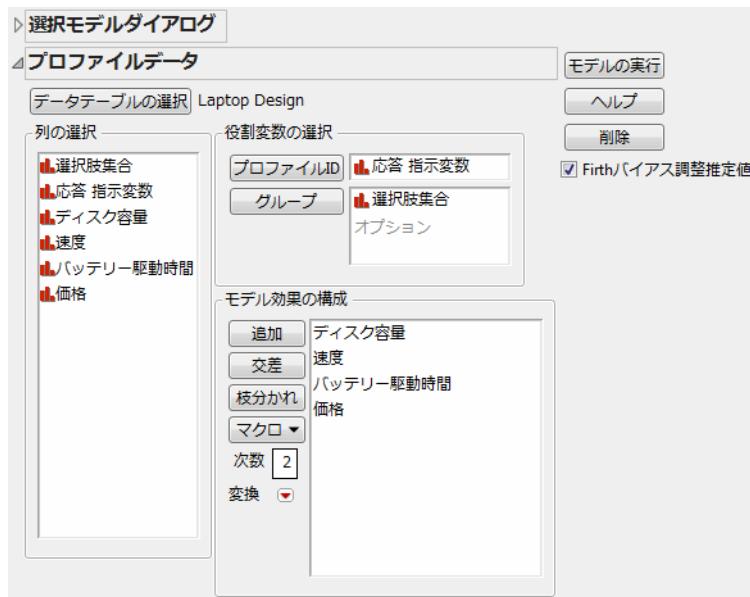


選択肢集合	応答 指示変数	ディスク容量	速度	バッテリー駆動時間	価格
1	1	1 40 GB	1.5 GHz	6 Hrs	\$1,000
2	1	0 80 GB	1.5 GHz	4 Hrs	\$1,200
3	2	0 40 GB	1.5 GHz	4 Hrs	\$1,500
4	2	1 80 GB	2.0 GHz	4 Hrs	\$1,200
5	3	1 40 GB	2.0 GHz	4 Hrs	\$1,200
6	3	0 80 GB	2.0 GHz	6 Hrs	\$1,500
7	4	1 40 GB	2.0 GHz	4 Hrs	\$1,000
8	4	0 80 GB	1.5 GHz	6 Hrs	\$1,200
9	5	1 40 GB	1.5 GHz	6 Hrs	\$1,000
10	5	0 40 GB	2.0 GHz	4 Hrs	\$1,500
11	6	1 40 GB	2.0 GHz	6 Hrs	\$1,200
12	6	0 80 GB	1.5 GHz	4 Hrs	\$1,500
13	7	0 40 GB	2.0 GHz	6 Hrs	\$1,500
14	7	1 80 GB	1.5 GHz	4 Hrs	\$1,000
15	8	0 40 GB	1.5 GHz	4 Hrs	\$1,200
16	8	1 80 GB	2.0 GHz	4 Hrs	\$1,000

1. 「**Laptop Design**」サンプルデータテーブルにある「選択モデル」スクリプトをクリックし、[スクリプトの実行]を選択すると、データが【分析】メニューの「選択モデル」プラットフォームで分析されます。

「選択モデル」スクリプトを実行すると、図10.6のような「選択モデル」起動ダイアログボックスが開きます。「選択モデル」起動ダイアログボックスでは、複数のデータテーブルに保存した選択調査結果のデータを使用できます。この例では、データがすべて1つのデータテーブルに記録されています。「選択モデル」起動ダイアログボックスの詳細については、『消費者調査』の「選択モデル」の章を参照してください。

図10.6 「選択モデル」起動ダイアログボックス



2. 「選択モデル」起動ダイアログボックスの【モデルの実行】をクリックします。
3. ダイアログボックスが開き、「プロファイルテーブル1つに、すべてのデータが含まれた形式の分析ですか?」というメッセージが表示されます。[はい]をクリックして続行します。

図10.7のような分析レポートが表示されます。

事前に得た情報を利用して最終的なアンケート調査を作成するには、属性のパラメータ推定値の平均と分散の推定値を入力する必要があります。図10.7の上の分析レポートには、属性の平均の推定値である「**推定値**」と、属性の標準偏差の推定値である「**標準誤差**」が表示されています。属性の分散は、次に示す手順にて、分析レポートからデータテーブルを作成して計算すれば、簡単に得ることができます。

4. 図のように、「パラメータ推定値」表の中で右クリックし、[データテーブルに出力]を選択します。
5. 作成された「**無題**」データテーブルで列を新規作成し、「**分散**」という名前をつけます。
6. [列]メニューにある【計算式】を選択するか、「**分散**」列の見出しを右クリックし、表示されたメニューから【計算式】を選択します。

7. 計算式エディタで、列のリストにある「標準誤差」をクリックし、パネルのべき乗ボタン (x^y) をクリックして分散を計算すると、図 10.7 の右のようになります。

図 10.7 ノートパソコンに関する予備的な調査の分析

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	0.763346852
価格[\$1,200]	0.00408286	0.683631054

要因	尤度比カイ2乗	自由度	p値(Prob>ChiSq)
ディスク容量	0.000	1	1.0000
速度	0.000	1	1.0000
バッテリー駆動時間	0.000	1	1.0000
価格	6.902	2	0.0317*

項	推定値	標準誤差	分散
ディスク容量[40 GB]	0.07842569	0.4799842066	0.2303848385
速度[1.5 GHz]	-0.23007537	0.5309583378	0.2819167565
バッテリー駆動時間[4 Hrs]	-0.02064181	0.5282175127	0.2790137407
価格[\$1,000]	1.02768703	0.7633468524	0.5826984171
価格[\$1,200]	0.00408286	0.6836310541	0.4673514181

これで、予備的なアンケート調査の分析結果から、最終的なアンケートを作成するのに必要な情報を得ることができました。なお、製品の属性に関してすでに情報があるのであれば、このような予備的な調査を行う必要はありません。

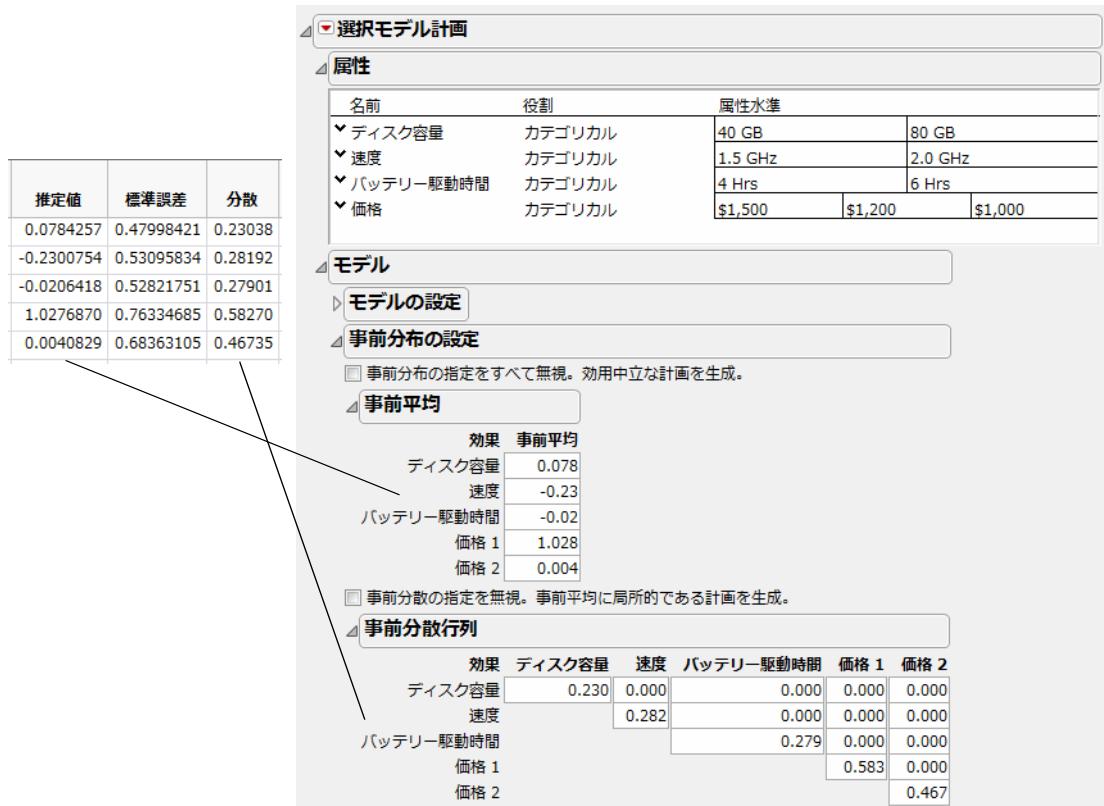
注: 平均と分散を記録した「無題」データテーブルは、次の例で使用するので開いたままにしておいてください。

事前情報を使った選択実験の計画

以前に行った調査や過去の経験から、「選択モデル計画」に入力すべき事前情報がわかっている場合もあります。ここでは、再びノートパソコンの例を取り上げます。先ほどの予備的なアンケート調査の結果から、事前情報を指定して、最終的な計画を作成します。

- 【実験計画(DOE】 > 【選択モデル計画】を選択し、予備的なアンケートと同じ属性と値を入力します。
- 【続行】をクリックすると、図10.8のような「選択モデル計画」パネルが開きます。
- 前回の分析で作成したデータテーブルの値を、「事前平均」と「事前分散行列」に入力します(図10.8)。データテーブル内で値をコピーし、「選択モデル計画」パネルの入力フィールドに貼り付けると簡単です。

図10.8 予備的な調査で得た「事前平均」と「事前分散行列」を入力



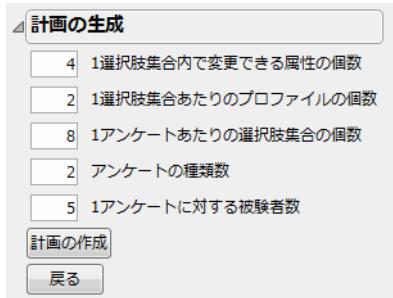
名前	役割	属性水準
ディスク容量	カテゴリカル	40 GB 80 GB
速度	カテゴリカル	1.5 GHz 2.0 GHz
バッテリー駆動時間	カテゴリカル	4 Hrs 6 Hrs
価格	カテゴリカル	\$1,500 \$1,200 \$1,000

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

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

- 図10.9に従って、「計画の生成」パネルに値を入力します。
 - 1選択肢集合内で変更できる属性の個数を4とします。
 - 選択肢集合あたりのプロファイル数を2とします。
 - 各アンケートは、8つの選択肢集合で構成するとします。
 - 2種類のアンケートを作成するとします。
 - 2種類のアンケートごとに、それぞれ5人に回答してもらうとします(計10人)。

図10.9 ノートパソコンに関する最終アンケート調査の計画の指定



5. [計画の作成] をクリックします。図10.10には、計画の一部が表示されています。

図10.10 2種類のアンケート調査を作成する実験計画

アンケート	選択肢集合	ディスク容量	回転速度	バッテリー駆動時間	価格
1	1	40 GB	1.5 GHz	4 Hrs	\$1,000
1	1	80 GB	2.0 GHz	8 Hrs	\$1,200
1	2	40 GB	2.0 GHz	8 Hrs	\$1,000
1	2	80 GB	1.5 GHz	4 Hrs	\$1,500
1	3	40 GB	1.5 GHz	8 Hrs	\$1,500
1	3	80 GB	2.0 GHz	4 Hrs	\$1,200
1	4	40 GB	1.5 GHz	4 Hrs	\$1,200
1	4	80 GB	2.0 GHz	8 Hrs	\$1,500
1	5	80 GB	2.0 GHz	8 Hrs	\$1,200
1	5	40 GB	1.5 GHz	4 Hrs	\$1,500
1	6	40 GB	2.0 GHz	4 Hrs	\$1,000
1	6	80 GB	1.5 GHz	8 Hrs	\$1,200
1	7	80 GB	1.5 GHz	8 Hrs	\$1,500
1	7	40 GB	2.0 GHz	4 Hrs	\$1,200
1	8	40 GB	1.5 GHz	8 Hrs	\$1,200
1	8	80 GB	2.0 GHz	4 Hrs	\$1,500

6. [テーブルの作成] をクリックします。最終的なデータテーブルは、10人の回答者を対象とした実験が示されており、その総行数は160となります（プロファイル2×選択肢集合8×調査回数2×回答者数5=オプザベーション160）。

アンケート調査の実施と分析

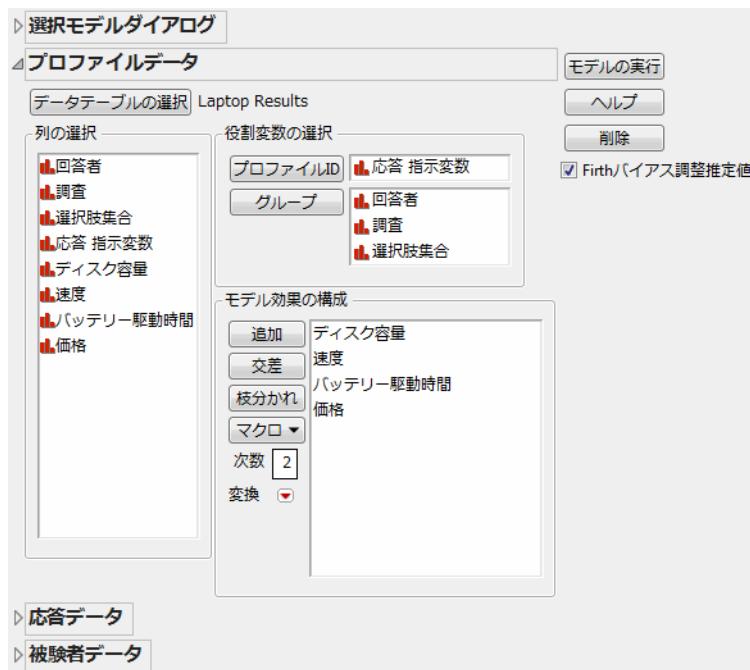
アンケート結果を含むデータテーブルが、JMPのインストール時に自動作成されたサンプルデータフォルダ内の「Design Experiment」フォルダに保存されています。図10.11に、その一部を示します。このデータテーブルには、「選択モデル計画」によって作成された「選択モデル」という、分析を実行するスクリプトが含まれています。「選択モデル計画」により作成されたデータテーブルは、デフォルトでは「選択モデルプロファイル」というテーブル名になっています。図10.11で使われているテーブル名は、「Laptop Results」に変更されています。

「選択モデル」プラットフォームの分析

1. この例の分析を行うため、サンプルデータのフォルダの「Design Experiment」フォルダ内にある「Laptop Results.jmp」を開きます。
2. データを分析するには、データテーブルに保存されている「選択モデル」スクリプトをクリックし、開いたメニューから【スクリプトの実行】を選択します。すると、図10.11のように入力済みのダイアログボックスが表示されます。

前回作成したアンケート調査では、アンケートの種類が1つしかなく、被験者も1人だったので、グループ変数は「選択肢集合」だけでした（図10.6）。今回の例では、「回答者」、「調査」、「選択肢集合」の3つがグループ変数に指定されています。この例では、アンケートの種類も被験者も複数あるので、それをグループ変数に含めなければなりません。

図10.11 ノートパソコンに関するアンケートを分析するための「選択モデル」起動ダイアログボックス



3. 「選択モデル」ダイアログボックスの【モデルの実行】をクリックします。ダイアログボックスが開き、「プロファイルテーブル1つに、すべてのデータが含まれた形式の分析ですか?」というメッセージが表示されます。【はい】をクリックすると、図10.12のような分析レポートが表示されます。

分析結果は、明らかな傾向を示しています。すべての効果が有意ですが、最も有意な属性は「速度」です。

図10.12 ノートパソコンに関する最終アンケート調査の分析

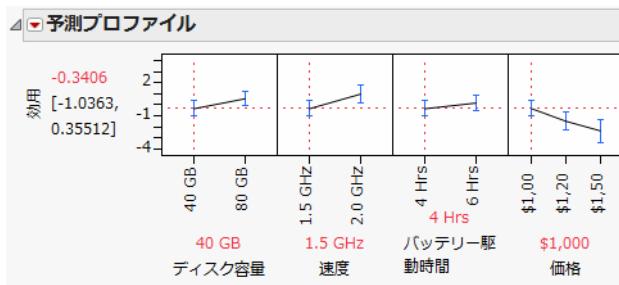


予測プロファイルによる効用の分析

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。選択モデルの予測プロファイルは効用値を示しており、製品の属性を変更したときの効用値の変化を確認できます。

- 「選択モデル」タイトルバーのメニューから「プロファイル」を選択し、図10.13のような「予測プロファイル」を表示します。

図10.13 ノートパソコンの選択モデル分析の予測プロファイル

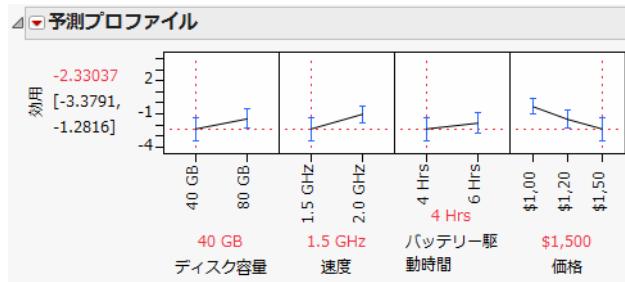


各属性の値を最も低いものに設定したとき、「効用」は -0.3406 になります。ここで、効用 1 単位あたりの価格を求ることにします。

- 効用 1 単位あたりの価格を調べるには、予測プロファイルにて、価格の値を 1,500 ドルに変更して、「効用」の変化を観察します。

図10.13と図10.14で「効用」の値を比較してみましょう。価格を1,000ドルから1,500ドルに上げたとき、「効用」は-0.3406から-2.3303へと変化します。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単位も低くなります。このことから、効用1単位あたりの価格は、およそ250ドルと言うことができます。

図10.14 価格を変更したときの効用の変化

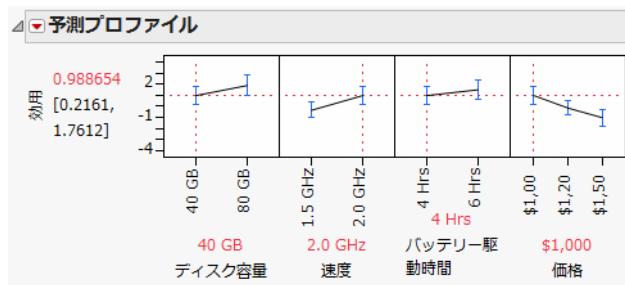


効用1単位あたりの価格が算出できたところで、今度は、各属性がどれだけの金額に値するかを調べてみます。たとえば、最も有意な属性である「速度」を取り上げます(図10.12)。

3. 予測プロファイルで、「価格」を最低の値に設定し、「速度」を大きい値に変更します。

図10.15を見ると、「効用」の値が図10.13の-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。先ほどの分析より、効用1単位あたりの価格は250ドルと算出されました。そこから、ノートパソコンのCPU速度を1.5GHzから2.0GHzに変えれば、価格を332.30ドル($=250\text{ドル} \times 1.3292$)だけ高くすることができます。このような選択モデル分析は、さまざまな機種の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。

図10.15 プロファイルで「速度」を変更し、「効用」の変化を観察



ここで取り上げた例は単純な分析ですが、アンケート調査によって、重要な製品属性を特定し、その価値を計算できることが示されました。

「選択モデル計画」では、交互作用などの項を含む複雑な計画も作成できます。「選択モデル」プラットフォームを使えば、複雑な計画を分析できます。「選択モデル」プラットフォームは、回答者に関する情報を含んだ場合の分析や、複数に分けて保存されたデータテーブルを扱うこともできます。

第 11 章

Space-Filling 計画



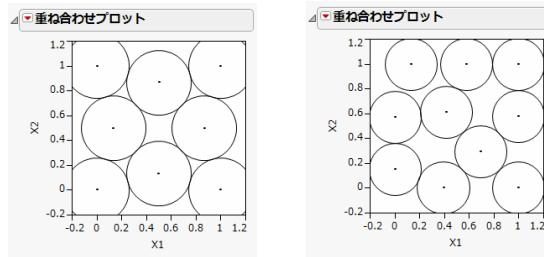
誤差による変動が無視できるような場合には、Space Filling 計画（空間充填計画）が役立ちます。コンピュータによるシミュレーションの感度を調べたい場合などがその一例です。また、機械論的モデルや決定論的モデルも考慮すべき誤差の変動がないので、Space Filling 計画が役に立つでしょう。モデルに変動がない場合、ランダム化やブロック化が不要になります。同じ実験を繰り返しても同じ結果が出るだけなので、反復も意味を持ちません。Space Filling 計画の目的は 2 つです。

- 点が重複するのを防ぐために、計画点をできる限り拡散させ、2 点間の距離が最大になるような計画を作成する。
- 点を一様な間隔で配置する。

Space Filling 計画には、次の手法があります。

- 球の詰め込み。点の拡散に重点を置きます。
- ラテン超方格法。点の拡散と一様な間隔の中間です。
- 一様計画法。確率分布の一様分布を模倣します。
- 最小ポテンシャル法。球面領域内でエネルギーが最小になるような計画です。
- 最大エントロピー法。データの分布に含まれる情報量に基づく方法です。
- Gauss 過程 IMSE 最適計画。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が最小になるような計画です。
- 高速柔軟充填法。指定された領域内に多数の点をランダムに散りばめ、それらの点のクラスター重心を実験点とします。

図 11.1 Space-Filling 計画



目次

Space Filling 計画の概要	251
球の詰め込み法	252
球の詰め込みによる計画の作成	252
球の詰め込み計画のグラフの作成	253
ラテン超方格法	254
ラテン超方格法による計画の作成	254
ラテン超方格法のグラフの作成	256
一様計画	258
球の詰め込み、ラテン超方格法、一様計画法の比較	260
最小ポテンシャル計画	261
最大エントロピー計画	263
Gauss 過程 IMSE 最適計画	265
高速柔軟充填計画	266
制約を指定した高速柔軟充填計画の作成	267
高速柔軟充填計画の視覚化	267
試錐孔モデル：球の詰め込みの例	269
試錐孔データで球の詰め込み計画を作成する	270
決定論的データの分析ガイドライン	271
試錐孔の実験結果	271

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。コンピュータでは、多数の変数間に存在するさまざまな相互関係がシミュレートできるため、非常に複雑なモデルになることがあります。このようなデータをもとに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課題となります。

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。

バイアスを小さくする方法には、2つのアプローチがあります。1つは、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アプローチです。もう1つは、対象とする領域全体に点を一様に配置するアプローチです。

[Space Filling 計画] には、次のような手法が用意されています。

注: 実験数が 500 以下の場合は、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。

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。

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。

一様 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。

最小ポテンシャル 球面内に点を拡散します。

最大エントロピー データセットの分布に含まれる情報の量を測定します。

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。

高速柔軟充填計画 クラスター法を用いて、実験点を配置します。領域内に一様に多数の点をランダムに散りばめて、それらのクラスター重心を実験点とします。線形制約や、許可しない因子の組み合わせなど、制約を加えることができます。線形制約式は、[線形制約] ボタンを使って指定します。許可しない組み合わせは、レポートの赤い三角ボタンのメニューから [許可しない組み合わせ] オプションを選択して指定します。「[許可しない組み合わせ: 因子水準の制限](#)」(73 ページ) を参照してください。

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)] > [Space Filling計画] を選択します。
2. 応答と因子を追加します。(「カスタム計画に応答と因子を追加する」(43ページ) を参照)。
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11.2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11.2 因子が2つあるときのSpace Filling計画プラットフォーム

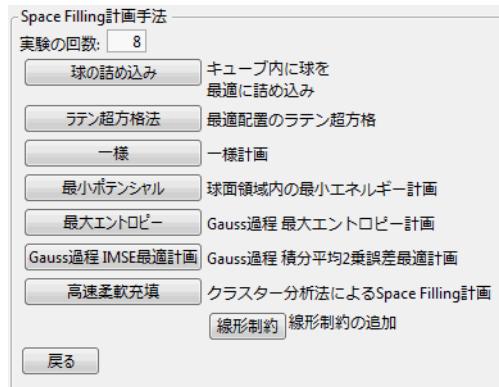
The screenshot shows the Space Filling design interface. The 'Responses' section has a single response named 'Y' set to 'Maximize'. The 'Factors' section shows two factors, 'X1' and 'X2', both set to 'Continuous variable' with values 0 and 1 respectively. A note at the bottom says 'Specify the number of runs. To change, double-click the factor name or setting.' A 'Next' button is at the bottom.

応答名	目標	下側限界	上側限界	重要度
Y	最大化	.	.	.

名前	役割	値
X1	連続変数	0 1
X2	連続変数	0 1

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11.3には、標本サイズが「8」と表示されています。

図11.3 「Space Filling計画手法」パネル



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11.4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。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11.4 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	0.13397	0.50000	0.518	5
2	1.00000	0.00000	0.518	6
3	0.00000	1.00000	0.518	1
4	1.00000	1.00000	0.518	5
5	0.50000	0.86602	0.518	6
6	0.86603	0.50000	0.518	5
7	0.50000	0.13397	0.518	8
8	0.00000	0.00000	0.518	7

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

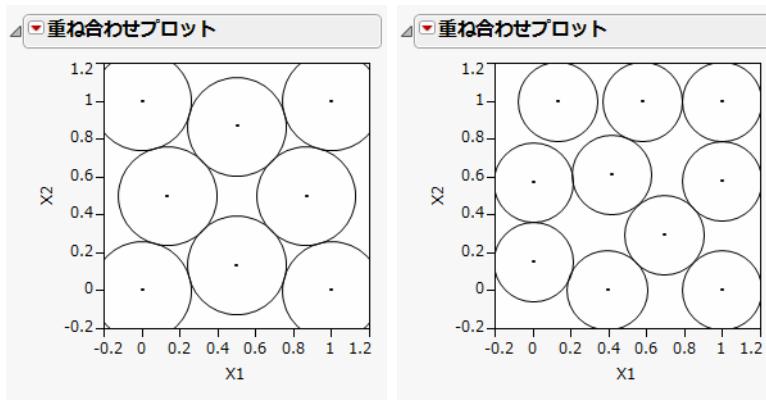
球の詰め込み法の特徴をグラフで示すため、重ね合わせプロットを作成してプロットのフレームサイズを調整し、図11.4に示されている「計画の診断統計量」レポートの最短距離を直径とした円を描きましょう。先ほど作成したテーブルで、次の手順を行います。

- [グラフ] > [重ね合わせプロット] を選択します。
- 「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11.5)。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スクリプトを入力します。すると、図11.5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うと、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11.5 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。その制約とは、前述したように、各因子において水準を均一に配置することです。

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)] > [Space Filling計画] を選択します。

- 必要に応じて応答を追加し、因子を追加します（「カスタム計画に応答と因子を追加する」（43ページ）を参照）。
- 必要に応じて因子の水準の値を変更します。たとえば、図11.6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11.6 因子が4つあるときのSpace Filling計画プラットフォーム



- 【続行】をクリックします。
- 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。
- 【ラテン超方格法】をクリックします（図11.3）。因子設定と計画の診断統計量は図11.7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。

注：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 11.7 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

△ 因子設定

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

計画テーブル

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グラフ化するため、重ね合わせプロットを作成してプロットのフレームサイズを調整し、「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きましょう。

1. まず、デフォルトの因子である「X1」と「X2」を使ってラテン超方格法による計画をもう一つ作成します。
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 11.8 のようになります。

図11.8 ラテン超方格法による2因子、実験数8の計画

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	

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

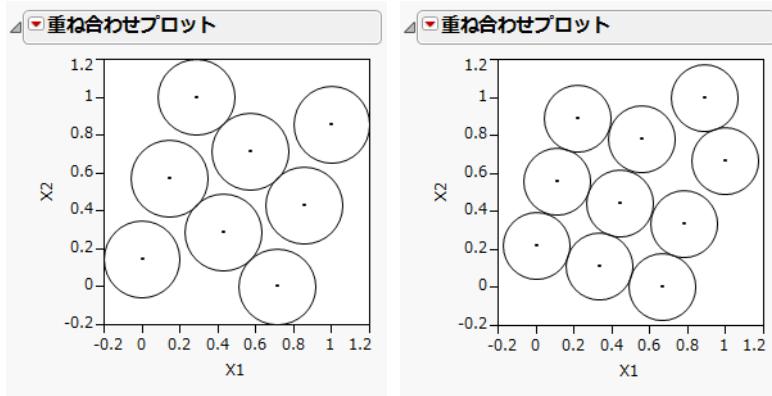
ディスクレパンシ= 0.0092

6. [テーブルの作成] をクリックします。
 7. [グラフ] > [重ね合わせプロット] 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11.8）。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11.9）。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。
 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11.9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。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 11.9 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。

注：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)] > [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（「カスタム計画に応答と因子を追加する」(43 ページ) を参照）。
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 11.10）。

注：一様計画では点の拡散が重視されないため、図 11.10 の最短距離はさまざまな値になっています。

図11.10 実験数8の一様計画の因子設定と診断統計量

Space Filling 一様計画			
△因子設定			
実験	X1	X2	
1	0.93092	0.69041	
2	0.69276	0.18514	
3	0.06860	0.32218	
4	0.18696	0.81304	
5	0.56496	0.93540	
6	0.81410	0.43443	
7	0.32218	0.06860	
8	0.43643	0.56357	

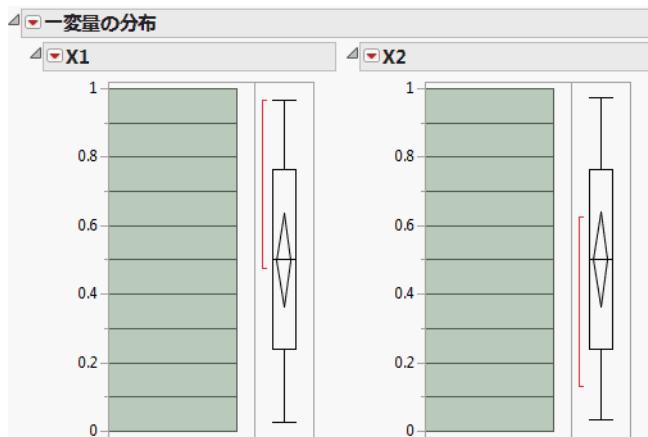
△計画の診断統計量				
実験	尺度化X1	尺度化X2	最短距離	最も近い点
1	0.93092	0.69041	0.281	6
2	0.69276	0.18514	0.277	6
3	0.06860	0.32218	0.359	7
4	0.18696	0.81304	0.353	8
5	0.56496	0.93540	0.393	8
6	0.81410	0.43443	0.277	2
7	0.32218	0.06860	0.359	3
8	0.43643	0.56357	0.353	4

ディスクレパンシ= 0.0046

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11.11 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、ラテン超方格法、一様計画法の比較

3つの手法を比較するため、ここまで見たとおり、[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11.12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。ラテン超方格法の点の拡散は、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、健全な解であると言えるでしょう。

図11.12 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	1.00000	0.00000	0.518	4
2	0.00000	1.00000	0.518	8
3	0.86603	0.50000	0.518	7
4	0.50000	0.13397	0.518	1
5	0.00000	0.00000	0.518	6
6	0.13397	0.50000	0.518	4
7	1.00000	1.00000	0.518	3
8	0.50000	0.86603	0.518	2

ディスクレパンシ= 0.0469

△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	0.42857	0.85714	0.404	5
2	0.28571	0.42857	0.404	4
3	0.00000	0.71429	0.404	2
4	0.57143	0.14286	0.404	2
5	0.71429	0.57143	0.404	7
6	0.14286	0.00000	0.452	2
7	1.00000	0.28571	0.404	5
8	0.85714	1.00000	0.452	1

ディスクレパンシ= 0.0092

△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	0.56091	0.68509	0.285	8
2	0.18514	0.30714	0.284	7
3	0.69286	0.18514	0.284	6
4	0.80920	0.92607	0.346	1
5	0.93541	0.43532	0.348	3
6	0.43532	0.06459	0.284	3
7	0.06459	0.56468	0.284	2
8	0.30714	0.81486	0.285	1

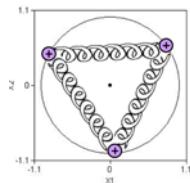
ディスクレパンシ= 0.0046

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、次図のように、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11.13 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)] > [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（「カスタム計画に応答と因子を追加する」(43ページ) を参照）。
3. 必要に応じて、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11.14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11.14の右）。

図11.14 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。

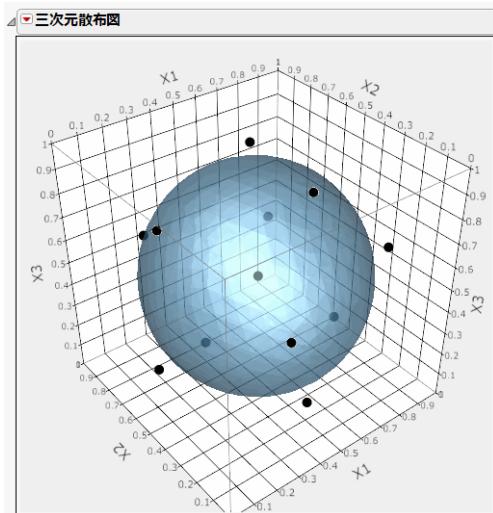
最小ポテンシャル計画の球対称性を確認するため、三次元散布図のプラットフォームを使用します。

1. JMP計画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 11.15 のような図にするため、「三次元散布図」タイトルバーにあるメニューから **【確率橍円体】** オプションを選択します。また、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て点を大きく表示します。

こうすると、点が橍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11.15 球体上に表示した最小ポテンシャル計画の点

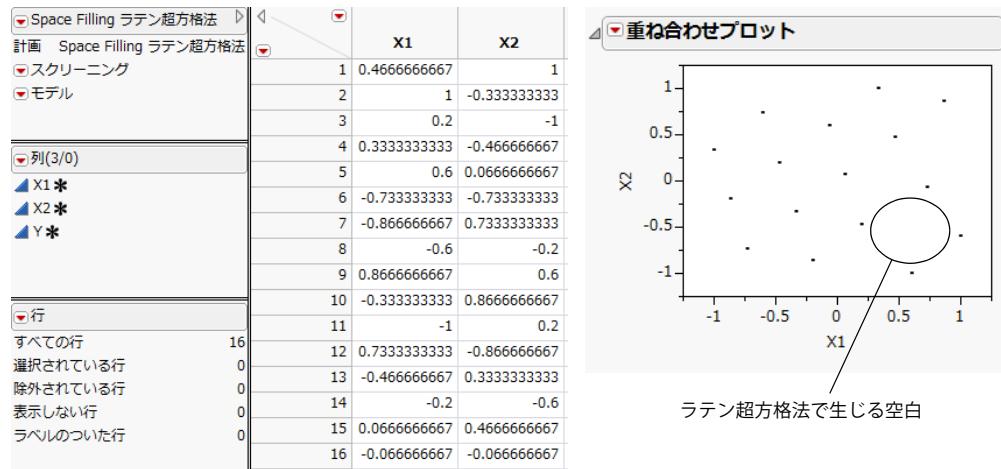


最大エントロピー計画

ラテン超方格法による計画は、Gauss過程モデルでのデータ分析を予定しているときに現在最も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。

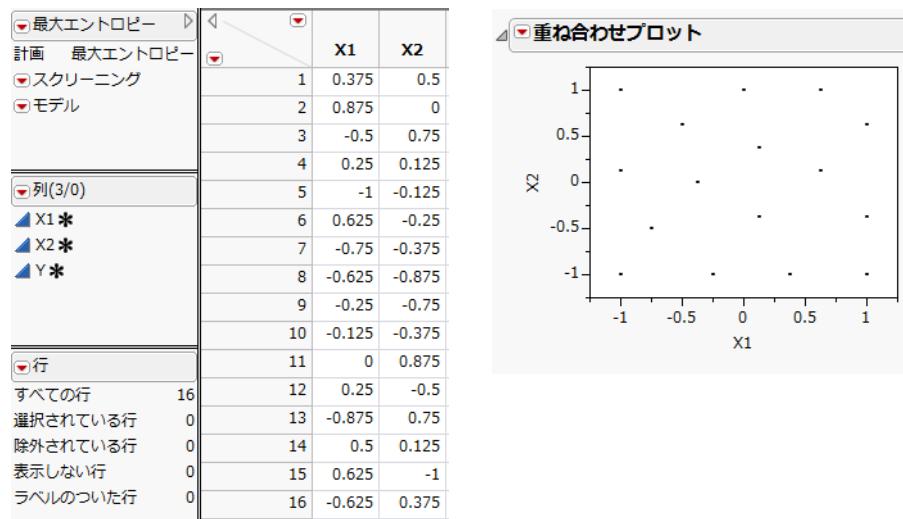
しかし、図11.16の例からわかるとおり、ラテン超方格法は、Space Filling計画としては必ずしも優れていません。これは、ラテン超方格法による2因子、実験数16の計画です。因子の水準は-1から1の間に設定されています。この計画を重ね合わせプロットにすると、右下に空白ができてしまいます。

図11.16 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と肩を並べるのが、実験に含まれる情報量を最適化する最大エントロピー計画です。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11.17の2因子の最大エントロピー計画を見ると、図11.16のラテン超方格法より領域が均一に覆われています。なお、一般的には、どのような方法においても、空間充填における均一性は実験数が増えるほど良くなります。

図11.17 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 m 、分散行列 $s^2 R$ の正規分布に従うと仮定されます。ここで、

$$R_{ij} = \exp\left(-\sum_k \theta_k (x_{ik} - x_{jk})^2\right)$$

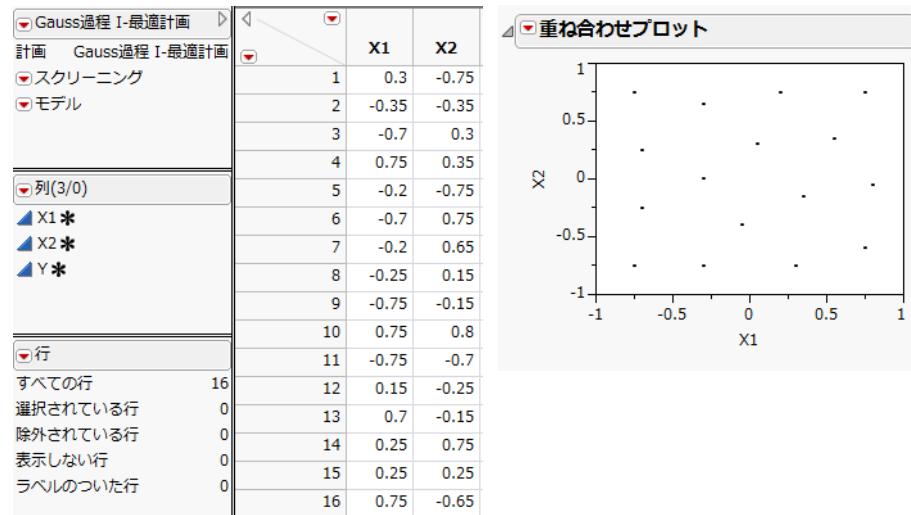
は、2つの計画点、 x_i および x_j における応答値の相関を示します。最大エントロピー計画を求める計算では、計画から計算される相関行列の行列式である $|\mathbf{R}|$ を最大化します。 x_i と x_j が遠く離れている場合、 R_{ij} は 0 に近く、 x_i と x_j が互いに近い場合、 R_{ij} は 1 に近くなります。

Gauss過程 IMSE 最適計画

Gauss過程 IMSE 最適計画もラテン超方格法に匹敵する計画です。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。

IMSE 最適計画をラテン超方格法による計画 (図11.16) と比較してみましょう。図11.18は、Gauss過程 IMSE 最適計画のテーブルと重ね合わせプロットです。これらの計画の方が、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11.18 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



注: 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

高速柔軟充填計画を生成するアルゴリズムでは、まず、指定された領域内に一様に多数の点をランダムに散りばめます。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。そして、各クラスターの重心を、実験点とします。こうして得られた実験は、領域に一様に散らばっている多数の点からの距離が近くなっています。

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、各クラスターまたは各計画点を定義するために使用する、一様乱数の点の平均の数を指定できます。

デフォルトでは、実験数が 200 以下の場合、全部で 10,000 個の一様乱数の点が、クラスターアルゴリズムの基礎として使用されます。実験数が 200 を超えた場合、デフォルトでは 50 個の点が使用されます。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され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。

注: 因子の数と指定した実験数によって、計画点ごとの開始時の点の平均の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】を選択します。

制約

計画領域は、「Space Filling 計画」の赤い三角ボタンのメニューにある【許可しない組み合わせ】オプションを使って定義できます。または、「Space Filling 計画手法」のリストにある【高速柔軟充填】の下の【線形制約の追加】オプションを選択します。ただし、これら 2 つの方法では、それぞれ異なる計画が生成されます。

許可しない組み合わせ

許可しない組み合わせを指定した場合、クラスターアルゴリズムの基礎となる乱数の点は、制約のない計画領域内に一様に生成されます。その後、許可しない組み合わせの点が削除され、残った点を使用してクラスタリングが行われます。

注: 制約の特徴と指定した実験数によっては、開始時の一様乱数の点による、制約のない計画領域のデフォルトの範囲は、必要となる実験数を生成するには十分ではない可能性があります。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。」という警告を発する場合があります。クラスターアルゴリズムの基礎となる開始時の点の数を増やすには、【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、計画点ごとの開始時の点の平均数を大きい値に設定してください（【平均クラスターサイズの設定】（266 ページ）を参照）。

線形制約の追加

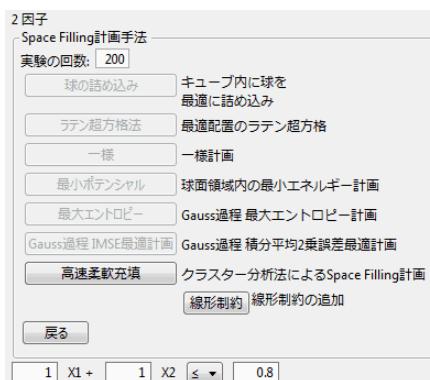
【線形制約の追加】オプションを使って線形制約を指定した場合、クラスターアルゴリズムの基礎となる乱数の点は、制約の範囲内の計画領域に一様に生成されます。クラスターアルゴリズムはこれらの点を使用します。

制約を指定した高速柔軟充填計画の作成

1. 【実験計画(DOE)】 > 【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（「カスタム計画に応答と因子を追加する」（43ページ）を参照）。
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（「実験の回数」）を指定します。
6. 線形制約を指定します。【線形制約】ボタンをクリックし、線形制約式を追加します（制約の追加方法の詳細については「必要に応じて因子の制約を定義」（46ページ）を参照）。
7. 【高速柔軟充填】ボタンをクリックします。
計画が作成され、レポートに実験と診断統計量が表示されます。
8. 「計画テーブル」パネルの【テーブルの作成】をクリックし、データテーブルを作成します。

図11.19では、計画手法の指定パネルで、2因子計画に線形制約式 $X1 + X2 \leq 0.8$ を指定しています。「実験回数」は「200」に設定されています。

図11.19 制約式を指定した高速柔軟充填計画



高速柔軟充填計画の視覚化

高速柔軟充填法がどのような性質のものかを視覚的に確認してみましょう。そのために、まず、実験回数が200回で、線形制約式 $X1 + X2 \leq 0.8$ を指定した2因子計画のデータテーブルを作成します。そして、そのデータから、グラフビルダーによってグラフを描きます。

計画の作成

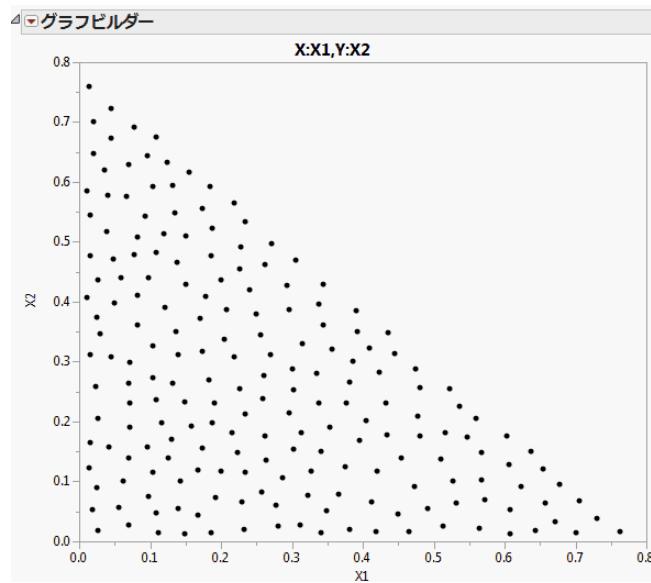
1. [実験計画(DOE)] > [Space Filling計画] を選択します。
2. 2つのデフォルトの因子「X1」と「X2」について、値をそれぞれ0と1に変更します。
3. [続行] をクリックします。
4. 計画手法を指定するためのパネルで、「実験の回数」に「200」と指定します。
5. [線形制約] ボタンをクリックします。
6. 図11.19に示すように、値1、1、0.8を入力して制約式 $X1 + X2 \leq 0.8$ を追加します。
7. [高速柔軟充填] ボタンをクリックします。

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. 平滑線を削除します。グラフのすぐ上に並んでいるアイコンのうち、左から2番目にある平滑線のアイコンをクリックすると、平滑線が消えます。
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11.20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ようすがわかります。また、計画領域内の任意の点から一番近い計画点までの距離を見ると、どの点をとっても、距離にさほど違いがないように見えます。

図11.20 線形制約を1つ指定した高速柔軟充填計画



試錐孔モデル: 球の詰め込みの例

Worley (1987) は、地面から2つの帶水層を通じて掘った試錐孔を水が流れる様子をモデルにしました。応答変数 Y は、試錐孔からの水流の速度（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つの入力変数があります。

r_w = 試錐孔の半径 (0.05 ~ 0.15m)

r = 影響の半径 (100 ~ 50,000m)

T_u = 上部帶水層の透過率 ($63,070 \sim 115,600 \text{m}^2/\text{年}$)

H_u = 上部帶水層の水圧 (potentiometric head) (990 ~ 1100m)

T_l = 下部帶水層の透過率 ($63.1 \sim 116 \text{m}^2/\text{年}$)

H_l = 下部帶水層の水圧 (700 ~ 820m)

L = 試錐孔の長さ (1120 ~ 1680m)

K_w = 試錐孔の透水係数 (9855 ~ 12,045m/年)

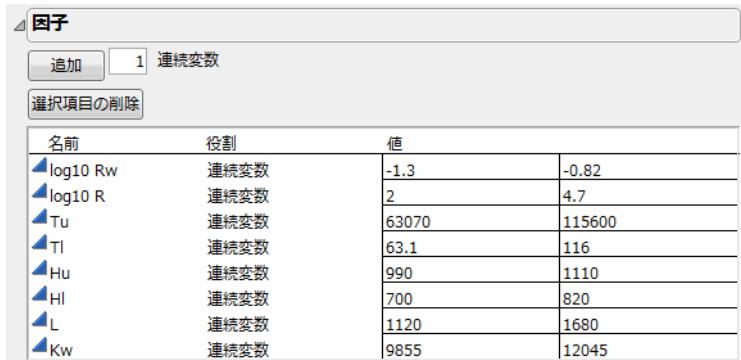
この例は、応答が入力変数の単純な関数として算出可能なため、コンピュータによる実験の典型的な例とは言えません。しかし、単純なので、計画手法の説明には適しているでしょう。

試錐孔データで球の詰め込み計画を作成する

試錐孔モデルを使った球の詰め込みによる計画は、次の手順で作成します。

1. [実験計画(DOE)] > [Space Filling計画] を選択します。
2. 「Space Filling計画」タイトルバー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。
3. JMPのインストール時に自動的に作成されたサンプルデータのフォルダを開きます。「Design Experiment」フォルダにある「Borehole Factors.jmp」を開いて因子をロードします（図11.21）。

図11.21 試錐孔の例で使用する因子値をロードした「因子」パネル

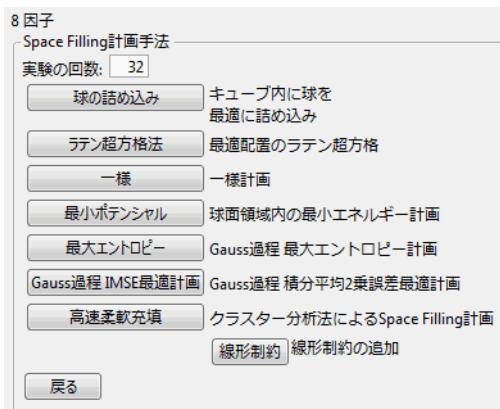


名前	役割	値
log10 Rw	連続変数	-1.3
log10 R	連続変数	2
Tu	連続変数	63070
Tl	連続変数	63.1
Hu	連続変数	990
Hl	連続変数	700
L	連続変数	1120
Kw	連続変数	9855
		12045

注： r と r_w の対数は、以降の説明で使用します。

4. [続行] をクリックします。
5. 標本サイズ（「実験の回数」）として「32」を入力します（図11.22）。

図11.22 「Space Filling計画手法」パネルで実験数を32に指定



6. 「球の詰め込み」ボタンをクリックして、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。乱数をもとに計画が作成されるため、図中の値と画面上の値は必ずしも一致しません。
8. この例のデータテーブルを確認するには、JMPのインストール時に自動的に作成されたサンプルデータのフォルダに移動し、「Design Experiment」フォルダ内の「Borehole Sphere Packing.jmp」データテーブルを開きます。このテーブルには、データ分析を実行するスクリプトもテーブル変数として保存されています。「選択モデル」起動ダイアログボックスの詳細については、『消費者調査』の「選択モデル」の章を参照してください。

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。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、効果の大きさや、モデルを使って計算した予測について有効な信頼区間を出すことはできません。

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、現在のモデルの現時点でのバイアスを表します。残差に明確なパターンが見られる場合は、モデルに新たな項を追加することでバイアスが減少すると考えられます。

試錐孔の実験結果

前の節で紹介した例の結果は、次のようになります。

- 応答変数である「**log y**」と、8因子の2次モデルから導かれた「**prediction formula**」列があります。
- 「**prediction bias**」列は、「**true model**」列と「**prediction formula**」列の差です。
- どの実験でも、予測バイアスの値が比較的小さくなっています。これは、モデルがデータによくあてはまっていることを示唆しています。

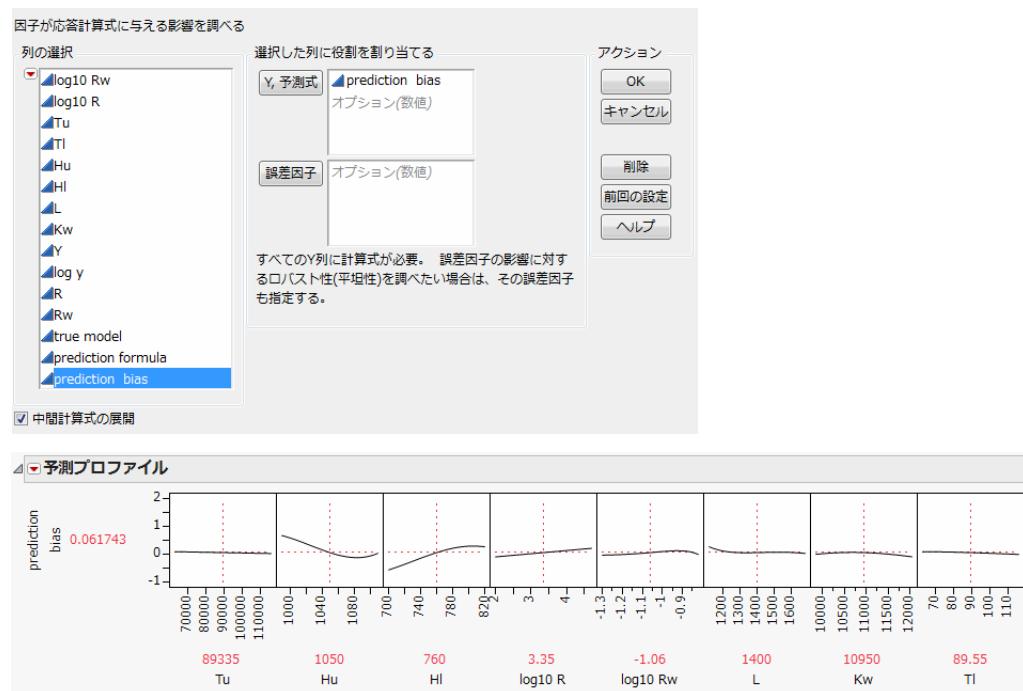
現実には、眞のモデルを単純な分析モデルの形で得ることはできないのが普通です。その結果、実験数を増やす前に観測データ以外の点の予測バイアスを計算することはできません。

この簡単な例に限れば、「**true model**」列に眞のモデルの計算式が含まれていますので、データ領域の任意の場所における予測バイアスを計算することが可能です。この例の予測バイアスは、次の手順で確認します。

1. [グラフ] > [プロファイル] を選択します。
2. 「**prediction bias**」列を強調表示し、[Y, 予測式] ボタンをクリックします。
3. 「**prediction bias**」の計算式は、計算式で作成された列を含む関数なので、「プロファイル」ダイアログボックスの下部にある [中間計算式の展開] ボックスをオンにします (図11.23)。
4. [OK] をクリックします。

図11.23の下側のプロファイルは、計画領域の中心における予測バイアスを示しています。バイアスがない場合は、プロファイルのトレースが各因子の値範囲の間で一定になります。この例では、バイアスに対して変数「**Hu**」と「**Hi**」に非線形の効果が見られます。

図11.23 「Borehole Sphere-Packaging」データテーブルの予測バイアスから作成したプロファイル



データとして求められている予測バイアスの大きさは、因子の領域全体における予測バイアスの大きさより小さくなっています。これは、予測バイアスの一変量の分布 ([分析] > [一変量の分布]) を見ると明らかです (図11.24)。データから求められる最大バイアスは1.826、最小バイアスは-0.684 (範囲は2.51) です。

図11.24 予測バイアスの一変量の分布

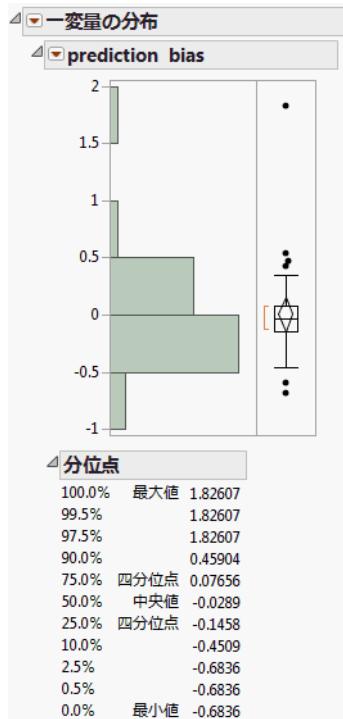
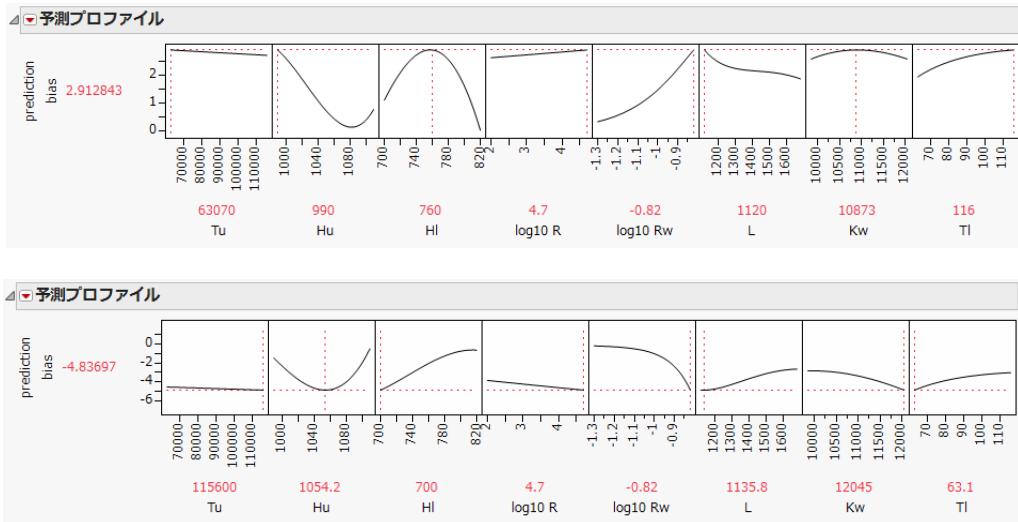


図11.25の上のプロットは、因子領域全体の最大バイアス（2.91）、下のプロットは、対応する最小バイアス（-4.84）を示しています。つまり範囲は7.75です。これは、データとして計算されている範囲の3倍を超える大きさです。

図11.25 因子領域での最大バイアスと最小バイアスを示す予測プロット



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。

その過小評価の度合いは、次の2つの方法で査定することができます。

- ・ 交差検証法は、いくつかのデータを除外してモデルをあてはめる方法です。除外したデータから、誤差を計算することができます。
- ・ 検証実験は、モデルのあてはまりの悪さ (LOF: Lack Of Fit) を査定するために、異なる設定で新たな実験を行う方法です。

第 12 章

加速寿命試験計画 加速寿命試験の実験計画



「加速寿命試験計画」プラットフォームでは、加速寿命試験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 12.1 加速寿命試験計画

△計画

全打ち切りの			
温度	ユニット数	期待故障数	確率
85	183	25.7	0.0
95	0	0.0	0.0
105	50	30.4	0.0
115	0	0.0	0.0
125	67	66.5	0.0

△最適計画でのパラメータ分散

効果	切片	温度	尺度
切片	11.6766	-0.3878	-0.2003
温度	0.01289	0.00671	
尺度		0.00975	

△最適基準

D基準	-13.7
分位点基準	1.0364
確率基準	0.3797

△計画の作成

試験案の作成

テーブルの作成

目次

加速寿命試験計画の概要	277
「加速寿命試験計画」プラットフォームの使用	277
プラットフォームオプション	282
例	282

加速寿命試験計画の概要

信頼性試験では、通常の使用条件では製品の信頼性が非常に高く、故障が発生するまでにとてもない時間がかかることが少なくありません。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。過酷な条件では、製品の劣化や故障発生が早まり（加速し）、信頼性を評価できるようになります。試験結果に基づき、実際の使用条件での製品の信頼性を予測します。

「加速寿命試験計画」プラットフォームでは、加速寿命試験（ALT; accelerated life testing）を計画できます。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。追加試験は、試験データを増やすことによって、信頼性の予測における分散を小さくするのに役立ちます。

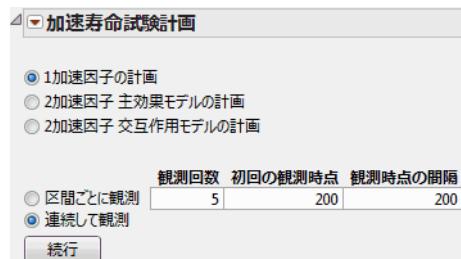
「加速寿命試験計画」プラットフォームでは、1つまたは2つの加速因子の試験を計画できます。加速因子が2つの場合は、必要に応じて、交互作用のあるモデルも選択できます。最適化の基準として、D-最適化または2種類のI-最適化のいずれかを選択できます。

計画に際しては、加速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ぬの通常ですが、不確実性を考慮した事前分布をパラメータに対して指定することもできます。故障時間の分布には、対数正規分布またはWeibull分布のいずれかを選択できます。

「加速寿命試験計画」プラットフォームの使用

1. 「加速寿命試験計画」プラットフォームを起動するには、[実験計画 (DOE)] > [加速寿命試験計画] を選択します。

図12.2 最初に表示される「加速寿命試験計画」ウィンドウ



2. 加速因子の数が1つまたは2つのどちらであるかを選択します。
2因子の場合は、因子間の交互作用を含めるかどうかを選択できます。
3. [区間ごとに観測] または [連続して観測] を選択します。
故障しているかどうかを確認する時点が決められている場合には、[区間ごとに観測] を選択します。そして、観測回数、初回の観測時点、観測時点の間隔を指定します。
故障が生じるごとに、その時点を記録する場合には、[連続して観測] を選択します。
4. [続行] をクリックします。

加速因子の詳細を指定するためのウィンドウが表示されます。

図 12.3 加速因子の詳細ウィンドウ



5. 次のオプションを指定します。

因子名 加速因子の名前を入力します。

水準数 実験に含める因子の水準数を入力します。

因子の変換 因子の変換方法を [Arrhenius 摂氏]、[逆数]、[対数]、[平方根]、[線形] の中から選択します。

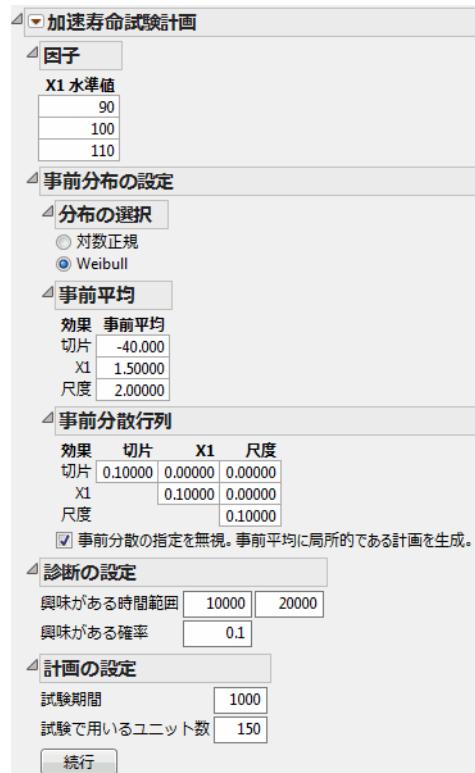
最低使用条件 最低使用条件の値を入力します。

最高使用条件 最高使用条件の値を入力します。

6. [続行] をクリックします。

事前分布の追加情報と、目的の実験条件を指定するためのウィンドウが表示されます。

図12.4 分布の詳細



7. 次のオプションを指定します。

因子 加速因子の水準の値を入力します。

分布の選択 故障分布として [Weibull] または [対数正規] を選択します。

事前平均 加速モデルのパラメータ値を入力します。これらの値には、現段階で想定される最も適切な値、もしくは、以前の実験結果から得られたパラメータ推定値を指定してください。

事前分散行列 加速モデルにおけるパラメータの分散および共分散を入力します。これらの値には、現段階で想定される最も適切な値、もしくは、以前の実験結果から推定された分散共分散行列を指定してください。

事前分散の指定を無視 分散共分散の指定を無視する場合は、このボックスにチェックマークをつけます。分散共分散の指定が無視された場合、「事前平均」に入力したパラメータを固定した値として計画が作成されます。この場合の計画は、局所最適計画 (locally optimal design) と呼ばれています。局所最適計画は、指定した事前平均パラメータが真の値に近い場合には、良い計画になります。しかし、局所最適計画は、指定したパラメータが真の値から離れてしまっていることに、頑健 (ロバスト) ではありません。分散共分散を考慮した場合は、パラメータに対する事前分布として多変量正規分布が仮定されます。これは、「事前平均」に入力された値が推定値に過ぎず、それらの推定値の不確実性を考慮して計画を作成したい場合に役立ちます。

診断の設定 次の値を入力します。

「興味がある時間範囲」には、故障確率を推定する時点を入力します。たとえば、100,000時間後の故障確率を推定する場合は、「100,000」と入力します。

「興味がある確率」には、時間を推定する故障確率を指定します。たとえば、10%のユニットが故障するまでの時間を推定する場合は、「0.1」と入力します。

計画の設定 次の値を入力します。

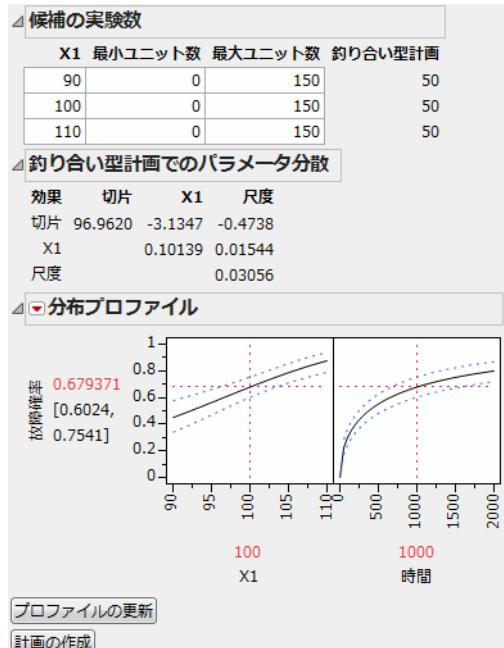
「試験期間」には、試験を実施する時間の長さを入力します。

「試験で用いるユニット数」には、試験で用いるユニットの個数を入力します。既存の試験に追加試験を行う場合には、前回の試験におけるユニット数に、今回のユニット数を加算します。新たな試験を計画している場合は、試験に用いたいユニット数を入力します。

8. [続行] をクリックします。

新しいアウトラインノード（図12.5を参照）が表示されます。

図12.5 追加のアウトラインノード



候補の実験数 加速因子の水準ごとに、最小および最大の実験数を入力します。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」に水準ごとに入力します。

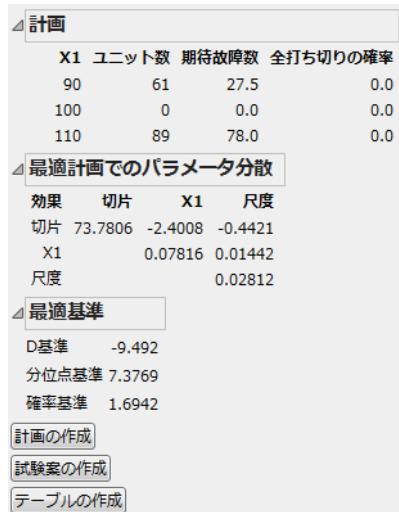
釣り合い型計画でのパラメータ分散 釣り合い型計画（加速因子の各水準における実験数が同じ計画）での、モデルパラメータの分散共分散行列の期待値が表示されます。これらの値は、指定された事前平均や事前分散が正しいものとして計算されています。

これらの値を「事前分散行列」に入力した値と比較して、釣り合い型計画においてパラメータ推定値の分散がどれくらい改善されるかを確認できます。また、【計画の作成】をクリックした後で、最終的に表示される最適計画のパラメータ分散と比較することもできます。

分布プロファイル このプロファイルでは、さまざまな加速因子と時間に対して、ユニットが故障する確率を視覚的に確認することができます。

9. 「分布の選択」、「事前平均」、「事前分散行列」、「計画の設定」、「候補の実験数」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。
10. 【計画の作成】をクリックして最適計画を作成し、結果を表示します。

図12.6 計画結果



以下に、【計画の作成】をクリックした後で表示される結果について説明します。

「計画」レポートには、加速因子の水準ごとに、指定された設定における故障数の期待値が表示されます。また、故障数がゼロとなる確率も表示されます。

「最適計画でのパラメータ分散」レポートには、最適計画における、モデルパラメータの分散共分散行列の期待値が表示されます。これらの値は、指定された事前平均や事前分散が正しいものとして計算されています。最適計画における結果を「釣り合い型計画でのパラメータ分散」の値と比較して、最適計画の方が釣り合い型計画よりもパラメータ分散を小さくできているかどうかを確認できます。

「最適基準」レポートには、計画の最適化において使われた基準の値が表示されます。最適化基準の詳細については、「[プラットフォームオプション](#)」(282ページ) を参照してください。

「分布の選択」、「事前平均」、「事前分散行列」、「計画の設定」、「候補の実験数」の設定を変更した場合は、現在の計画を更新するには、もう一度、**【計画の作成】** ボタンをクリックしてください。

【試験案の作成】 ボタンをクリックすると、加速因子の水準の値と、水準ごとのユニットの個数を含むデータテーブルが作成されます。

【テーブルの作成】 ボタンをクリックすると、試験データの記録に利用できるテーブルが作成されます。

プラットフォームオプション

「加速寿命試験計画」の赤い三角ボタンをクリックすると、次のオプションがメニューに表示されます。

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。

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】 は、モデル係数の分散を最小化する計画を作成します。

【時間 I- 最適計画の作成】 は、時間の予測分散を最小化する計画を作成します。**「診断の設定」** (280ページ) で指定した故障確率における時間を予測したときの予測分散が最小化されます。

【確率 I- 最適計画の作成】 は、故障確率の予測分散を最小化する計画を作成します。**「診断の設定」** (280ページ) で指定した時間における故障確率を予測したときの予測分散が最小化されます。

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。これは、数値積分の計算速度と計算精度に影響します。詳細は、「非線形計画」の章の **「非線形計画の詳細オプション」** (303ページ) を参照してください。

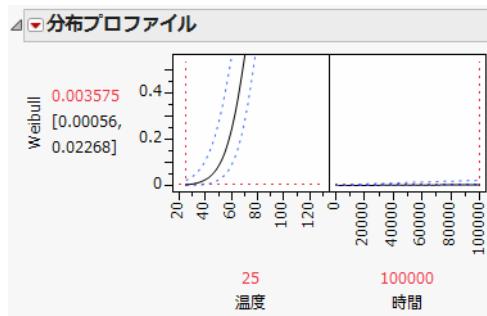
例

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、既存の試験の結果から、追加試験を計画する方法を紹介します。

加速寿命試験が実行され、その結果が「Capacitor ALT.jmp」サンプルデータテーブル（「Design Experiment」フォルダ内）に保存されています。50個のユニットを3つの温度条件下（摂氏85°、105°、125°）で1500時間試験しました。試験結果から得られたモデルに基づき、通常の使用条件下（25°）で100,000時間使った場合の故障率を予測します。

1. 「Design Experiment」フォルダの「Capacitor ALT.jmp」データテーブルを開きます。
 2. 「寿命の二変量」スクリプトを実行します。
 3. 「分布プロファイル」で、「温度」に「25」、「時間」に「100,000」と入力します。
- 図 12.7 のようなプロファイルが表示されます。

図12.7 コンデンサモデルの「分布プロファイル」



25°で100,000時間使用した場合の推定故障率は0.00358、信頼区間は0.00056から0.0227であることがわかります。信頼区間の幅を狭くするには、追加の試験を行ってデータを増やす必要があります。

このような場面で追加試験を計画するには、「加速寿命試験計画」プラットフォームを使用します。次の手順に従ってください。

1. 「実験計画(DOE)」 > 「加速寿命試験計画」を選択します。
2. 「1 加速因子の計画」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。
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. 「温度の水準値」に「85」、「95」、「105」、「115」、「125」と入力します。
8. 「分布の選択」で「Weibull」を選択します。
9. 「事前平均」で、「寿命の二変量」の「推定値」レポートに表示されている加速モデルパラメータを入力します。図12.8を参照してください。
 - 「切片」に「-35.200」と入力します。
 - 「温度」に「1.389」と入力します。
 - 「尺度」に「1.305」と入力します。

図12.8 「寿命の二変量」の「推定値」

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

「寿命の二変量」の出力の「推定値」レポートの中に、「共分散行列」レポートがあります。加速モデルにおけるパラメータの分散は、22、0.025、0.013となっています。これらの値を、最終的に得られる結果と比較します。

10. 「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。
 11. 「試験期間」に「1500」と入力します。
 12. 「試験で用いるユニット数」に「300」と入力します。前回の実験では150個のユニットを使用しましたが、次の実験でさらに150個使用するため、合計で300個になります。
- 設定後のウィンドウを図12.9に示します。

図 12.9 設定後のウィンドウ

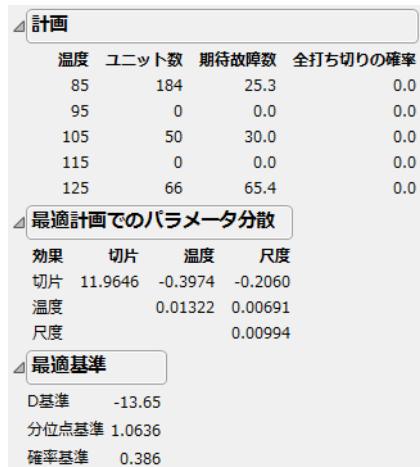


13. [続行] をクリックします。
14. 前回の実験のユニットを考慮するため、「候補の実験数」で次の値を入力します。
 - 85°の「最小ユニット数」に「50」と入力します。
 - 105°の「最小ユニット数」に「50」と入力します。
 - 125°の「最小ユニット数」に「50」と入力します。
15. 「加速寿命試験計画」の赤い三角ボタンをクリックし、メニューから [ALT最適化基準] > [確率 I-最適計画の作成] を選択します。

16. [計画の作成] をクリックします。

最適実験計画が、他の結果とともに表示されます。図12.10を参照してください。

図12.10 最適計画



最適計画は、「試験で用いるユニット数」、「候補の実験数」、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、温度の各水準におけるユニット数は次のようにになります。

- 85° で184個。前回の実験で50個使用しているため、追加のユニットが134個必要です。
- 95° で0個。次の実験でも、この温度で実験する必要はありません。
- 105° で50個。前回の実験ですでに50個使用しているため、追加のユニットは不要です。
- 115° で0個。次の実験でも、この温度で実験する必要はありません。
- 125° で66個。前回の実験で50個使用しているため、追加のユニットが16個必要です。

これら300個のうち150個はすでに実験されており、 $134+16=150$ 個だけが追加で実験されます。

加速モデルパラメータの分散の期待値が表示されます。データが補充されたため、3つの分散はすべて、元の「寿命の二変量」レポートの値と比べて小さくなっています。

「分布プロファイル」で、「温度」に「25」、「時間」に「100,000」と入力します。推定故障率は0.00357、推定信頼区間は0.00106から0.01201です。追加のユニットを試験した結果、前回の実験で得られた区間よりも狭くなっています。

区間をさらに狭くする場合は、さらに追加の実験を行い、300個よりも多くのユニットを試験する必要があります。

第 13 章

非線形計画



パラメータに関して非線形であるモデルの実験計画は、[実験計画 (DOE)] メニューから、またはJMPスタートナーの [実験計画 (DOE)] カテゴリから選択できます。

線形モデルと比較した場合、非線形モデルには、長所と短所があります。

長所は、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も、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も表すことができます。

短所は、現象そのものと非線形計画ツールについて深い知識を必要とする点です。

目次

非線形計画の例	289
非線形回帰のあてはめを使ってパラメータの事前分布を定義する	289
事前データなしで非線形計画を作成する	295
非線形計画の作成	299
応答列と、計算式を含んだ因子列を特定する	300
非線形計画ダイアログボックスで因子とパラメータを設定する	300
実験回数を入力し、計画をプレビューする	301
テーブルを作成または拡張する	302
非線形計画の詳細オプション	303

非線形計画の例

JMPの非線形計画では、パラメータに関して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することができます。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精度の良い予測を行うことができます。

JMPの非線形計画を使用するときは、次の条件を満たしたデータが必要です。

- 各因子に1つずつ列がある
- 応答の列がある
- 因子と応答の関係を表す計算式を含んだ列がある

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。

この節で紹介する最初の例では、事前にデータがある状況を想定し、非線形計画の作成方法を説明します。2つ目の例では、データはないものの、パラメータ推定値を計算するための妥当な開始値がある状況を紹介します。

非線形回帰のあてはめを使ってパラメータの事前分布を定義する

すでに実験を実行し、収集したデータをJMPデータテーブルに保存してあるとしましょう。モデルにおけるパラメータ推定値の推定精度を改善するために、このデータテーブルに実験を追加しましょう。

この例に従って作業するため、JMPのインストール時に自動的に作成されたサンプルデータのフォルダに移動し、「Nonlinear Examples」フォルダ内の「Chemical Kinetics.jmp」データテーブルを開いてください。

「Chemical Kinetics.jmp」(図13.1)には「モデル(x)」という列があります。この列には計算式が含まれており、その計算式に従って計算された値が表示されています。しかし、計算式で使われているパラメータの値は、あてずっぽうの値です。

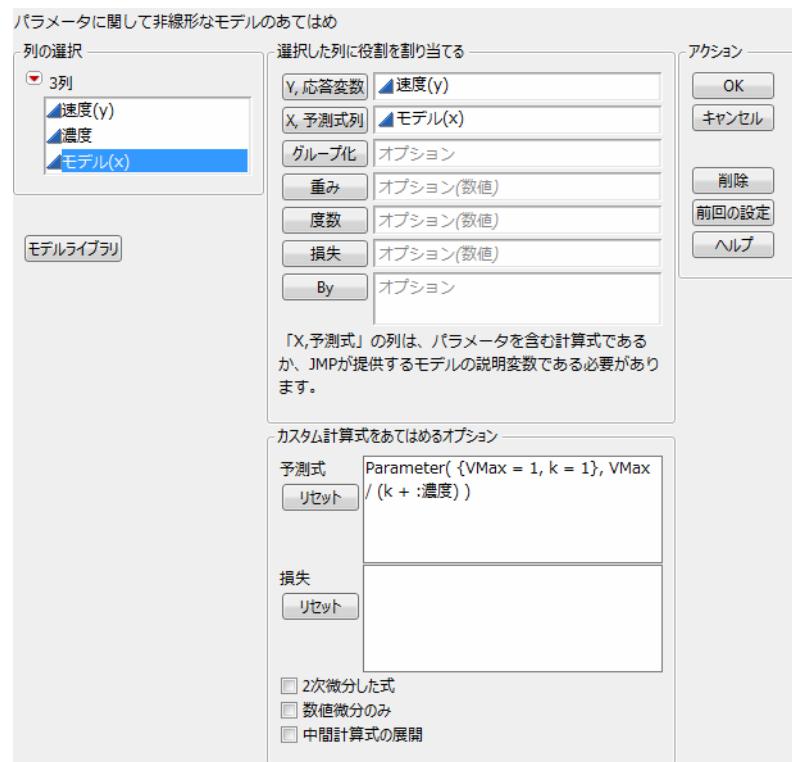
図13.1 「Chemical Kinetics.jmp」データテーブル

	速度(y)	濃度	モデル(x)
1	0.0773895	0.417	0.705716302
2	0.0688714	0.417	0.705716302
3	0.0819351	0.417	0.705716302
4	0.0737034	0.833	0.545553737
5	0.0738753	0.833	0.545553737
6	0.0712396	0.833	0.545553737
7	0.065042	1.67	0.3745318352
8	0.0547667	1.67	0.3745318352
9	0.0497128	3.75	0.2105263158
10	0.0642727	3.75	0.2105263158
11	0.0613005	6.25	0.1379310345
12	0.0643576	6.25	0.1379310345
13	0.0393892	6.25	0.1379310345

そこで、まず非線形最小2乗法でモデルをあてはめ、パラメータ推定値を改善してみましょう。

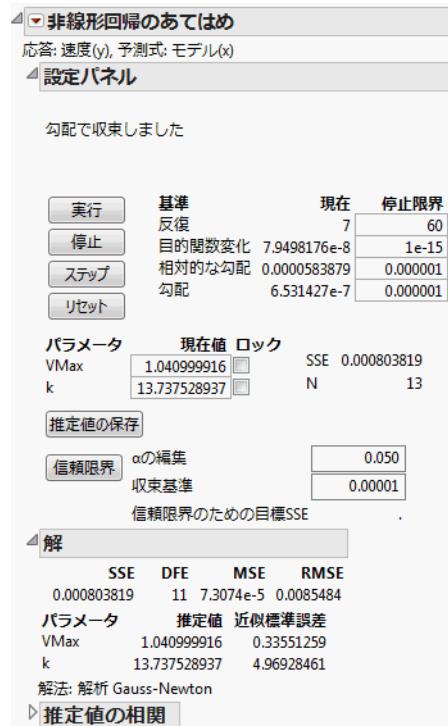
1. [分析] > [モデル化] > [非線形回帰] を選択します。
2. 「非線形回帰」起動ダイアログボックスで、「速度(y)」を選択して [Y, 応答変数] をクリックします。
3. 「モデル(x)」を選択して [X, 予測式列] をクリックします（図13.2）。起動ダイアログボックスに「モデル(x)」の計算式が表示されます。

図13.2 「非線形回帰」起動ダイアログボックス



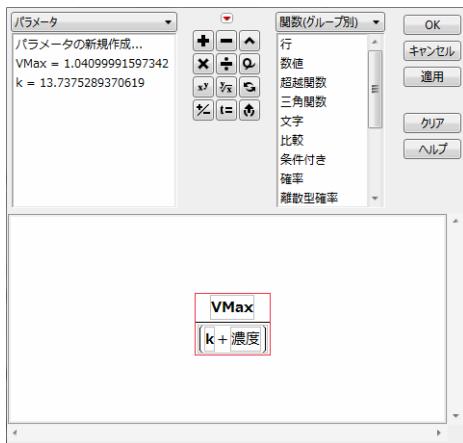
4. 起動ダイアログボックスの [OK] をクリックして、非線形回帰の設定パネルを表示します。
5. 設定パネルの [実行] をクリックして、推定値を求めます（図13.3）。

図13.3 非線形回帰のあてはめ結果



6. [信頼限界] ボタンをクリックして、「解」レポートに信頼区間を追加します。
「VMax」と「k」の推定値は漸近正規性を持ち、その信頼区間は正規分布で近似できます。JMPで非線形計画を作成するときは、これらの信頼区間の値を使用します。
7. [推定値の保存] をクリックすると、新しく計算されたパラメータの値が「Chemical Kinetics.jmp」データテーブルの「モデル(x)」列に挿入されます。
「列」パネルの「モデル(x)」の横の「+」記号をクリックして、計算式を表示します。計算式エディタの左上隅にあるメニューから [パラメータ] を選択して、新しいパラメータ推定値を表示します。

図13.4 新しいパラメータ推定値

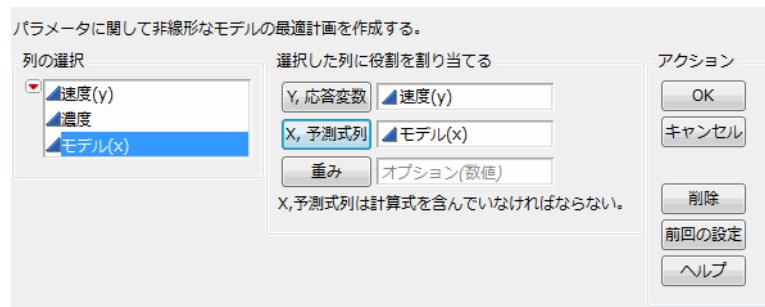


注：非線形回帰の分析レポートは、次に紹介する実験計画(DOE)の「非線形計画」ダイアログボックスで必要になるので、開いたままにしておきましょう。

次に、この非線形モデルに対する実験計画を作成します。

1. 「Chemical Kinetics.jmp」データテーブルを開いた状態で [実験計画(DOE)] > [非線形計画] を選択します。
2. 起動ダイアログボックスが開いたら、先ほど紹介した「非線形回帰」起動ダイアログボックスと同じように入力を行います。つまり、「速度(y)」を選択して [Y, 応答変数] をクリックし、「モデル(x)」を選択して [X, 予測式列] をクリックします。入力が完了すると、図13.5のようになります。

図13.5 「非線形計画」起動ダイアログボックス



3. [OK] をクリックすると、「非線形計画」の「因子」パネルと「パラメータ」パネルが入力済みの状態で表示されます（図13.6）。

図13.6 「非線形計画」の「因子」パネルと「パラメータ」パネル

The screenshot shows the JMP Nonlinear Design interface. It consists of three main panels:

- 因子 (Factors) Panel:** Shows a table with one row for '濃度' (Concentration). The '名前' (Name) column is '濃度', '役割' (Role) is '連続変数' (Continuous), and '値' (Value) is a table with two rows: 0.417 and 6.25.
- パラメータ (Parameters) Panel:** Shows a table with two rows: 'VMax' and 'k'. Both have '正規分布' (Normal Distribution) as their '分布' (Distribution). The '値' (Value) table shows their current estimates: 0.520499957986711 and 1.56149987396013 for VMax, and 6.86876446853097 and 20.6062934055929 for k.
- 計画の生成 (Design Generation) Panel:** Contains a text input field for '実験回数の指定' (Number of experiments) with the value '17' and a '計画の生成' (Generate Design) button.

「Chemical Kinetics.jmp」(図13.1) では、「濃度」の値が0.417～6.25の範囲内にあるので、この2つの値が「因子」パネルにそれぞれ最小値および最大値として表示されます。

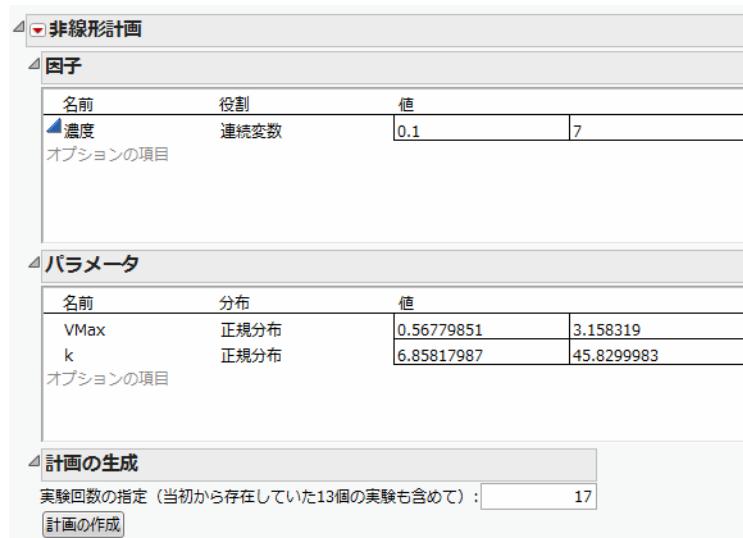
4. 「濃度」の因子範囲を変更し、0.1～7に広げます(図13.7)。

パラメータ「VMax」と「k」の事前分布が「正規分布」になっていますが、この例では適切なのでこのまま使用します。この2つのパラメータの現在における不確かさを、先ほどの分析結果を用いて変更します。

5. 信頼限界を追加した後で図13.3の分析レポートに戻ります。「解」テーブルに表示されている「VMax」と「k」の下側および上側信頼限界を見てください。「VMax」と「k」の値を、表示されている信頼限界に変更します(図13.7)。

これでパラメータの不確定さを指定したことになります。

図 13.7 因子とパラメータの値を変更



「非線形計画」タイトルバーにあるメニューのコマンドを使用して最良の計画を設定します。

6. タイトルバーのメニューから **開始点の数** を選択し、テキストボックスに「100」と入力します。
7. **詳細オプション** > **モンテカルロ標本数** を選択し、テキストボックスに「2」と入力します。
8. **計画の作成** をクリックすると、計画のプレビューが表示されます（図 13.8）。追加の実験に関しては、結果が図と異なる場合があります。

図 13.8 実験数の選択

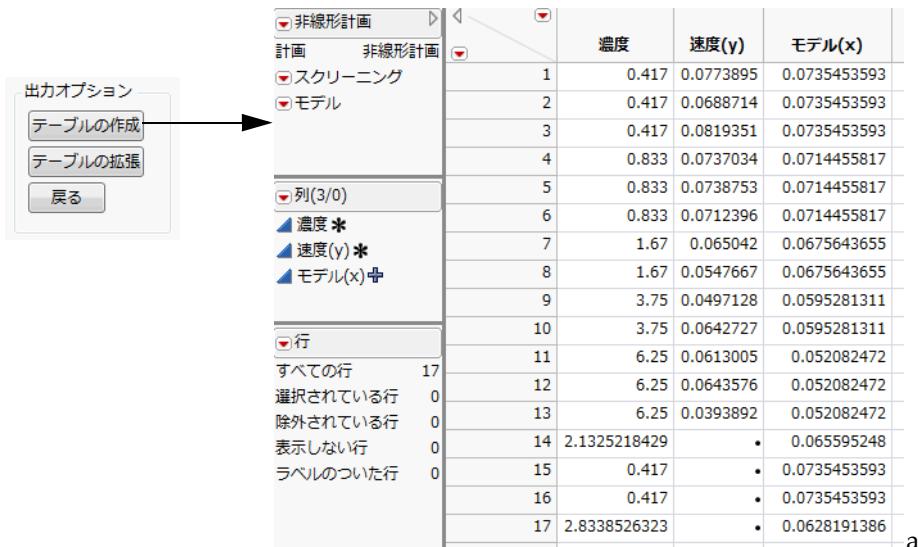
実験	濃度	速度(y)
1	0.417	0.07739
2	0.417	0.068871
3	0.417	0.081935
4	0.833	0.073703
5	0.833	0.073875
6	0.833	0.07124
7	1.67	0.065042
8	1.67	0.054767
9	3.75	0.049713
10	3.75	0.064273
11	6.25	0.061301
12	6.25	0.064358
13	6.25	0.039389
14	2.132522	.
15	0.417	.
16	0.417	.
17	2.833853	.

9. [テーブルの作成] をクリックします。

作成されるJMP計画テーブルは、非線形計画によって定義された実験で構成されています（図13.9）。

注：この例では、サンプルデータ（「Chemical Kinetics.jmp」）を上書きしないように、新しいデータテーブルを作成しました。しかし、ほとんどのケースでは、非線形計画の [テーブルの拡張] オプションを使って元のテーブルに実験を追加するのが普通です。このオプションを使うと、計画に表示されている新しい実験が既存のデータテーブルに追加されます。

図13.9 非線形計画でテーブルを作成



		濃度	速度(y)	モデル(x)
1	0.417	0.0773895	0.0735453593	
2	0.417	0.0688714	0.0735453593	
3	0.417	0.0819351	0.0735453593	
4	0.833	0.0737034	0.0714455817	
5	0.833	0.0738753	0.0714455817	
6	0.833	0.0712396	0.0714455817	
7	1.67	0.065042	0.0675643655	
8	1.67	0.0547667	0.0675643655	
9	3.75	0.0497128	0.0595281311	
10	3.75	0.0642727	0.0595281311	
11	6.25	0.0613005	0.052082472	
12	6.25	0.0643576	0.052082472	
13	6.25	0.0393892	0.052082472	
14	2.1325218429		• 0.065595248	
15	0.417		• 0.0735453593	
16	0.417		• 0.0735453593	
17	2.8338526323		• 0.0628191386	a

新しく生成された実験は、濃度の許容範囲が広いため、「 k 」と「 V_{max} 」の推定精度が高くなります。

事前データなしで非線形計画を作成する

次に、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。

この例に従って作業を進めるために、JMPのインストール時に自動的に作成されたサンプルデータのフォルダに移動し、「Design Experiment」フォルダ内の「Reaction Kinetics Start.jmp」を開きます。このテーブルはテンプレートなので、列にプロパティや計算式が保存されているだけでデータはありません。まだ計画の作成とデータの収集を行う前の状態です。

このテーブルの「収率モデル」に保存されている計算式を「非線形計画」プラットフォームで使用します。この計算式をモデル式として、非線形モデルに対する実験計画を作成します。

図13.10 「収率モデル」の計算式

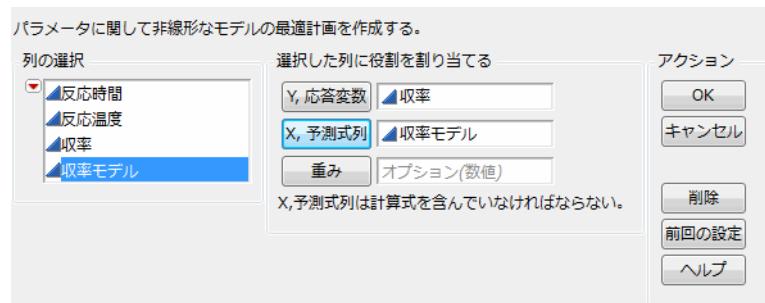
$$\frac{100 * \frac{\exp\left[t1 - \frac{[1.9279 * 10^4]}{\text{反応温度}}\right] * \left[\exp\left[-\exp\left[t1 - \frac{[1.9279 * 10^4]}{\text{反応温度}}\right] * \text{反応時間}\right] - \exp\left[-\exp\left[t3 - \frac{[1.6819 * 10^4]}{\text{反応温度}}\right] * \text{反応時間}\right]}{\left[\exp\left[t3 - \frac{[1.6819 * 10^4]}{\text{反応温度}}\right] - \exp\left[t1 - \frac{[1.9279 * 10^4]}{\text{反応温度}}\right]\right]}}$$

このモデルは、Box and Draper (1987) によるものです。計算式は、逐次反応における中間生成物の相対収率を予測するもので、時間と温度の関数になっています。

1. 「Reaction Kinetics Start.jmp」データテーブルを開いたまま、[実験計画(DOE)] > [非線形計画] を選択し、起動ダイアログボックスを開きます。
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」(計算式のある列)を選択し、[X, 予測式] をクリックします。

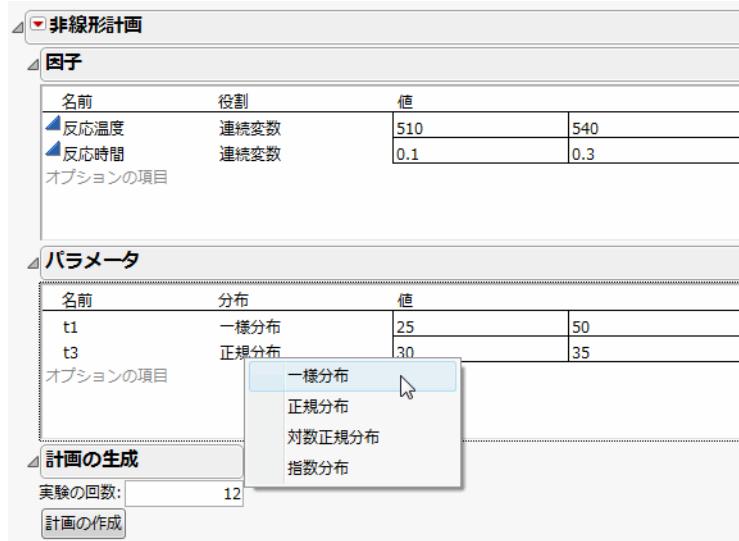
ダイアログボックスは、図13.11のようになります。

図13.11 「非線形計画」起動ダイアログボックス



4. [OK] をクリックすると、「非線形計画」の「因子」パネルと「パラメータ」パネルが表示されます(図13.12)。
5. 2因子に対し、妥当な値の範囲を指定します(経験に基づいて推定します)。この例では、「反応温度」の値を510～540とします。「反応時間」の値は0.1～0.3とします。
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。
7. 各パラメータの [分布] をクリックし、デフォルトの [正規分布] を [一様分布] に変更します(図13.12)。
8. 「計画の生成」パネルで実験の回数を「12」に指定します。

図13.12 因子の値、パラメータの分布、実験の回数を指定



9. [計画の作成]、次に [テーブルの作成] をクリックします。図13.13のようなテーブルが作成されます。

図13.13 計画テーブル

	反応温度	反応時間	収率	収率モデル
1	540	0.3	•	58.093235
2	537.26797702	0.1	•	50.4156452
3	537.26797702	0.1	•	50.4156452
4	540	0.3	•	58.093235
5	537.26797702	0.1	•	50.4156452
6	537.26797702	0.1	•	50.4156452
7	540	0.3	•	58.093235
8	537.26797702	0.1	•	50.4156452
9	510	0.1	•	11.2590804
10	540	0.3	•	58.093235
11	540	0.3	•	58.093235
12	510	0.109057781	•	12.1912137

10. 応答である「収率」の値を含めてデータを分析するため、JMPのインストール時に自動的に作成されたサンプルデータのフォルダを開き、「Design Experiment」フォルダ内の「Reaction Kinetics.jmp」データテーブルを開きます（図13.14）。

図13.14 「Reaction Kinetics.jmp」 データテーブル



	反応温度	反応時間	収率	収率モデル
1	540	0.3	57	58.093235
2	540	0.11	56	57.3016426
3	540	0.3	59	58.093235
4	530	0.2	53	54.9142081
5	510	0.1	12	11.2590804
6	540	0.3	57	58.093235
7	540	0.3	59	58.093235
8	510	0.1	10	11.2590804
9	517	0.1	18	17.8546023
10	530	0.21	56	55.9838913
11	540	0.11	56	57.3016426
12	540	0.3	59	58.093235

まず、重ね合わせプロットで計画領域を確認しましょう。

11. [グラフ] > [重ね合わせプロット] を選択します。
12. すでに指定されている列を削除します。
13. 「反応温度」を選択し、[Y] をクリックします。
14. 図13.15の「重ね合わせプロット」起動ダイアログボックスを参考に、「反応時間」を選択し、[X] をクリックします。
15. [OK] をクリックすると、図13.15のような重ね合わせプロットが表示されます。

図13.15 重ね合わせプロットの作成

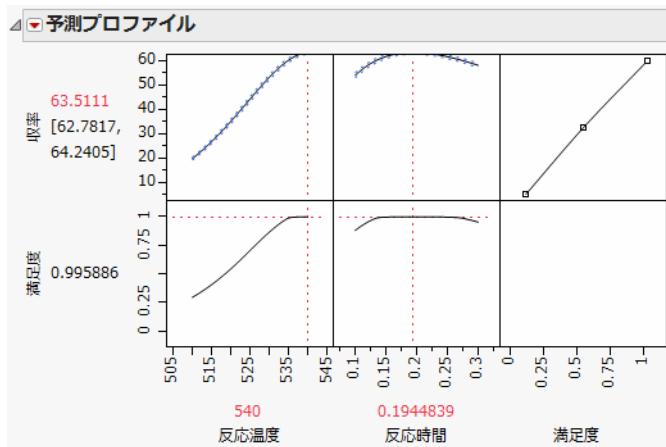


点が計画領域の角に位置していないことがわかります。特に、温度が低く時間が長い状況を示すグラフの右下には点がまったくありません。

16. [分析] > [モデル化] > [非線形回帰] を選択します。
17. すでに指定されている列を削除します。
18. 「収率」を選択し、[Y, 応答変数] をクリックします。
19. 「収率モデル」を選択して [X, 予測式列] をクリックし、[OK] をクリックします。
20. 「非線形回帰のあてはめ」の「設定パネル」で [実行] ボタンをクリックします。
21. 「非線形回帰のあてはめ」タイトルバーの赤い三角ボタンをクリックし、[プロファイル] > [プロファイル] を選択します。
22. 収率を最大にするため、「予測プロファイル」タイトルバーの赤い三角ボタンをクリックし、[満足度の最大化] を選択します。

収率の値は、反応温度が540ケルビン温度、反応時間が0.1945分のときに63.5%と最大になります。

図13.16 収率が最大になる時間と温度の設定



非線形計画の作成

まず、計算式が列に保存されているデータテーブルを開きます（計算式についての詳細は、『JMPの使用法』を参照）。計算式にはパラメータが含まれている必要があります。

[実験計画(DOE)] > [非線形計画] を選択するか、JMPスタートーの [実験計画(DOE)] カテゴリの [非線形計画] ボタンをクリックします。その後、次のステップを実行します。

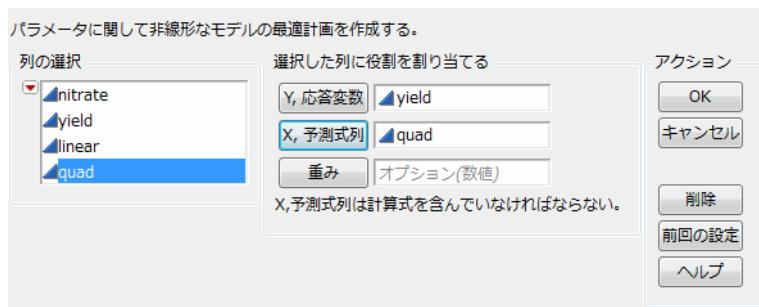
- 「応答列と、計算式を含んだ因子列を特定する」 (300ページ)
- 「非線形計画ダイアログボックスで因子とパラメータを設定する」 (300ページ)

- 「実験回数を入力し、計画をプレビューする」(301ページ)
- 「テーブルを作成または拡張する」(302ページ)

応答列と、計算式を含んだ因子列を特定する

- パラメータを含む計算式が列に保存されているデータテーブルを開きます。この例では、JMP のインストール時に自動的に作成されたサンプルデータフォルダの「Nonlinear Examples」フォルダ内にある「Corn.jmp」データテーブルを使用します。
- 【実験計画(DOE】 > 【非線形計画】を選択して起動ダイアログボックスを開きます。
- 「yield」を選択し、【Y, 応答変数】をクリックします。応答の列に欠測値がないことを確認します。
- 「quad」を選択し、【X, 予測式列】をクリックします。「quad」変数には、「nitrate」と3つのパラメータを含む計算式が保存されています(図13.17)。
- 起動ダイアログボックスの【OK】をクリックすると、非線形計画のパネルが表示されます。

図13.17 応答(Y)と非線形モデル計算式(X)の列を指定



非線形計画ダイアログボックスで因子とパラメータを設定する

まず、「quad」の計算式を見てみると、パラメータが3つあります(図13.18)。これらのパラメータと初期値は、「非線形計画」ダイアログボックスの「パラメータ」パネルに表示されます。

図13.18 「quad」の計算式に含まれるパラメータa、b、c

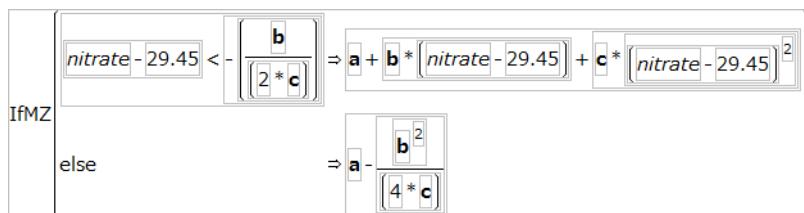


図13.19に、因子とパラメータの名前および値を設定する方法を示します。

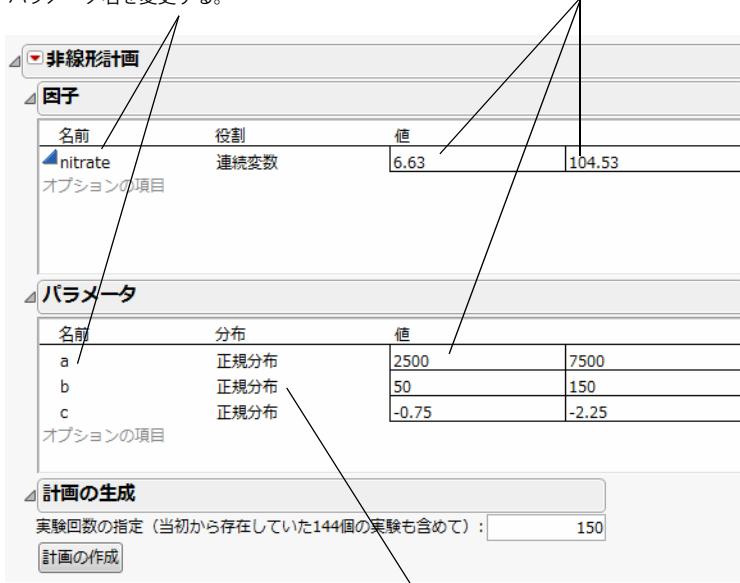
- 因子とパラメータの初期値は、妥当なので変更せずに使用します。

- 必要であれば、パラメータの [分布] を [一様分布] に変更します (図13.19)。

図13.19 因子とパラメータの設定

ダブルクリックして因子名または
パラメータ名を変更する。

因子の値をクリックして入力または変更する。



クリックして [一様分布]、[正規分布]、[対数正規分布]、
[指数分布] の中から分布を選択する。

実験回数を入力し、計画をプレビューする

- 「計画の生成」パネルには、デフォルトの実験回数として 150 が表示されています。この実験回数は、すでにデータが取られているものも含みます。ここでは、全体で 147 回の実験を行うとしましょう。144 行がすでにデータテーブルに存在しますので、3 回の実験を追加する必要があります。「実験の回数」テキストボックスに「147」と入力します。
- データテーブルを作成する前に、「計画の作成」をクリックして計画のプレビューを表示します。図13.20 は、計画の一部を示しています。

図 13.20 計画の確認

非線形計画

因子

パラメータ

計画

実験	nitrate	yield
1	9.59	4713
2	7.51	1049.45
3	8	1537.89
4	13.93	5116.24
5	29.1	8835.98
6	32.91	9849.72
7	52.68	9588.95
8	64.24	9474.68
9	23.41	6650.39
10	20.09	7783.35
11	38.36	9485.95
12	47.4	9138.61
13	68.23	8079.86
14	24.58	2843.44
15	18.56	6237.16
16	26.32	7961.7
17	30.98	8691.12

テーブルを作成または拡張する

3. 最後のステップでは、[テーブルの作成] または [テーブルの拡張] をクリックします。[テーブルの作成] は、すべての実験をまとめた新しいテーブルを作成するコマンドです (図 13.21)。[テーブルの拡張] は、元のテーブルに実験を追加します。

図 13.21 非線形計画のテーブル (一部)

非線形計画

計画 非線形計画

スクリーニング

モデル

列(3/0)

nitrate *

yield *

quad +

行

すべての行 147

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

	nitrate	yield	quad
1	9.59	4713	2422.3706
2	7.51	1049.45	2083.9546
3	8	1537.89	2164.84625
4	13.93	5116.24	3086.6944
5	29.1	8835.98	4964.81625
6	32.91	9849.72	5328.0426
7	52.68	9588.95	6513.55065
8	64.24	9474.68	6666.66667
9	23.41	6650.39	4341.2776
10	20.09	7783.35	3932.5856
11	38.36	9485.95	5771.91785
12	47.4	9138.61	6311.69625
13	68.23	8079.86	6666.66667
14	24.58	2843.44	4477.42465
15	18.56	6237.16	3733.11185
16	26.32	7961.7	4672.30465

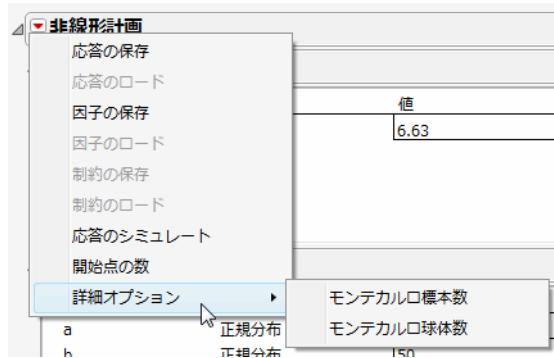
非線形計画の詳細オプション

「非線形計画」には、上級ユーザ向けのオプションが2つ用意されています（図13.22）。これらのオプションは、非線形計画で解を求めるために、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ときの計算に関するものです。このような積分は、数値計算によって求めなければならず、複雑です。

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、数値積分する方法が使われます。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における評価を追加したRadau-Gauss-Laguerre求積法を使って計算されます。角度方向の積分の計算には、ランダム化Mysovskikh求積法が使用されます。角度方向の積分は、超球面上を積分するのと同じです。

注：事前分布の一部が正規分布でない場合、積分は、まず新しいパラメータが正規分布に従うように再パラメータ化され、動径・球面積分法が適用されます。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ため、パラメータの事前分布または範囲を変更する必要があるというメッセージが表示されます。

図13.22 非線形計画の詳細オプション



ここで、2つの詳細オプションについて技術的なことを説明します。

モンテカルロ標本数 1半径ごとに生成される多面体の個数を指定します。多面体は一つ一つが固定された点をもつものであり、このオプションは、点の数ではなく1半径あたりの多面体の個数を指定するものです。

モンテカルロ球体数 使用される半径の個数を指定します（半径0の点は除く）。デフォルトは2であり、球体が2つ、中心点が1つです。各半径値が、角度方向での積分を必要とします。各半径ごとに、角度方向での積分が行われます。そこでは、特定の頂点をもつ多面体を構築し、それをランダムに回転させます。

技術的な注: ここで説明している方法は、標準的な手法よりもずっと高速に、積分の近似が精度良く算出できます。たとえば、パラメータが6つのモデルに対して、半径の数を2、球あたりの標本数を1として、一般化された5次の計算方法を使えば、オブザベーション数が113個だけですが、良い近似が得られます。一方、一般的な求積方法である Simpson の規則で1次元を5分割した場合、 $5^6 = 15,625$ 回もの評価が必要となります。単純なモンテカルロ法の場合、同様の精度の近似を得るためにには、数千回の関数評価を行わないといけません。詳細については、Gotwalt, Jones, and Steinberg (2009) をご覧ください。

半径の数を0に設定した場合は、中心点だけが使用されます。この場合、パラメータの固定された1つの値に対してだけ最適な計画が作成される点に留意してください。場合によっては、それでも目的を十分に達成できることがあります。半径の数を0に設定した場合、数値積分が行われないので、計算時間は短くなります。

第14章

タグチ計画



米国でも1980年代において品質（quality）に対する意識が高まりましたが、このことに貢献したリーダーの一人が田口玄一先生です。品質管理や品質工学における田口先生の技術的貢献の1つは、工業分野での実験に対する新しいアプローチを提案したことです。タグチ計画の目的は、原材料やオペレータ、サプライヤー、環境の変化にともなう制御できないばらつきにかかわりなく、良好に動作する製品を開発することです。このような考えに基づく開発をロバストな（頑健な）エンジニアリングといいます。

タグチ計画で使われる多くの手法は、統計学でもよく使われてきたものです。たとえば、直交配列は、2水準、3水準、または混合水準の因子を使った一部実施要因計画です。タグチメソッドに固有の特徴は、制御因子と誤差因子、内側配置と外側配置、SN比（信号とノイズの比）です。

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形成し、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形成します。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】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要素です。制御因子は制御できる入力を表し、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は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】は、田口先生が唱えた方法のなかで、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比をサポートしています。

目次

タグチ計画の手法	307
タグチ計画の例	307
データの分析	310
タグチ計画の作成	312
応答の詳細を指定し、因子を追加する	312
内側配置と外側配置を選択する	313
コード化された計画の表示	313
計画テーブルの作成	314

タグチ計画の手法

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

目的	SN比の式
目標値に合わせる(望目特性)	$\frac{S}{N} = 10\log\left(\frac{\bar{Y}^2}{s^2}\right)$
大きい方が良い(望大特性)	$\frac{S}{N} = -10\log\left(\frac{1}{n}\sum_i \frac{1}{Y_i^2}\right)$
小さい方が良い(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、Baylock Manufacturing Corporationが実施した実験をByrne and Taguchi (1986) が論述したものです。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。

この例に従って作業を進めるために、JMPのインストール時に自動的に作成されたサンプルデータのフォルダを開き、「Design Experiment」フォルダ内の「Byrne Taguchi Data.jmp」を開きます。または、[実験計画(DOE)] > [タグチ配列]を選択して独自の計画テーブルを作成します。

表14.2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。

表14.2 制御因子と誤差因子

因子名	タイプ	水準	コメント
結合部長さ	制御	3	チューブとコネクタの締めしろ(結合部分の長さ)
高さ	制御	3	コネクタのブラケットの高さ
奥行き	制御	3	チューブをコネクタに差し込む奥行き

表14.2 制御因子と誤差因子（続き）

因子名	タイプ	水準	コメント
粘着率	制御	3	粘着率
時間	誤差	2	固定するまでの待ち時間
温度	誤差	2	温度
誤差3	誤差	2	相対湿度

作業を開始するために次の操作を行ってください。

1. [実験計画(DOE)] > [タグチ配列] を選択します。
2. 「タグチ計画」タイトルバー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。
3. 「ファイルを開く」ダイアログボックスが開いたら、JMP のインストール時に自動的に作成されたサンプルデータフォルダの「Design Experiment」フォルダにある「Byrne Taguchi Factors.jmp」テーブルを開きます。

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）。

図14.1 Byrne-Taguchi データの応答、制御因子、誤差因子

4. 内側配置計画にL9の直行配列を適用するため、[L9-Taguchi] を強調表示します。
5. 8水準の外側配置計画を作成するため、[L8] を強調表示します。
6. [続行] をクリックします。

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。

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。

図14.2 データを入力する前のタグチ計画

結合部長さ	高さ	奥行き	粘着率	パターン	---	--+	-+-	-++	++-	+-+	++-	+++	平均	SN比
1 1	1	1	1	----	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
2 1	2	2	2	-000	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
3 1	3	3	3	-+++	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
4 2	1	2	3	0-0+	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
5 2	2	3	1	00+-	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
6 2	3	1	2	0+-0	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
7 3	1	3	2	+-+0	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
8 3	2	1	3	+0-+	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
9 3	3	2	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. 実験データを確認するため、JMPのインストール時に自動的に作成されたサンプルデータフォルダの「Design Experiment」フォルダにある「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	奥行き	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

「Byrne Taguchi Data.jmp」のデータは、すでに分析の準備ができます。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. データテーブルの左上に表示されている「モデル」の赤い三角ボタンをクリックし、[スクリプトの実行]を選択します。「モデル」スクリプトによって「モデルのあてはめ」ダイアログボックスが表示されます(図14.4)。

「モデルのあてはめ」ダイアログボックスは、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。

図14.4 「Byrne Taguchi データ」の「モデルのあてはめ」ダイアログボックス



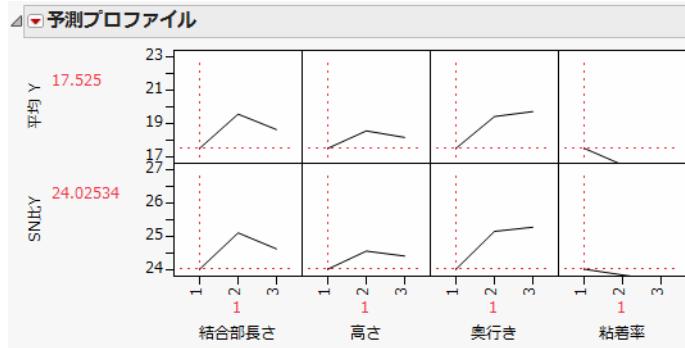
2. 「モデルのあてはめ」ダイアログボックスの [実行] をクリックします。

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」のタイトルバーの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。

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)。

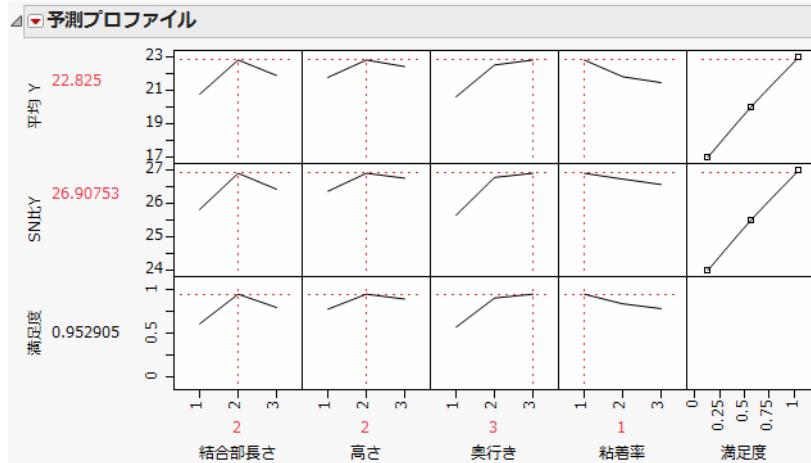
図14.5 予測プロファイル



4. 最適な設定を見つけるには、「予測プロファイル」タイトルバーの赤い三角ボタンをクリックし、[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。予測プロファイルの詳細については、『多変量分析』を参照してください。
5. 「予測プロファイル」タイトルバーの赤い三角ボタンをもう一度クリックし、[満足度の最大化]を選択すると、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。

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。

図14.6 「Byrne-Taguchi データ」の最適因子設定



タグチ計画の作成

タグチ計画を開始するには、[実験計画(DOE)] メニューの [タグチ配列] を選択するか、JMP スターターの [実験計画(DOE)] カテゴリの [タグチ配列] ボタンをクリックします。その後、次のステップを実行します。

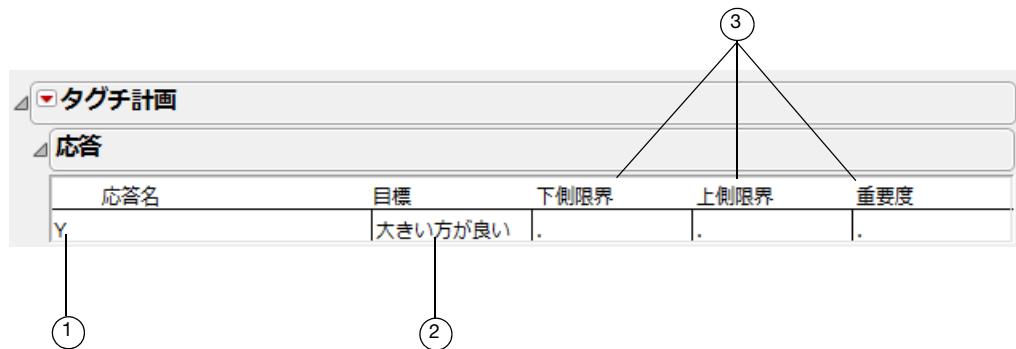
- 「応答の詳細を指定し、因子を追加する」 (312 ページ)
- 「内側配置と外側配置を選択する」 (313 ページ)
- 「コード化された計画の表示」 (313 ページ)
- 「計画テーブルの作成」 (314 ページ)

応答の詳細を指定し、因子を追加する

「応答」パネルには、デフォルトの応答が1つ表示されています。この応答に対して詳細を指定する方法を図 14.7 に示します。重要度と下側および上側限界の詳細については、「応答の重要度について」 (44 ページ) を参照してください。

- ダブルクリックして応答名を変更する。
- 応答の目標をクリックし、[大きい方が良い]、[目標値に合わせる]、[小さい方が良い]、[なし] のいずれかを選択する。
- クリックして下側限界、上側限界、重要度を入力する。

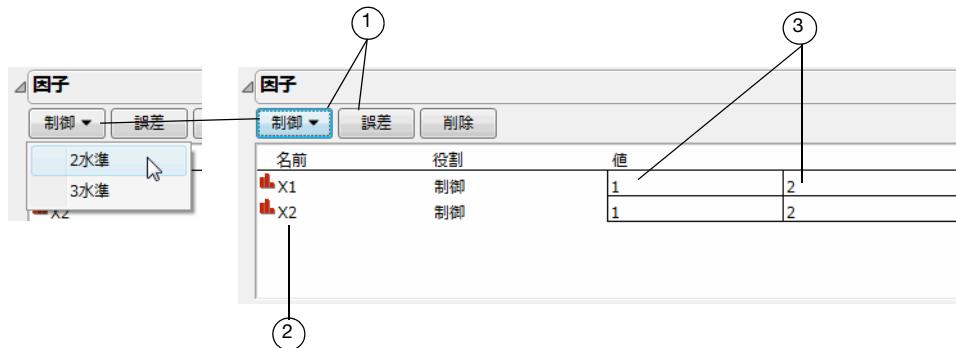
図 14.7 応答の設定



因子を設定する方法を図 14.8 に示します。

- 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。
- ダブルクリックして因子名を変更する。
- 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14.8 因子の追加

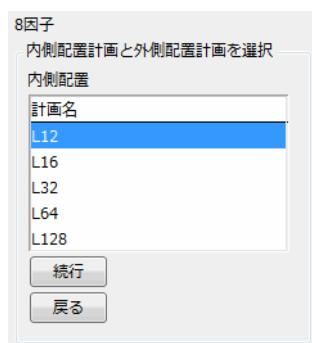


因子の追加が完了したら、[続行] をクリックします。

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14.9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、外側配置の選択肢も表示されます。2水準の制御因子を8つ入力し、[続行] をクリックします。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。この例では、L12計画を採用します。

図14.9 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14.10）。

図14.10 8因子のL12計画

8因子
タグチ配列L12
計画の説明と表示

△ コード化された計画

コード

-----+++
---++++-
-++-++-++
-++-++-+-
-++-++-+-
-++-++-+-
+--++-++-
++-++-++-
++-++-++-
++-++-++-
++-++-++-
++-++-++-
+---++-+-

「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。コード化された計画について詳しくは、「コード化された計画について」(160ページ) を参照してください。

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14.11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14.11 8因子のL12計画のタグチ計画

タグ配列L12		タグ配列L12		タグ配列L12		タグ配列L12		タグ配列L12		タグ配列L12		タグ配列L12		
計画	モデル	X1	X2	X3	X4	X5	X6	X7	X8	パターン	run 1	run 2	平均	SN比
	列(13/0)	1	1	1	1	1	1	1	1	-----	•	•	•	•
	X1*	2	1	1	1	1	2	2	2	-----+*	•	•	•	•
	X2*	3	1	1	2	2	2	1	1	-+*+-----	•	•	•	•
	X3*	4	1	2	1	2	2	1	2	-+*+*+*+	•	•	•	•
	X4*	5	1	2	2	1	2	2	1	-+*+*+*+	•	•	•	•
	X5*	6	1	2	2	2	1	2	2	-+*+*+*+	•	•	•	•
	X6*	7	2	1	2	2	1	1	2	-+*+*+*+	•	•	•	•
	X7*	8	2	1	2	1	2	2	2	-+*+*+*+	•	•	•	•
	X8*	9	2	1	1	2	2	2	1	-+*+*+*+	•	•	•	•
	パターン	10	2	2	2	1	1	1	2	-----*	•	•	•	•
	run 1	11	2	2	1	2	1	2	1	-+*+*+*+	•	•	•	•
	run 2	12	2	2	1	1	2	1	2	-+*+*+*+	•	•	•	•

第 15 章

実験計画の評価

「計画の評価」 プラットフォームの使用



「計画の評価」 プラットフォームでは、既存の実験計画を診断できます。計画を評価し、実験回数を減らしたときの影響や、モデルパラメータの推定可能性などをチェックできます。これらの情報によって、既存の計画がもつ長所・短所を確認できます。結果に応じてモデルの効果や交絡関係を変更すれば、変更した内容に従って、計画の診断統計量が更新されます。

注：「計画の評価」 プラットフォームは、JMP以外で作成された計画も診断できます。

計画の診断のために、次のような情報が表示されます。

- モデル効果の検出力分析
- 予測分散プロファイルと曲面プロット
- 推定効率
- 効果と交絡項の交絡
- 効果と交絡項の相関
- D 効率、 G 効率、 A 効率

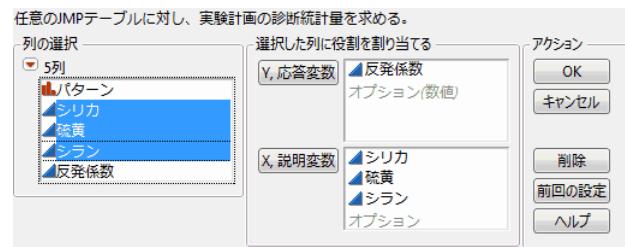
目次

「計画の評価」 プラットフォームの起動	317
「計画の評価」 レポート	317
計画の評価	318
例	322
一部の実験結果を除外したときの影響	323
モデルを変更した場合の影響の評価	326

「計画の評価」プラットフォームの起動

「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)] > [計画の評価] を選択します。図15.1は、「Design Experiment」サブフォルダにある「Bounce Data.jmp」サンプルデータテーブルの情報が読み込まれた状態の起動ウィンドウです。

図15.1 「計画の評価」起動ウィンドウ



この起動ウィンドウで、以下の列を指定してください。

Y, 目的変数 応答列を指定します。

X, 説明変数 効果列を入力します。

「計画の評価」レポート

この節では、「計画の評価」のレポートについて説明します。詳細については、「カスタム計画の作成」の章の「[カスタム計画の作成](#)」(43ページ) を参照してください。

因子 計画の因子とその役割（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、調整不可能）が表示されます。

モデル 実験データに対してあてはめるモデルの項が表示されます。ボタンによって、モデルに項を追加・削除できます。

交絡項 交絡項が表示されます。指定された交絡項は、交絡行列の計算に使われます。また、モデル項との相関も算出されます。ボタンによって、交絡項を追加・削除できます。デフォルトでは、2次の交互作用が交絡項として含まれます。

計画 計画の因子水準の設定が表示されます。テキストボックス形式の「応答の予想値」列もあります。「[「計画」レポート](#)」(51ページ) を参照してください。

計画の評価 計画を評価するための診断統計量を表示します。各部の簡単な説明については、「[「計画の評価」](#) (318ページ) を参照してください。詳細については、「[「計画の評価」](#) (51ページ) を参照してください。

計画の評価

「計画の評価」レポートには、計画をさまざまな側面から捉えた各種のレポートが表示されます。詳細については、「カスタム計画の作成」の章の「計画の評価」(51ページ)を参照してください。

検出力分析

「検出力分析」レポート(図15.2)では、モデルのパラメータの検定の検出力を計算できます。「有意水準」、「RMSEの予想値」、「係数の予想値」を指定できます。[係数の予想値に基づき変更]をクリックすると、検出力の計算結果が更新されます。それに伴い、「計画」レポートの「応答の予想値」の方も更新されます。または、「計画」レポートの「応答の予想値」の方を指定することも可能です。指定後に[応答の予想値に基づき変更]をクリックすると、「検出力分析」レポートの「検出力」の計算結果が更新されます。

「カスタム計画の作成」の章の「検出力分析」(52ページ)を参照してください。

図15.2 検出力の分析

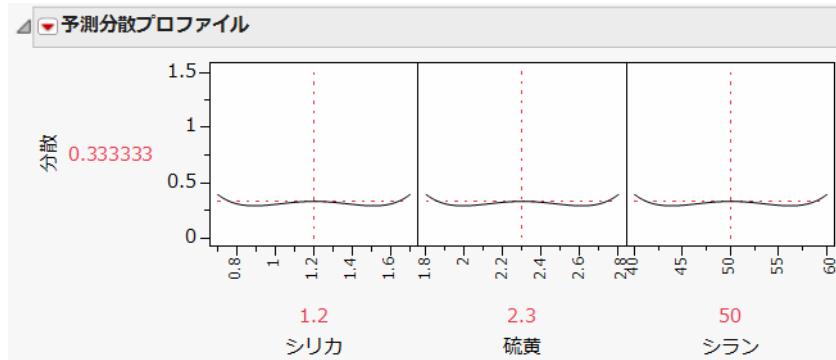


パラメータ	係数の予想値	検出力
切片	1	0.291
シリカ	1	0.623
シラン	1	0.623
硫黄	1	0.623
シリカ*シラン	1	0.368
シリカ*硫黄	1	0.368
硫黄*シラン	1	0.368
シリカ*シリカ	1	0.345
シラン*シラン	1	0.345
硫黄*硫黄	1	0.345

予測分散プロファイル

「予測分散プロファイル」は、予測の相対分散を表したプロファイルです。他の因子の値を固定したときの、各因子の関数として、予測の相対分散がプロットされます。図15.3を参照してください。予測分散がどのように変わるかを見るには、因子の縦の点線をドラッグします。計画領域における最大の予測分散を見つけるには、赤い三角ボタンをクリックし、[満足度の最大化]を選択します。

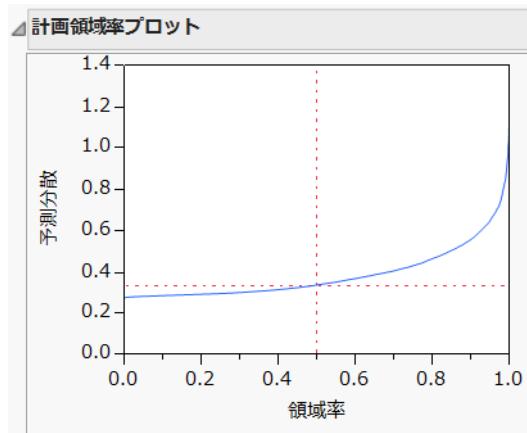
図15.3 予測分散プロファイル



計画領域率プロット

「計画領域率プロット」は、モデルの予測分散のうち、どれだけが特定の値より上（または下）にあるかを示します。図15.4を参照してください。これは、複数の因子がある場合に特に便利です。このプロットは、予測分散の状況を、すべての因子から構成される領域に占める割合で示したものです。

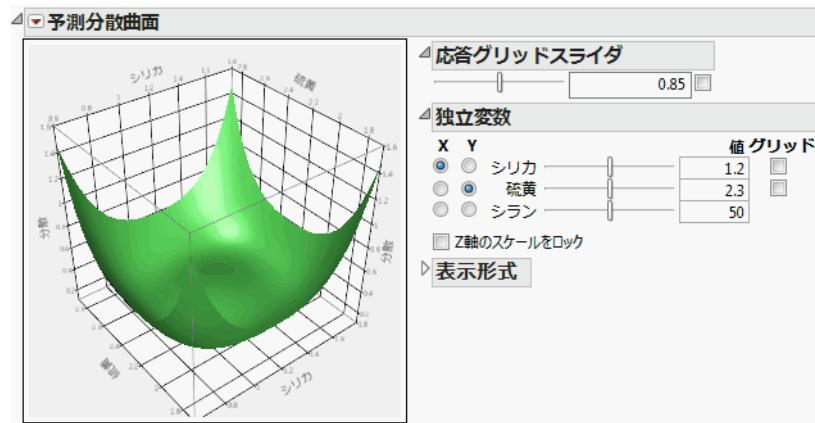
図15.4 計画領域率プロット



予測分散曲面

「予測分散曲面」は、因子の関数として、予測分散の曲面をプロットしたものです。図15.5を参照してください。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。

図 15.5 予測分散曲面



推定効率

モデル内のパラメータごとに、「信頼区間幅の増加率」と「パラメータの相対標準誤差」が表示されます（図 15.6 を参照）。

- 「信頼区間幅の増加率」は、現在の計画で指定されているパラメータの信頼区間の幅を、最適計画で与えられる幅と比較した結果です。理想的な計画は直交計画ですが、実現が難しい場合があります。直交計画の場合、増加率はゼロになるため、計画の選択に際しては、増加率ができるだけ小さくなるものを選びます。
- 「パラメータの相対標準誤差」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誤差です。

図 15.6 「推定効率」レポート

推定効率		
パラメータ	信頼区間幅の増加率	パラメータの相対標準誤差
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

交絡行列

モデル項と交絡項の交絡行列が表示されます。「Bounce Data.jmp」の例では、2次の交互作用が3つ自動的に「交絡項」のリストに追加されていました。このため、「交絡行列」には、これら3つの交互作用が列として表示され、これらの列とモデル項との交絡関係が示されます（図 15.7）。2次の交互作用の間に交絡関係が生じているだけで、これは予期された結果です。

図15.7 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

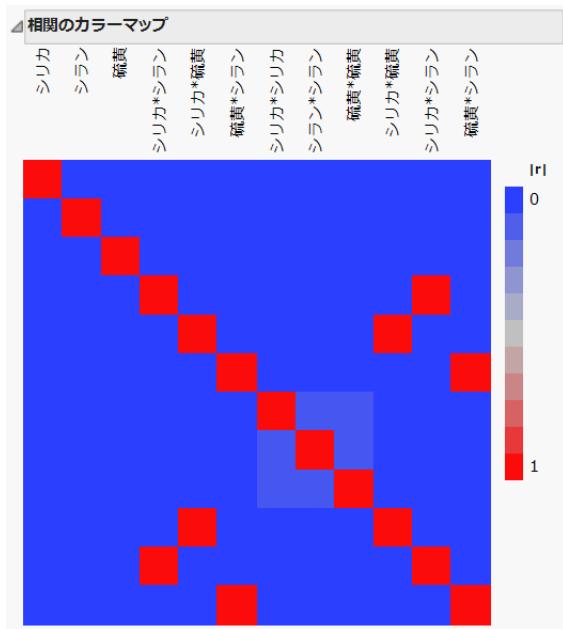
相関のカラーマップ

「相関のカラーマップ」には、モデル項および交絡項の相関の絶対値が表示されます。図15.8は、「Bounce Data.jmp」サンプルの「相関のカラーマップ」です。濃い赤は相関1を示します。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。対角要素ではないセルでも、3つが赤色になっていますが、これらは交絡項の自分自身との相関を示します。これら3つの項は、「モデル」と「交絡項」リストの両方に含まれているため、2回、重複して表示されています。

注：モデルと「交絡項」リストの両方に表示される項は、「相関のカラーマップ」には2回出現します。

他のセルは濃い青か淡い青で、相関がないか、ほとんどないことを示しています。相関という視点では、この計画は良好と言えるようです。

図15.8 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」レポートには、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。計画作成時間は、各種の診断統計量の計算にかかった時間です。

図15.9 計画の診断統計量

計画の診断統計量	
D-最適計画	
D効率	36.6429
G効率	73.08331
A効率	29.3578
平均予測分散	0.384722
計画作成時間 (秒)	0

例

この節では、「計画の評価」プラットフォームを用いて、計画を診断する例を紹介します。最初の例では、一部の実験結果を分析から除外した場合の影響を評価します。2番目の例では、モデルを変更した場合の影響を評価します。

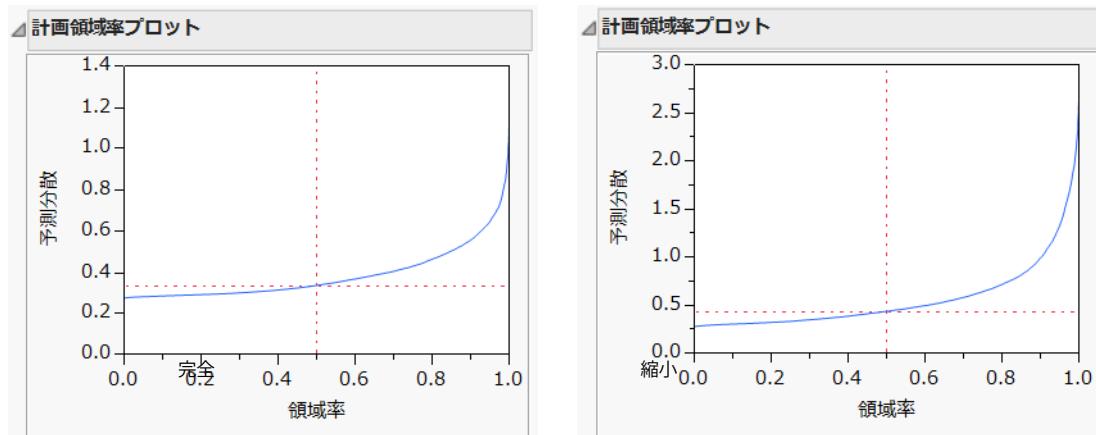
一部の実験結果を除外したときの影響

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。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。

1. 「Design Experiment」フォルダにある「Bounce Data.jmp」サンプルデータテーブルを開きます。
2. 「実験計画(DOE)」>「計画の評価」を選択します。
3. 「反発係数」を「Y, 応答変数」役割に割り当てます。
4. 「シリカ」、「硫黄」、「シラン」を「X, 説明変数」役割に割り当てます。
5. [OK] をクリックします。
6. データテーブルに戻り、「シリカ」=0.7と「シラン」=50の行を除外します。これらは行1と行2です。
7. ステップ2～5を繰り返して、実験回数が減った計画を評価します。
8. 両方のレポートの「計画領域率プロット」を比較します。図15.10を参照してください。

図15.10 計画領域率

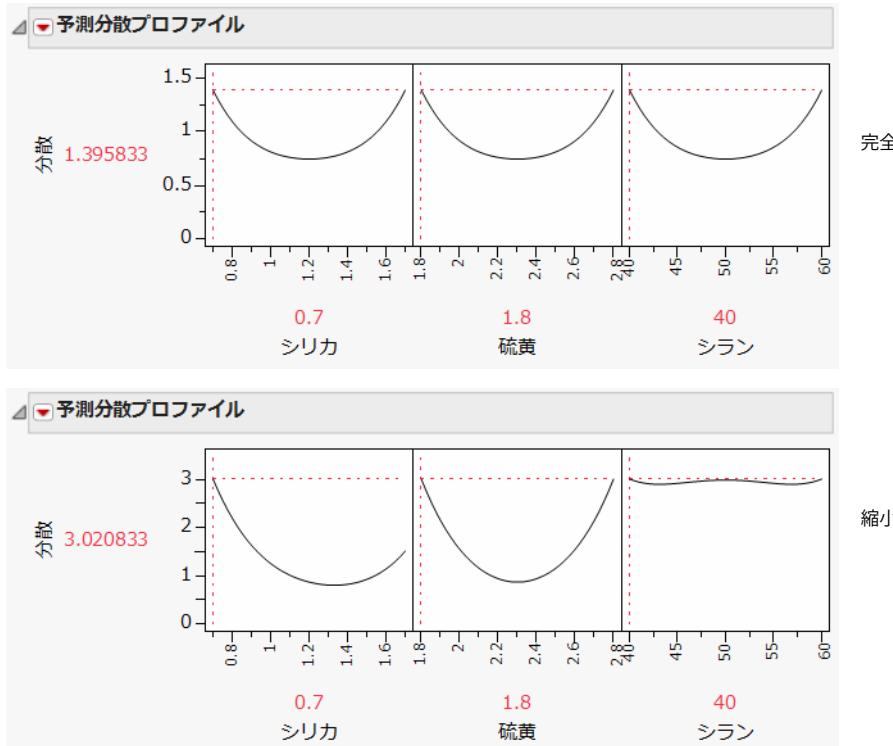


領域率が小さいときには、予測分散は似通っています。しかし、領域率が大きいときは、実験を減らした計画は、予測分散がかなり大きくなっています。

9. 計画の比較に使える診断統計量の1つとして、予測分散の最大値があります。両方のレポートで、「予測分散プロファイル」の赤い三角ボタンをクリックし、「満足度の最大化」を選択してください。

図15.11は、元の計画と、実験を減らした計画の、予測分散の最大値を示しています。どちらの計画でも、予測分散が最大となる計画点の1つは、「シリカ」=0.7、「硫黄」=1.8、「シラン」=40です。元の計画では、予測分散の最大値は1.396でした。しかし、実験を減らした場合、予測分散の最大値は3.02にもなります。

図 15.11 予測分散プロファイル



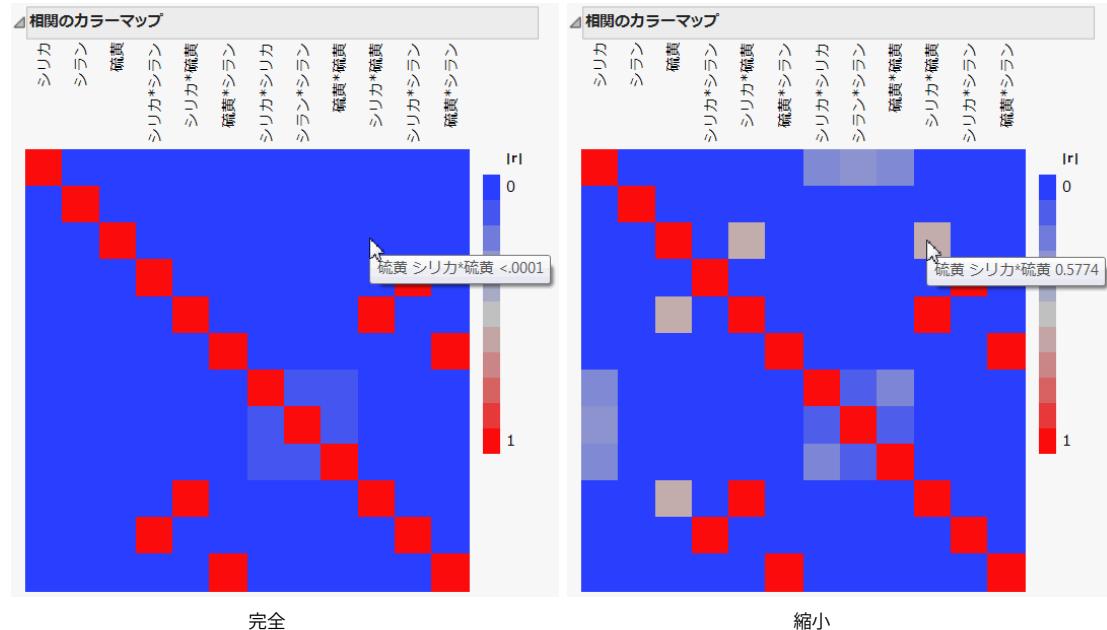
この例では、実験を減らした計画のプロファイルを見てみると、「シリカ」以外はすべて対称です。プロファイルが対称であるとき、予測分散が最大となる計画点は複数あります。たとえば、元の計画ではプロファイルが対称ですが、「シリカ」の値を 0.7 から 1.8 に変更しても、予測分散は 1.396 のままです。

10. モデル項や交絡項の相関を見ることも、計画の評価に役立ちます。両方のレポートで、「相関のカラーマップ」セクションを開き、相関のカラーマップを表示してください。

図 15.12 は、両方の計画のカラーマップを示しています。相関の絶対値が、青色 (0) ~ 赤色 (1) までで表示されています。セルの上にマウスポインタを置くと、その相関の値が表示されます。カラーマップを見ると、実験を減らした計画の方が、絶対値が大きい相関が多いのが分かります。たとえば、「硫黄」と「シリカ*硫黄」間の相関は、元の計画では 0.0001 より小さく、実験を減らした計画では 0.577 になっています。

なお、非対角要素のいくつかのセルが赤くなっているのは、それらの効果が「モデル」と「交絡項」のリストの両方に重複して指定されているためです。

図15.12 モデル項と交絡項間の相関



11. 診断統計量でも、計画の効率を確認できます。両方のレポートで、「計画の診断統計量」セクションを開いてください（図15.13）。

元の計画の方が、効率が良く、平均予測分散が小さいことがわかります。

図15.13 計画の診断統計量

計画の診断統計量	
D-最適計画	
D効率	36.6429
G効率	71.75163
A効率	29.3578
平均予測分散	0.384722
計画作成時間 (秒)	0
計画の診断統計量	
D-最適計画	
D効率	32.04245
G効率	52.12229
A効率	22.65219
平均予測分散	0.570833
計画作成時間 (秒)	0

以上のような結果から、正しく実験が実行されないと、その結果を分析から除外しないといけないため、ある種の悪影響が及ぼされることが分かります。

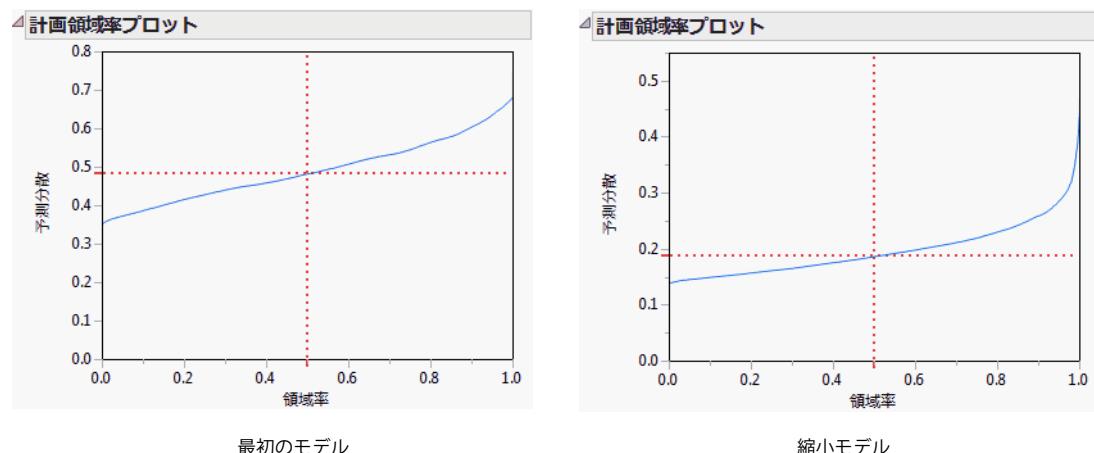
モデルを変更した場合の影響の評価

電子レンジ調理用の袋入りポップコーンで、正しくはじけるコーン数に、3つの因子（ブランド、時間、出力）がどのように影響するかを調べました。各袋には同数のコーンが入っていると仮定します。はじけるコーン数が最大となる因子の組み合わせを見つけるのが、この実験の目的です。まず、2乗項と2因子間交互作用とを含む最初のモデルを作成しました。過去の研究から、「時間」と「出力」には2乗効果はなく、「ブランド」との交互作用もないことがわかっています。「計画の評価」プラットフォームによって、最初のモデルから、これらの項を除いたときの影響を評価します。

1. 「Design Experiment」フォルダにある「Popcorn DOE Results.jmp」サンプルデータテーブルを開きます。
 2. [実験計画(DOE)] > [計画の評価] を選択します。
 3. 「ブランド」、「時間」、および「出力」を [X, 説明変数] 役割に割り当てます。
 4. 「はじけた数」を [Y, 応答変数] 役割に割り当てます。
 5. [OK] をクリックします。
- 「モデル」セクションには、主効果、2乗効果、および「ブランド」との交互作用が含まれていることに注レポートでは、ここに指定されているモデルに基づいて、計画が評価されています。
6. ステップ2～5を繰り返します。
 7. 「モデル」セクションで、「出力*出力」、「時間*時間」、「ブランド*時間」、および「ブランド*出力」の項を削除します。
- 縮小モデル（いくつかの項を削除したモデル）に基づいて、計画が評価されます。

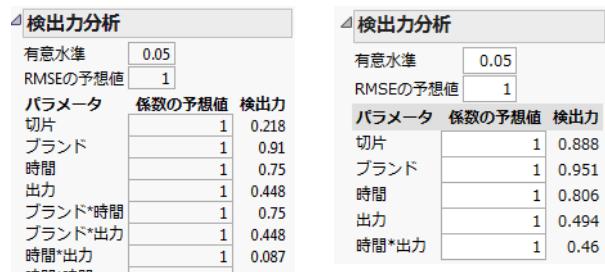
「計画領域率プロット」には、全体の領域に占める割合に対して、予測分散がプロットされています。縮小モデルは、最初のモデルに比べて予測分散が小さくなることが分かります。図15.14を参照してください。

図15.14 計画領域率



両方のレポートで「検出力分析」セクションを開いてください。図15.15に結果を示します。縮小モデルのほうが、すべての効果において、検出力が大きくなっています。特に、「時間*出力」に対する検出力が大きくなっています。

図15.15 検出力の分析



最初のモデル

パラメータ	係数の予想値	検出力
切片	1	0.218
ブランド	1	0.91
時間	1	0.75
出力	1	0.448
ブランド*時間	1	0.75
ブランド*出力	1	0.448
時間*出力	1	0.087
時間*時間	1	0.236
出力*出力	1	0.076

縮小モデル

パラメータ	係数の予想値	検出力
切片	1	0.888
ブランド	1	0.951
時間	1	0.806
出力	1	0.494
時間*出力	1	0.46

両方のレポートで「計画の診断統計量」セクションを開いてください。図15.16を参照してください。縮小モデルのほうが、「G効率」以外のすべてで高くなっています。特に、「A効率」が高くなっています（この指標は、回帰係数の分散に関連するものです）。また、縮小モデルの平均予測分散は、最初のモデルの半分以下になっています。

図15.16 計画の診断統計量



最初のモデル

D-最適計画	
D効率	31.88449
G効率	82.42681
A効率	7.540466
平均予測分散	0.491451
計画作成時間(秒)	0.083333

縮小モデル

D-最適計画	
D効率	56.96416
G効率	77.51238
A効率	44.00285
平均予測分散	0.197878
計画作成時間(秒)	0.066667

以上のことから、モデルからいくつかの項を除いたほうが、予測分散が小さくなり、検出力が高まることが分かります。もし、「時間」と「出力」の2次項、および、「ブランド」との交互作用項が本当に無視できるのであれば、それらの効果をモデルから除いたほうが、予測精度や検出力は高まります。

第 16 章

拡張計画



実験というものは、何度も繰り返し行うものだということを念頭に置くようにしましょう。スクリーニング実験などを一度行っただけで必ず良い結果が得られる訳ではありません。実験を行った後、何かあいまいな点が残った場合には、追加実験を行う必要があります。[拡張計画] の機能は、実験を追加して行う時に用います。

拡張計画は、既存のデータテーブルに対して実験を追加します。次の5つの方法が用意されています。

- 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
- 元のモデルより項を多くしたモデルを使い、計画に実験を追加する

この章では、拡張計画の概要を説明し、計画を拡張する例を紹介します。

目次

「化学反応」の例: D-最適拡張	331
拡張計画の分析	334
拡張計画の作成	341
計画の反復	341
複数の中心点を追加する	345
折り重ね計画の作成	346
軸点の追加	347
新しい実験と項の追加	348
拡張計画の特殊なコマンド	351
計画行列 (X 行列) の保存	352
最適化基準 (D-最適計画／I-最適計画) の変更	352
ランダム開始点の数の選択	352
球の半径の値を指定	352
因子の組み合わせを制限	353

「化学反応」の例: D-最適拡張

ここでは Meyer, *et al.* (1996) による例をもとに、スクリーニング計画で残ったあいまいな点を拡張計画で解決する方法を紹介します。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。

まず、JMPのインストール時に自動的に作成されたサンプルデータフォルダ内の「Design Experiment」フォルダにある「Reactor 8 Runs.jmp」を開きます。[実験計画(DOE)] メニューから [拡張計画] を選択します。起動ダイアログボックスが開いたら、次の手順を行います。

1. 「反応率(%)」を選択し、[Y, 応答変数] をクリックします。
2. 「パターン」を除くその他の変数をすべて選択し、[X, 説明変数] をクリックします。
3. 起動ダイアログボックスで [OK] をクリックすると、「拡張計画」ダイアログボックスが開きます(図16.1)。

注: 計画に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ています。この例では16回の実験すべての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。

図16.1 化学反応の例の「拡張計画」ダイアログボックス



4. ここで「拡張計画」ダイアログボックスにある [拡張計画] ボタンをクリックすると、図16.2のようなパネルが開きます。

これは、「カスタム計画」でこのデータテーブルが作成されたときに一緒に保存されたモデルです(図16.2)。拡張計画を使って、すべての2因子間交互作用を推定できるように実験数16の計画を作成します。

図 16.2 元の拡張計画モデル

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

制約

モデル

主効果 交互作用 RSM 交差 べき乗 項目の削除

切片
送り速度
触媒
攪拌速度
温度
濃度
触媒*攪拌速度
触媒*温度

交絡項

要因計画

実験	送り速度	触媒	攪拌速度	温度	濃度	反応率(%)
1	10	1	100	180	6	44
2	10	1	120	180	3	66
3	10	2	100	140	6	70
4	10	2	120	140	3	54
5	15	1	100	140	3	53
6	15	1	120	140	6	55
7	15	2	100	180	3	93
8	15	2	120	180	6	82

計画の生成

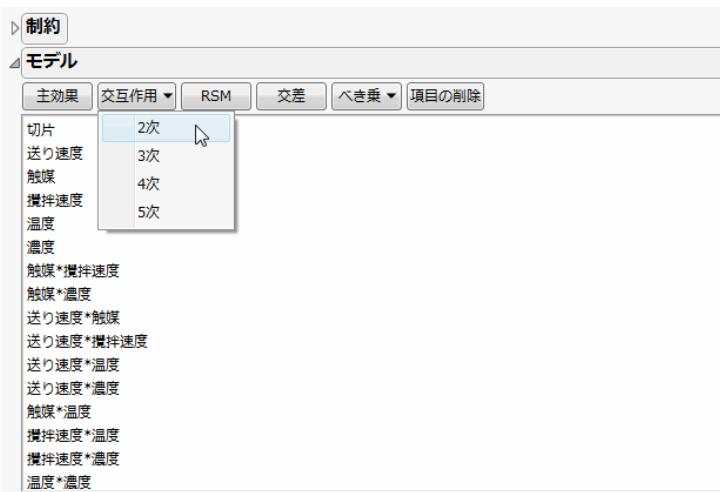
実験回数の指定 (当初から存在していた8個の実験も含めて) : 16

計画の作成

化学反応の拡張計画を使って作業を進めます。

5. [交互作用] メニューから [2次] を選択します (図 16.3)。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。

図16.3 すべての2因子交互作用が含まれた拡張モデル



6. [計画の作成] をクリックします。

図16.4のようにD-最適化によって拡張された因子設定が求められます。

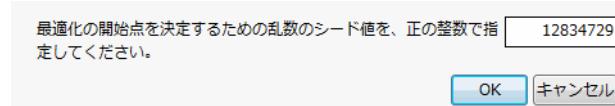
図16.4 D-最適化によって拡張された因子設定

実験	送り速度	触媒	攪拌速度	応答の予想値		
				温度	濃度	
1	10	1	100	180	6	44
2	10	1	120	180	3	66
3	10	2	100	140	6	70
4	10	2	120	140	3	54
5	15	1	100	140	3	53
6	15	1	120	140	6	55
7	15	2	100	180	3	93
8	15	2	120	180	6	82
9	15	2	100	140	3	-2
10	15	1	120	180	6	6
11	10	1	100	140	3	6
12	10	1	120	180	6	0
13	10	2	120	140	6	0
14	15	1	100	140	6	-2
15	15	2	120	180	3	6
16	10	2	100	180	3	-2

応答の予想値に基づき変更

注: 生成される計画は乱数の初期値(シード値)に左右されます。図16.4の因子設定(作成されたばかりの計画)とまったく同じものを再現するには、「拡張計画」タイトルバーのポップアップメニューから「乱数シード値の設定」を選択します。すると、ダイアログボックスが開き、使われた乱数シード値のうち最新のものが表示されます。この数値をもう一度使うときは、[キャンセル] ボタンをクリックします。新しいシード値で計画を作成するときは、値を入力し、[OK] ボタンをクリックします。図16.5のダイアログボックスを見ると、図16.4の実験を作成したときのシード値が確認できます。

図 16.5 亂数シード値の設定



7. [テーブルの作成] をクリックし、D- 最適化によって拡張された実験をまとめた JMP テーブルを作成します。

拡張計画の分析

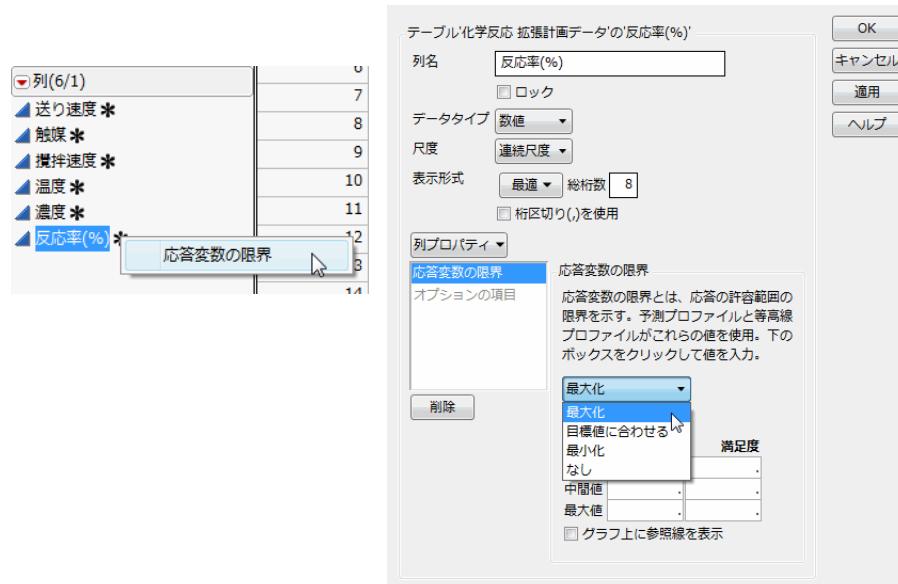
すでに拡張計画の実験を実行し、結果をデータテーブルの「反応率(%)」という列に記録してあるとしましょう。

1. この結果を見るには、JMP のインストール時に自動的に作成されたサンプルデータフォルダの「Design Experiment」フォルダにある「Reactor Augment Data.jmp」を開きます。

この計画の目標は「反応率(%)」を最大にすることですが、ここで使用するデータテーブルの場合、反応率の列に「応答変数の限界」プロパティがあり、[最小化] に設定されています。

2. 図 16.6 の左側のように、データテーブルの「列」パネルで、「反応率(%)」の列名の隣にあるアスタリスクをクリックし、[応答変数の限界] をクリックします。
3. 列情報を示すダイアログボックスが開いたら、図 16.6 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 16.6 「反応率(%)」列の「応答変数の限界」列プロパティを変更



これで分析を行う準備が整いました。

4. 分析を始めるには、データテーブルの左上にある「モデル」の赤い三角ボタンをクリックし、メニューから【スクリプトの実行】を選択します(図16.7)。

図16.7 完成した拡張計画(「Reactor Augment Data.jmp」テーブル)

計画	拡張計画	送り速度	触媒	搅拌速度	温度	適度	反応率(%)
スクリーニング	1	10	1	100	180	6	44
モデル	2	10	1	120	180	3	66
		10	2	100	140	6	70
		10	2	120	140	3	54
		15	1	100	140	3	53
		15	1	120	140	6	55
		15	2	100	180	3	93
		15	2	120	180	6	82
		15	2	120	140	3	*
温度*	10	10	1	100	180	3	*
温度*	11	15	1	120	180	3	*
反応率(%)*	12	15	2	100	180	6	*
	13	10	2	120	180	3	*
	14	10	2	120	140	6	*
行	15	10	1	120	140	3	*
すべての行	16	16	15	1	100	140	6
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						

テーブルプロパティとして保存されている「モデル」スクリプトは、JSLコマンドを含んでいます。これらのコマンドにより、「モデルのあてはめ」ダイアログボックスが、すべての主効果と2因子間交互作用を効果として入力した状態で表示されます。

5. 「モデルのあてはめ」ダイアログボックスで、あてはめ手法を【標準最小2乗】から【ステップワイズ法】に変更します(図16.8)。

図 16.8 生成されたモデルでステップワイズ回帰を行うときの「モデルのあてはめ」ダイアログボックス



6. [実行] をクリックすると、「ステップワイズ回帰の設定」パネルが開きます。主効果の項すべてにチェックマークをつけます。

注:「停止ルール」のメニューから「閾値p値」、「方向」のメニューから「変数増減」を選択し、「変数を追加するときのp値」に「0.050」、「変数を除去するときのp値」に「0.100」を入力します。これらの値は、デフォルトとは異なります。図 16.9 のようなダイアログボックスが表示されます。

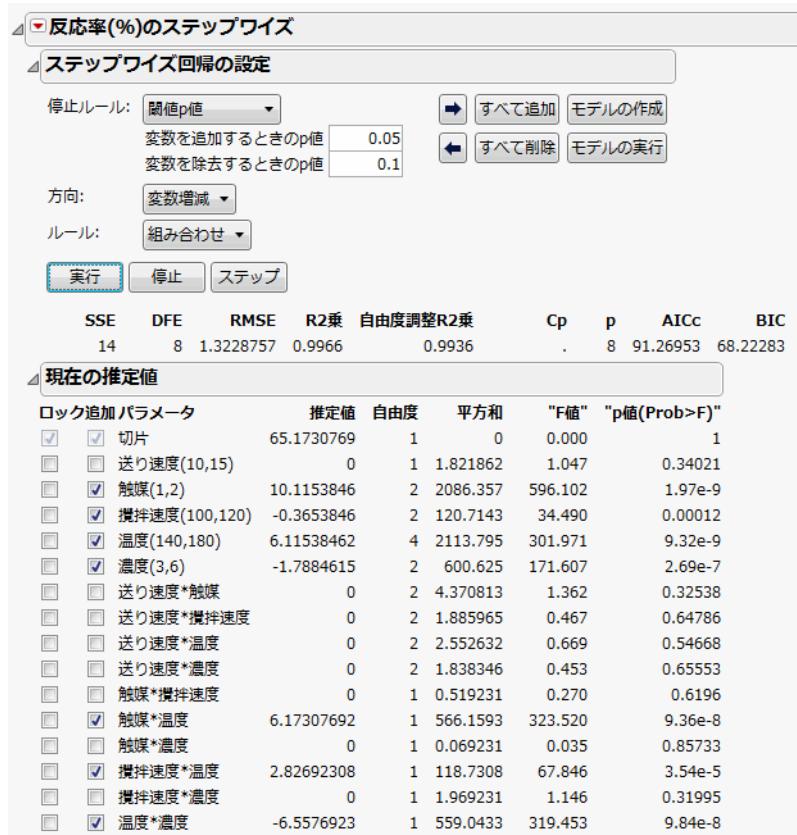
図16.9 ステップワイズ回帰の開始モデル



7. [実行] ボタンをクリックしてステップワイズ回帰を開始すると、「ステップワイズ回帰の設定」パネルの「変数を追加するときのp値」と「変数を除去するときのp値」に該当するすべての項がモデルに追加されるまで、変数が取捨選択されていきます。

結果は、図16.10のようになります。「送り速度」がモデルから除去され、「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。

図 16.10 ステップワイズ回帰が終了したモデル



8. ステップワイズ分析が終了したら、「ステップワイズ回帰の設定」パネルの【モデルの作成】をクリックし、この縮小モデル（項を減らしたモデル）を作成します（図 16.11）。
9. さらなる分析を進めるために、【実行】をクリックし、この縮小モデルをあてはめます。

図16.11 新しい予測モデルを示すダイアログボックス

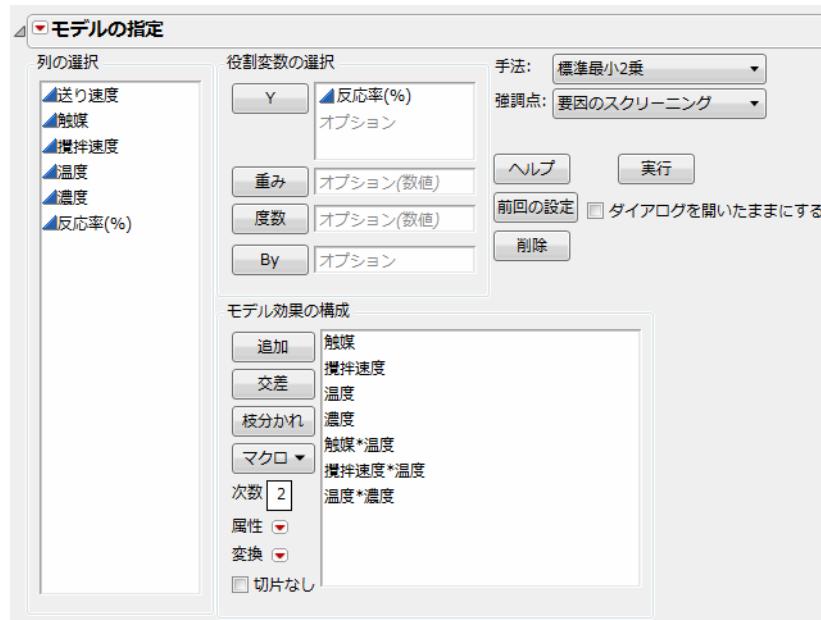


図16.12の「分散分析」と「あてはまりの悪さ」を見ると、この回帰モデルが高度に有意であり、あてはまりの悪さを示唆する証拠がないことがわかります。

図16.12 予測モデルの「分散分析」と「あてはまりの悪さ」



図 16.13 の「並べ替えたパラメータ推定値」表では、「触媒」の主効果が最大であることを示しています。ただし、2 因子間交互作用の有意度も主効果と同程度です。これが、「スクリーニング計画」(141 ページ) の章で行った初期のスクリーニング実験の結果があいまいだった原因です。

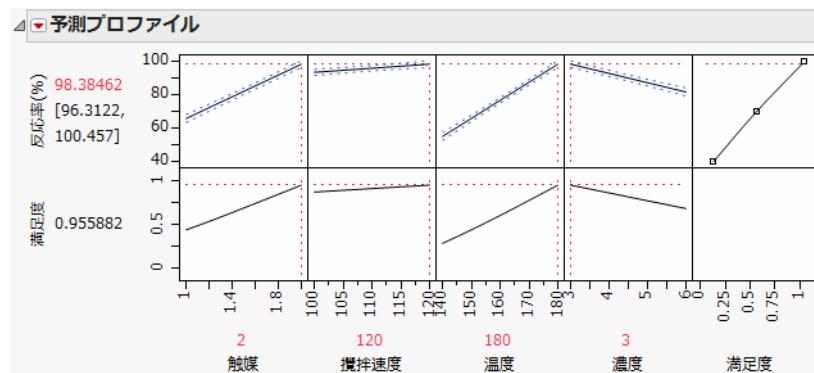
図 16.13 予測モデルの推定値プロット



10. 「予測プロファイル」タイトルバーのメニューから [満足度の最大化] を選択します。

予測プロファイル (図 16.14) を見ると、「触媒」、「搅拌速度」、「温度」が高水準で「濃度」が低水準に設定されたときに、「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 65.17 から 98.38 へと上昇します。

図 16.14 最大の反応率(%)



まとめとして、この章で行った実験数 16 の分析結果を、これまでの章で取り上げた同じ化学反応データの分析結果と比較してみましょう。

- 「スクリーニング計画」(141 ページ) で作成したわずか 8 実験のスクリーニング計画からは 5 つの主効果と 2 つの交互作用を含んだモデルを作成しました。8 回の実験だけでは、一部の 2 因子間交互作用は、主効果と交絡しています。どの因子も有意でないという結果が出ましたが、「触媒」がやや大きな効果を示していて、追加の実験を行う必要性が感じられました。
- 「完全実施要因計画」(195 ページ) では、2 水準 5 因子 32 実験の完全実施要因計画を作成し、ステップワイス回帰を行うことを最初の目的としていました。このアプローチでは、3 つの主効果 (「触媒」、「温度」、「濃度」) と、2 つの交互作用 (「温度*触媒」と、「濃度*温度」) が有意な効果であることがわかりました。

- D-最適化による拡張で、8実験の計画にさらに8回の実験を追加し、ステップワイズ分析を実行したところ、32実験の計画と同じ結果が得られました。重要な点は、実験数が半分なのに同じ情報が得られたことです。つまり、拡張計画を使用すれば時間と費用が節約できることがわかりました。

拡張計画の作成

拡張計画では、既存のデータテーブルに対して実験を追加します。次の5つの方法が用意されています。

反復 計画を特定の回数だけ反復します。「[計画の反復](#)」(341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。「[複数の中心点を追加する](#)」(345ページ) を参照してください。

折り重ね 折り重ね計画を作成します。「[折り重ね計画の作成](#)」(346ページ) を参照してください。

軸点の追加 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します。「[軸点の追加](#)」(347ページ) を参照してください。

拡張計画 元のモデルより項を多くしたモデルを使い、計画に実験を追加します。「[新しい実験と項の追加](#)」(348ページ) を参照してください。

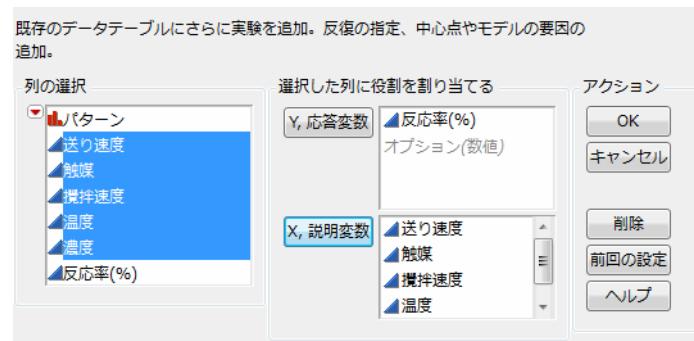
計画の反復

実験を繰り返し行うことで、誤差分散が一定であるという仮説を直接チェックできます。また、工程や測定におけるばらつきが大きな場合も、回帰係数の変動を減少させることができます。

計画を特定の回数だけ反復するには、次の手順を行います。

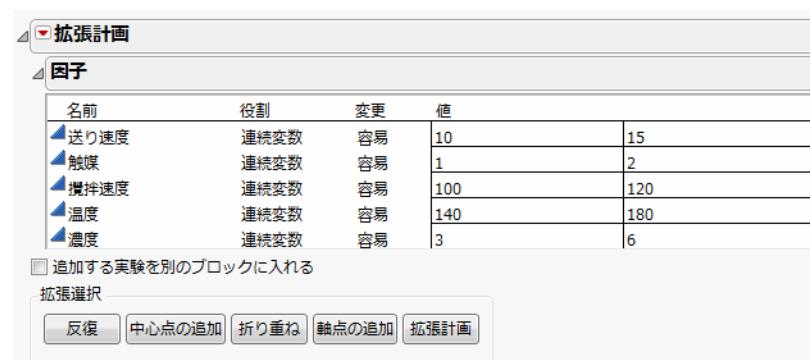
1. 拡張したい計画が含まれているデータテーブルを開きます。この例では、JMPのインストール時に自動的に作成されたサンプルデータフォルダ内の「Design Experiment」フォルダにある「Reactor 8 Runs.jmp」を使用します。
2. 「**実験計画(DOE)**」>「**拡張計画**」を選択すると、説明変数と応答を入力するためのダイアログボックスが開きます。
3. 「**反応率(%)**」を選択し、「**Y, 応答変数**」をクリックします。
4. 拡張計画に使用する説明変数を指定するため、他の変数(「**パターン**」を除く)を選択し、「**X, 説明変数**」をクリックします(図16.15)。

図 16.15 応答と説明変数を指定



- [OK] をクリックすると、図 16.16 のような「拡張計画」パネルが表示されます。
- 追加される実験と元の実験をブロック因子で区別する場合は、[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。

図 16.16 拡張の種類の選択



- [反復] ボタンをクリックすると、図 16.17 の左のようなダイアログボックスが開きます。各実験の実行回数を指定し、[OK] をクリックします。

注:「2」と入力すると、計画に各実験が2回ずつ含まれます。これは、1回の反復を意味します（図 16.17）。

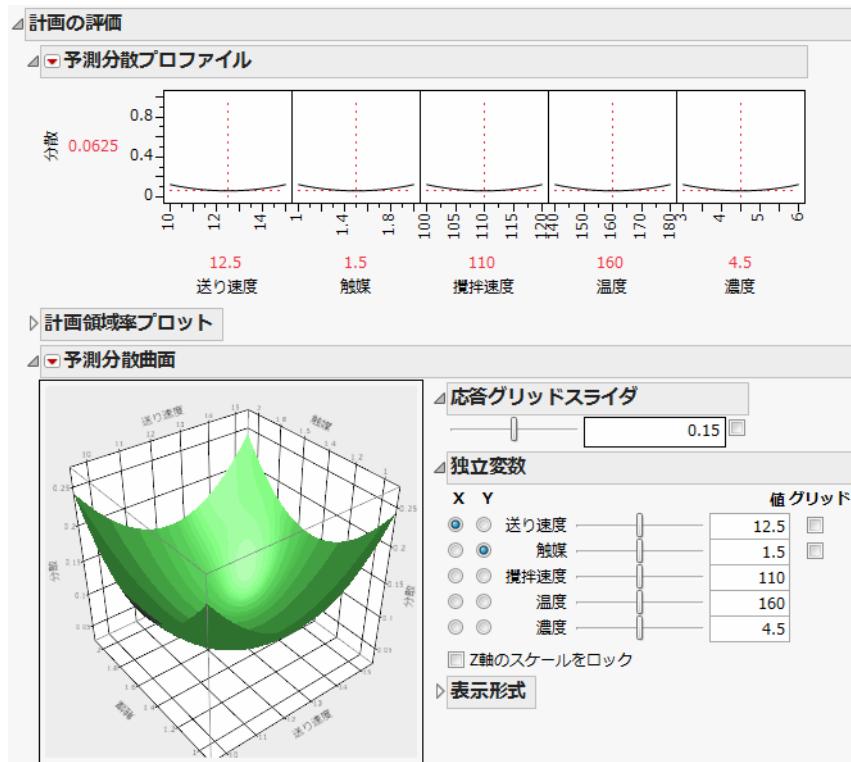
- 計画を確認します（図 16.17 の右）。

図16.17 実行回数に2を指定し、反復で拡張した化学反応データの計画



9. 「計画の評価」で、「予測分散プロファイル」と「予測分散曲面」の横にある開閉アイコンをクリックし、プロファイルと曲面プロットを表示します（図16.18）。

図 16.18 予測プロファイルと曲面プロット



10. [テーブルの作成] をクリックすると、図 16.19 のような計画テーブルが表示されます。

図 16.19 反復した計画

	計画	送り速度	触媒	攪拌速度	温度	濃度	反応率(%)
スクリーニング		1	10	1	100	180	6
モデル		2	10	1	120	180	3
列(5/0)		3	10	2	100	140	6
送り速度 *		4	10	2	120	140	3
触媒 *		5	15	1	100	140	3
攪拌速度 *		6	15	1	120	140	6
温度 *		7	15	2	100	180	3
濃度 *		8	15	2	120	180	6
反応率(%) *		9	10	1	100	180	6
行	すべての行	10	10	1	120	180	3
	選択されている行	11	10	2	100	140	6
	除外されている行	12	10	2	120	140	3
	表示しない行	13	15	1	100	140	3
	ラベルのついた行	14	15	1	120	140	6
		15	15	2	100	180	3
		16	15	2	120	180	6

複数の中心点を追加する

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。

中心点は、次の手順で追加します。

1. 拡張したい計画が含まれているデータテーブルを開きます。この例では、JMPのインストール時に自動的に作成されたサンプルデータフォルダ内の「Design Experiment」フォルダにある「Reactor 8 Runs.jmp」を使用します。
2. [実験計画(DOE)] > [拡張計画] を選択します。
3. 最初の「拡張計画」ダイアログボックスで、拡張計画に使用する応答と説明変数を指定し、[OK] をクリックします (図16.15)。
4. 追加される実験と元の実験をブロック因子で区別する場合は、[追加する実験を別のブロックに入れる] をオンにします (このチェックボックスは、図16.16に示すように、「因子」パネルのすぐ下に表示されます)。
5. [中心点の追加] ボタンをクリックし、追加する中心点の数を入力します。この例では、「2」と入力し、[OK] をクリックします。
6. [テーブルの作成] をクリックすると、図16.20のようなデータテーブルが開きます。

次の図は、計画の末尾に2つの中心点を追加した計画テーブルです。

図16.20 2つの中心点を追加した計画



The screenshot shows the JMP software interface with the 'Design Experiment' add-in open. On the left, the 'Add Center Points' dialog is displayed with the 'Number of Center Points' set to 2. The main area shows a data table with 10 rows of experimental runs. The columns are labeled: 送り速度 (Delivery Speed), 触媒 (Catalyst), 搅拌速度 (Stirring Speed), 温度 (Temperature), 適度 (Appropriateness), and 反応率(%) (Reaction Rate (%)). The data shows varying levels of these factors across 10 runs, with the last two runs being center points. The table is part of a larger 'Design Experiment' structure, with a sidebar showing the current state of the experiment setup.

	送り速度	触媒	搅拌速度	温度	適度	反応率(%)
1	10	1	100	180	6	44
2	10	1	120	180	3	66
3	10	2	100	140	6	70
4	10	2	120	140	3	54
5	15	1	100	140	3	53
6	15	1	120	140	6	55
7	15	2	100	180	3	93
8	15	2	120	180	6	82
9	12.5	1.5	110	160	4.5	•
10	12.5	1.5	110	160	4.5	•

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。

折り重ね計画を作成するには、次の手順を行います。

1. 拡張したい計画が含まれているデータテーブルを開きます。この例では、JMPのインストール時に自動的に作成されたサンプルデータフォルダ内の「Design Experiment」フォルダにある「Reactor 8 Runs.jmp」を使用します。
2. [実験計画(DOE)] > [拡張計画] を選択します。
3. 最初の「拡張計画」ダイアログボックスで、拡張計画に使用する応答と説明変数を指定し、[OK] をクリックします (図16.15)。
4. [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 (このチェックボックスは、図16.16に示すように、「因子」パネルのすぐ下に表示されます)。これにより、元の実験と追加される実験が区別されます。
5. [折り重ね] ボタンをクリックします。計画因子をリストしたダイアログボックスが開きます。
6. 折り重ねる因子を選択します。因子をまったく選択しなかった場合には、すべての因子で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16.21の例では、5つの因子すべてで折り重ねており、また、ブロック因子が含まれています。
7. [テーブルの作成] をクリックします。作成されたテーブルには、元の実験がブロック1、新しく折り重ねられた実験がブロック2として表示されます。

図16.21 すべての因子で折り重ねた計画テーブル



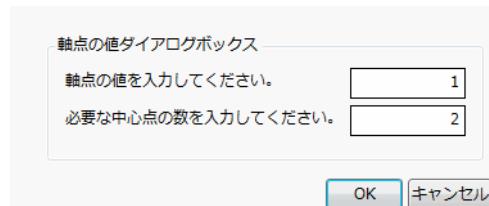
	送り速度	触媒	搅拌速度	温度	温度	ブロック	反応率(%)
1	10	1	100	180	6 1		44
2	10	1	120	180	3 1		66
3	10	2	100	140	6 1		70
4	10	2	120	140	3 1		54
5	15	1	100	140	3 1		53
6	15	1	120	140	6 1		55
7	15	2	100	180	3 1		93
8	15	2	120	180	6 1		82
9	15	2	120	140	3 2		•
10	15	2	100	140	6 2		•
11	15	1	120	180	3 2		•
12	15	1	100	180	6 2		•
13	10	2	120	180	6 2		•
14	10	2	100	180	3 2		•
15	10	1	120	140	6 2		•
16	10	1	100	140	3 2		•

軸点の追加

中心点とともに軸点（星型頂点）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。このためには、次の手順を行います。

1. 拡張したい計画が含まれているデータテーブルを開きます。この例では、JMP のインストール時に自動的に作成されたサンプルデータフォルダ内の「Design Experiment」フォルダにある「Reactor 8 Runs.jmp」を使用します。
2. **【実験計画(DOE)】 > 【拡張計画】** を選択します。
3. 最初の「拡張計画」ダイアログボックスで、拡張計画に使用する応答と説明変数を指定し、**【OK】** をクリックします（図 16.15）。
4. 追加される実験と元の実験をブロック因子で区別する場合は、**【追加する実験を別のブロックに入れる】** をオンにします（図 16.16）。
5. **【軸点の追加】** をクリックします。
6. 軸点の値（-1 ~ +1 に尺度化した因子の値）と中心点の数を入力します。**【OK】** をクリックすると、指定した数の中心点と、1 変数につき 2 つの軸点が元の計画に追加されます。

図 16.22 軸点の値の入力



7. **【テーブルの作成】** をクリックします。計画テーブルが表示されます。図 16.23 は、中心点が 2 つと、5 つの因子それぞれに軸点が 2 つずつ追加された拡張計画テーブルを示しています。

図 16.23 中心点 2 つと軸点 10 個が追加された拡張計画

	送り速度	触媒	搅拌速度	温度	濃度	反応率(%)
1	10	1	100	180	6	44
2	10	1	120	180	3	66
3	10	2	100	140	6	70
4	10	2	120	140	3	54
5	15	1	100	140	3	53
6	15	1	120	140	6	55
7	15	2	100	180	3	93
8	15	2	120	180	6	82
9	12.5	1.5	110	160	4.5	•
10	12.5	1.5	110	160	4.5	•
11	15	1.5	110	160	4.5	•
12	10	1.5	110	160	4.5	•
13	12.5	2	110	160	4.5	•
14	12.5	1	110	160	4.5	•
15	12.5	1.5	120	160	4.5	•
16	12.5	1.5	100	160	4.5	•
17	12.5	1.5	110	180	4.5	•
18	12.5	1.5	110	140	4.5	•
19	12.5	1.5	110	160	6	•
20	12.5	1.5	110	160	3	•

新しい実験と項の追加

拡張計画の大きなメリットは、元のモデルより項を多くしたモデルを使って実験が追加できる点です。たとえば、1次式のモデルを2次式に変更して、必要な数の実験を追加すれば、応答曲面モデルをあてはめることができます。2水準2因子の実験数4である計画を使って作業を始めたとしましょう。このモデルに2乗項を追加し、また、5回の追加実験を行うとした場合、JMPは最適な拡張計画として、3×3の完全実施要因計画を生成します。

D-最適拡張は逐次的に計画を作成することができる強力なツールです。この機能を使うと、元のモデルに項を追加すると、その新しいモデルに基づいて最適な実験が生成されます。また、新しい実験を、別のブロックに入れて追加することもできます。この場合、既存の計画を基準として、最適な方法でブロック化されます。

元のモデルに項を追加し、実験を追加するには、次の手順を行います。

1. 拡張したい計画が含まれているデータテーブルを開きます。この例では、JMPのインストール時に自動的に作成されたサンプルデータフォルダ内の「Design Experiment」フォルダにある「Reactor Augment Data.jmp」を使用します。
2. [実験計画(DOE)] > [拡張計画] を選択します。
3. 最初の「拡張計画」ダイアログボックスで、拡張計画に使用する応答と説明変数を指定し、[OK] をクリックします（図 16.15）。
4. 追加される実験と元の実験をブロック因子で区別する場合は、[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（この例ではつけません）。

5. 「**拡張計画**」ボタンをクリックします。「要因計画」パネルに元の実験が表示されます(図16.24)。「モデル」パネルに、新しいモデルを指定します。

図16.24 既存の計画の確認

The screenshot shows the 'Expansion Plan' dialog box with the following sections and data:

- 因子** (Factors): A table showing factor levels and changes. The table includes:

名前	役割	変更	値
送り速度	連続変数	容易	10
触媒	連続変数	容易	1
攪拌速度	連続変数	容易	100
温度	連続変数	容易	140
濃度	連続変数	容易	3
- 追加する実験を別のブロックに入れる** (Add experiments to a separate block): A checked checkbox.
- 制約** (Constraints): A collapsed section.
- モデル** (Model): A table showing model requirements. The table includes:

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*濃度	必須
- 交絡項** (Interaction terms): A collapsed section.
- 要因計画** (Factorial Design): A table showing the response values for 16 experiments. The table includes:

実験	応答の予想値					
	送り速度	触媒	攪拌速度	温度	濃度	
1	10	1	100	180	6	44
2	10	1	120	180	3	66
3	10	2	100	140	6	70
4	10	2	120	140	3	54
5	15	1	100	140	3	53
6	15	1	120	140	6	55
7	15	2	100	180	3	93
8	15	2	120	180	6	82
9	15	2	120	180	3	98
10	15	2	120	140	6	65
11	10	2	100	140	3	63
12	10	1	120	180	6	49
13	15	1	100	140	6	63
14	15	1	100	180	3	61
15	10	1	120	140	6	59
16	10	2	100	180	3	94
- 計画の生成** (Design Generation): A collapsed section.
- 実験回数の指定** (指定回数): A text input field containing '24'.
- 計画の作成** (Create Design): A button.

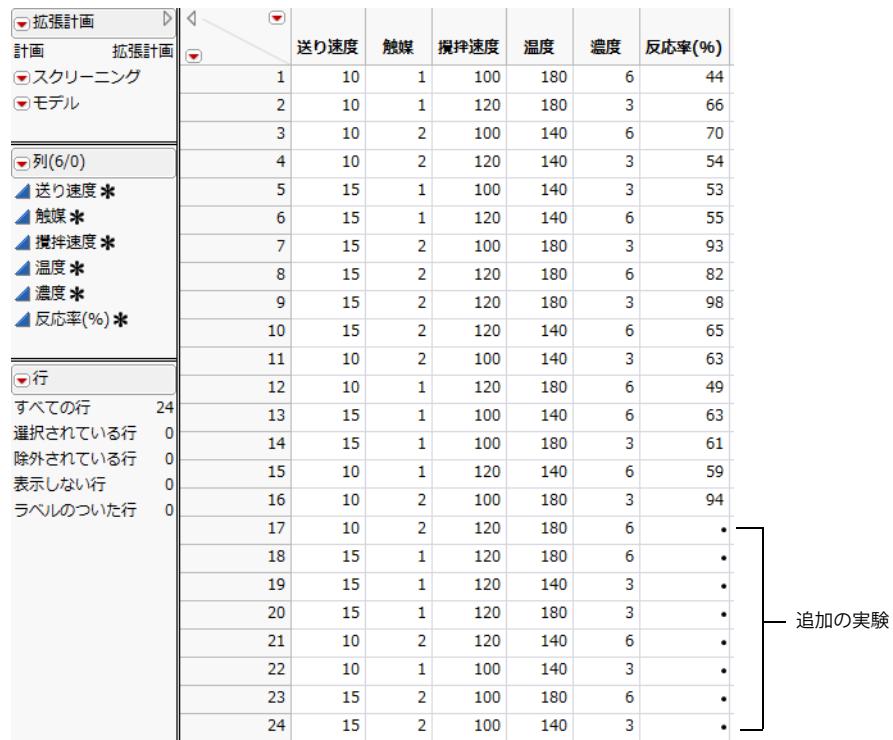
6. 「**計画の生成**」パネルで、計画に含める実験の総数を入力します。ここで入力する数値は、元の実験回数に追加実験の数を足したものです。
7. 「**計画の作成**」ボタンをクリックします。「計画」パネルに指定した回数の実験が表示されます(図16.25)。

図 16.25 合計 24 回の実験



- 必要に応じて、予測分散プロファイルと予測分散曲面を確認します。
- [テーブルの作成]をクリックすると、実験を追加した拡張計画のJMPテーブルが作成されます(図16.26)。

図16.26 新しい実験を追加した拡張計画テーブル



	送り速度	触媒	攪拌速度	温度	濃度	反応率(%)
1	10	1	100	180	6	44
2	10	1	120	180	3	66
3	10	2	100	140	6	70
4	10	2	120	140	3	54
5	15	1	100	140	3	53
6	15	1	120	140	6	55
7	15	2	100	180	3	93
8	15	2	120	180	6	82
9	15	2	120	180	3	98
10	15	2	120	140	6	65
11	10	2	100	140	3	63
12	10	1	120	180	6	49
13	15	1	100	140	6	63
14	15	1	100	180	3	61
15	10	1	120	140	6	59
16	10	2	100	180	3	94
17	10	2	120	180	6	*
18	15	1	120	180	6	*
19	15	1	120	140	3	*
20	15	1	120	180	3	*
21	10	2	120	140	6	*
22	10	1	100	140	3	*
23	15	2	100	180	6	*
24	15	2	100	140	3	*

拡張計画の特殊なコマンド

「拡張計画」の赤い三角ボタンにはいくつかのオプションがあり、そのうちの多くは変数に関する情報を保存したりロードしたりするためのコマンドです。これらのコマンドはすべての計画で使用できます。詳細については、「カスタム計画の特殊なコマンド」(65ページ) を参照してください。ここでは、メニュー内のコマンドのうち、拡張計画特有のものについて説明します。

計画行列 (X 行列) の保存

計画行列のスクリプトを作成し、テーブルプロパティとしてデータテーブルに保存するには、「拡張計画」のタイトルバーにある赤い三角ボタンをクリックし、[X 行列の保存] を選択します。2つもしくは3つのスクリプトが保存されます。[計画行列] と [モーメント行列] というテーブルプロパティはいつも保存されます。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。[モーメント行列] のスクリプトを実行すると、「Moments」という名前の行列が作成され、その行数がログに出力されます。[計画行列] のスクリプトを実行すると、「X」という行列が作成され、そ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、応答の分散行列の逆行列が作成され、ログにその行数が表示されます。ログウィンドウ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]) を選択してください。

最適化基準 (D- 最適計画 / I- 最適計画) の変更

最適化基準を変更するには、「拡張計画」のタイトルバーにある赤い三角ボタンをクリックして [最適化基準] を選択し、[D- 最適計画の作成]、[I- 最適計画の作成]、[交絡最適計画の作成] のいずれかを選択します。デフォルトでは、「モデル」パネルで [RSM] ボタンを使って効果を追加し、2次モデルを作成した場合を除き、どのタイプの計画でも [推奨する最適化法] として D- 最適化が行われます。

ランダム開始点の数の選択

ランダム開始点の数を変更するには、「拡張計画」のタイトルバーにある赤い三角ボタンをクリックし、[開始点の数] をクリックします。ウィンドウが開き、計画で使用するランダムな開始点の数を入力するテキストボックスが表示されます。テキストボックスには、計画に応じた開始点の数がデフォルトとして表示されていますが、任意の数に変更することができます。数をデフォルトに戻すには JMP を再起動する必要があります。

開始点の数について詳しくは、「[開始点の数を変更する理由](#)」(71 ページ) を参照してください。

球の半径の値を指定

拡張計画では、計画を超球面上に制約することができます。(-1,1) に尺度化された因子に対する球の半径を指定するには、「拡張計画」タイトルバーの赤い三角ボタンをクリックし、[球の半径] を選択します。適切な値を入力し、[OK] をクリックします。

JSL を使用する場合は、拡張計画を作成する前に次のようなコマンドを実行してください。

```
DOE Sphere Radius = 1.0;
```

ステートメント内の「1.0」という数値は、他の正の数に置き換えることができます。

因子の組み合わせを制限

連続尺度の因子を線形不等式によって制約したり、計画を超球面上に制約したりするだけでなく、カテゴリカル因子に対する組み合わせも制限することができます。線形不等式による制約を定義していない場合は、カテゴリカル因子のどの水準の組み合わせでも制限することができます。

方法については、[「許可しない組み合わせ：因子水準の制限」\(73 ページ\)](#) 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)] > [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。この検出力計算には、グループ平均と標本サイズ、そして誤差の標準偏差 (σ) 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が可能です。

目次

「標本サイズと検出力」プラットフォームの起動	357
1 標本平均と2標本平均	357
1 標本平均	359
1 標本平均での標本サイズ/検出力アニメーション	362
2 標本平均	363
k 標本平均	364
1 標本標準偏差	366
1 標本標準偏差の例	367
1 標本割合と2標本割合	368
1 標本割合	369
2 標本割合	371
ユニットあたり度数	374
[ユニットあたり度数] の例	375
シグマクオリティの水準	376
シグマクオリティの水準の例	376
不適合数の計算例	377
信頼性試験と信頼性実証の計画	378
信頼性試験計画	378
信頼性実証	380

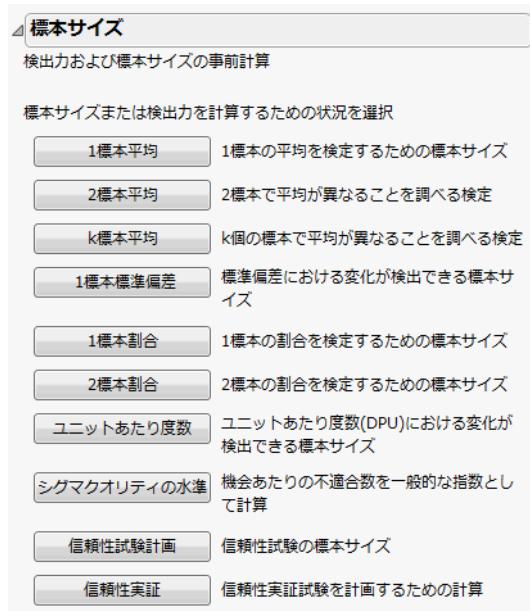
「標本サイズと検出力」プラットフォームの起動

「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。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】 > [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。

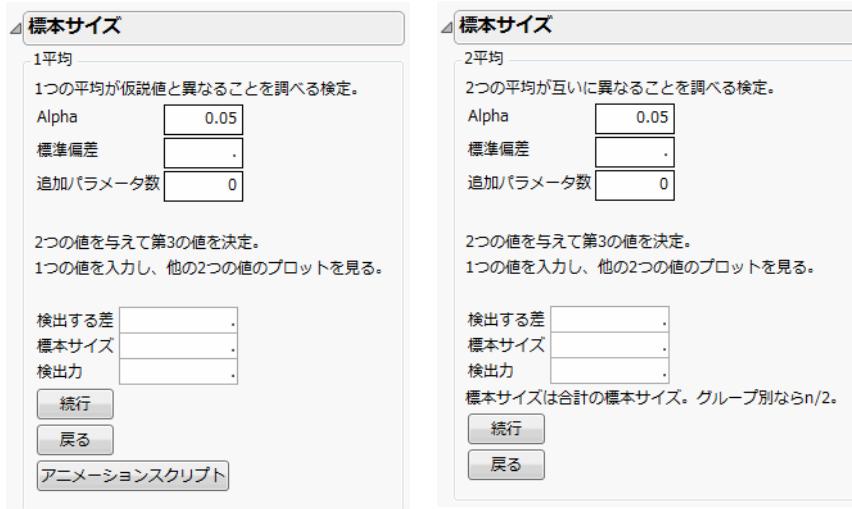
図17.1 状況の選択



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



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。一般には、検定の有意水準と呼ばれます。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の場合でも、有意な差があると誤って判断してしまう可能性が5%であることを意味します。

標準偏差 誤差の標準偏差です。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。誤差の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)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ます。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](#)」(362ページ) の節で詳しく説明します。

1標本平均

「標本サイズと検出力」ウィンドウでは、「1標本の平均が、仮説値と異なるか」を検定できます。

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 は平均に対する仮説値（検出する差）です。また、母集団が正規分布に従うこと、真の平均が0であることを前提としています。この設定の検出力は、帰無仮説が $H_0: \mu=0$ で真の平均が 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の燃焼性を試験するとしましょう。前回の試験では、この生地の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)**」 > 「**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

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	0.05
標準偏差	2
追加パラメータ数	0

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	1.5
標本サイズ	20
検出力	.

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	0.05
標準偏差	2
追加パラメータ数	0

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。

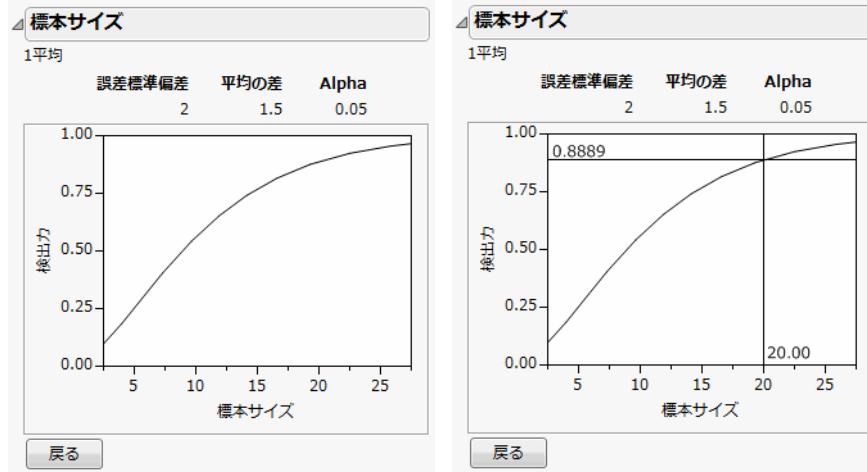
検出する差	1.5
標本サイズ	20
検出力	0.8888478174

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。

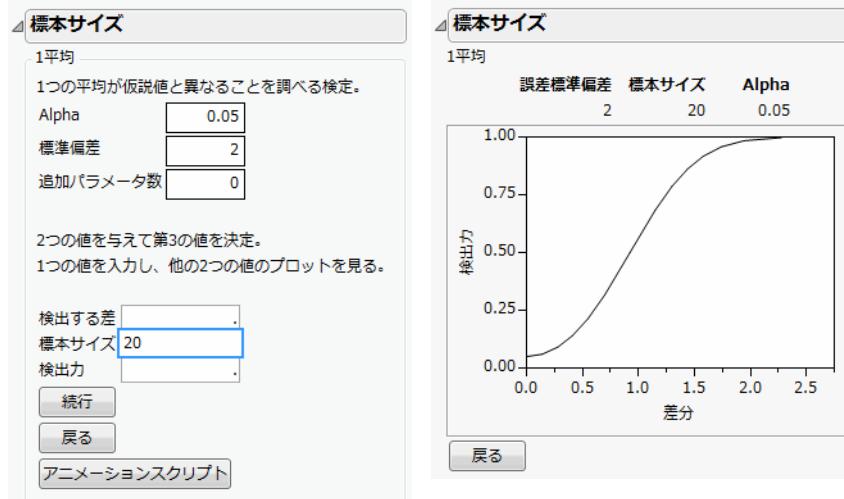
図17.4 1標本の例のプロット



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】 > 【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。

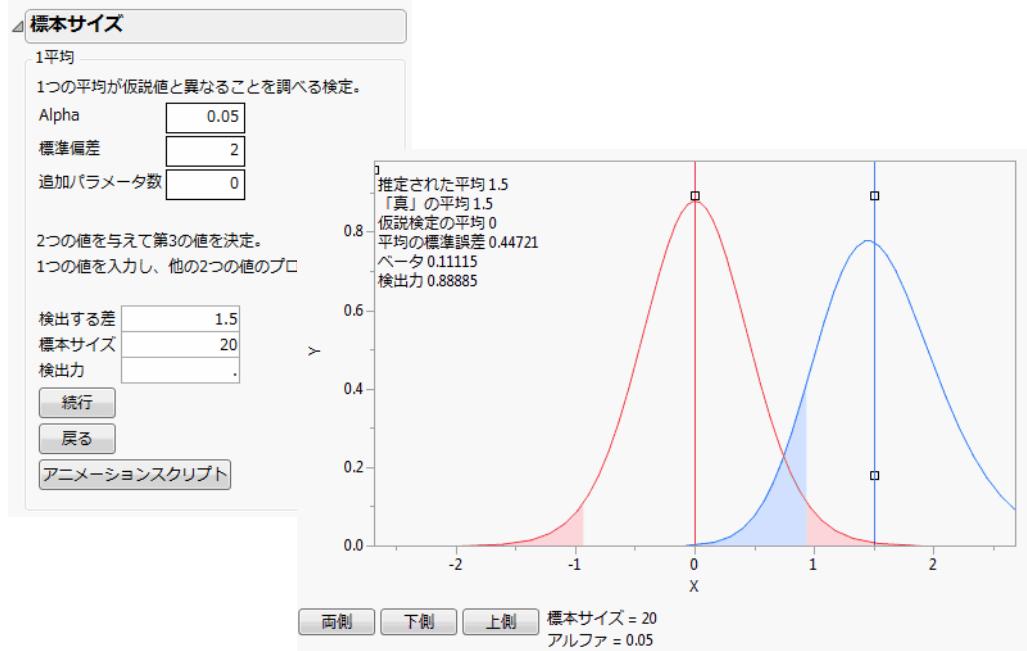
「標本サイズと検出力」ウィンドウは図17.6の左側のようになります。

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2標本の平均の差（検出する差）です。また、母集団が正規分布に従うこと、真の差が0であることを前提としています。この設定の検出力は、帰無仮説における差が0で、真の差が 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)」 > 「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。

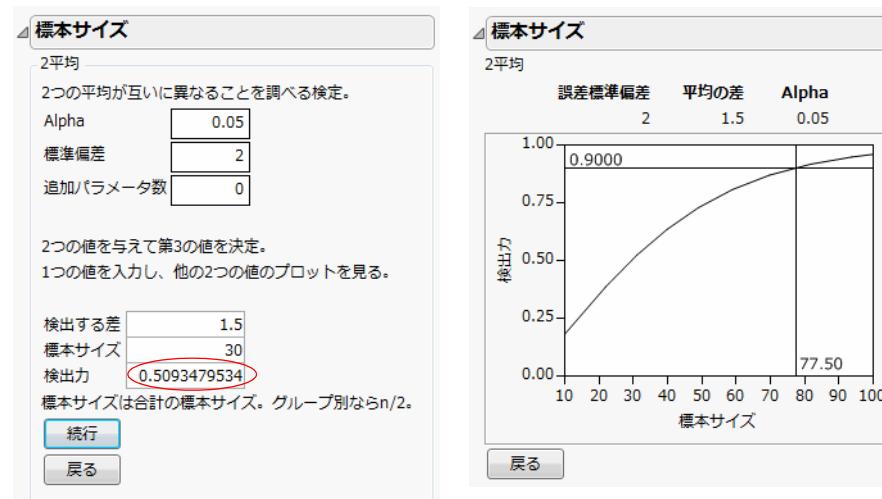
3. 「Alpha」はデフォルトの「0.05」のままにしておきます。
4. 「標準偏差」として「2」を入力します。
5. 「追加パラメータ数」はデフォルトの「0」のままにしておきます。
6. 「検出する差」として「1.5」を入力します。
7. 「標本サイズ」として「30」を入力します。
8. 「検出力」は空白にします。
9. [続行] をクリックします。

「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] オプションを使用して、最大10個の平均を比較できます。4つのグループが存在し、各グループの平均が10～13、標準偏差が0.9、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。

$H_0: \mu_1=\mu_2=\mu_3=\mu_4$ 、 H_a : 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。

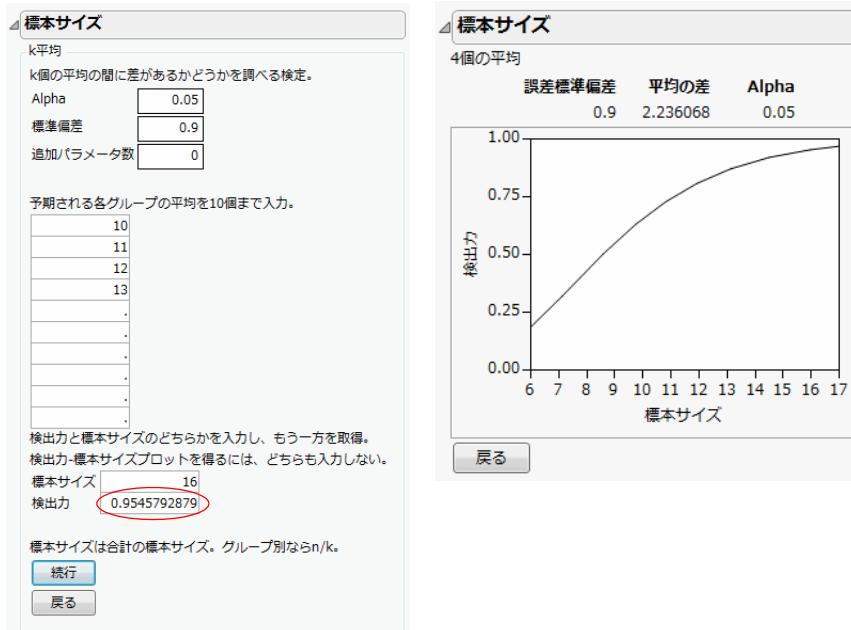
1. 「実験計画(DOE)」 > 「標本サイズ/検出力」を選択します。
2. 「標本サイズと検出力」 ウィンドウで [k 標本平均] ボタンをクリックします。
3. 「Alpha」はデフォルトの「0.05」のままにしておきます。
4. 「標準偏差」として「0.9」を入力します。
5. 「追加パラメータ数」はデフォルトの「0」のままにしておきます。
6. 4 グループの平均として、「10」、「11」、「12」、「13」と入力します。
7. 「標本サイズ」として「16」を入力します。
8. 「検出力」は空白にします。
9. 「続行」をクリックします。

「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。0.05と設定した場合、真の標準偏差と帰無仮説の値が同じであっても、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 実験のユニット数（実験数または標本数）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の例の中に、分散と検出する差を扱ったものがあります。シリコンウエハーのロットを対象に、抵抗率を測定しました。測定値における分散の公称値は $100\Omega\text{cm}$ で、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 $55\Omega\text{cm}$ 高い) $155\Omega\text{cm}$ 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 は母集団の標準偏差を表します。真の標準偏差は σ_0 と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。

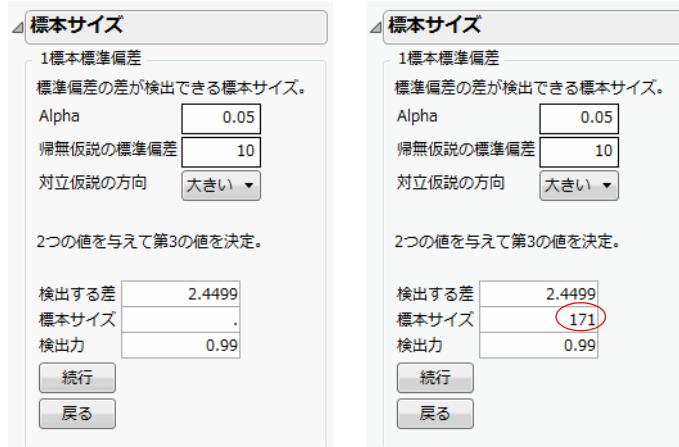
検定の有意水準を 0.05 とし、標準偏差が 10 から 2.4499 だけ増加した場合に検出力 0.99 で検出するとします。必要な標本サイズを求めるには、次の手順を実行します。

1. [実験計画(DOE)] > [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。

注: 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、平均のものとほぼ同じです。真の割合を入力し、**有意水準 (Alpha)**を選択します。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）。

標本サイズと割合の仮説値は、2項分布に基づく正確な確率計算によって求められます。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、正確な方法の方がより信頼できます。

1標本割合の場合、結果は正確な検出力計算と次のいずれか1つを使って求められます。

- Agresti and Coull (1998) で述べられている調整済み Wald 検定 (“Add two successes and two failures”)。JMP の Web サイトにある Barker によるホワイトペーパーのセクション3.3も参照してください (http://www.jmp.com/blind/whitepapers/wp_jmp_powersample_104887.pdf)。
- 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。この検定も正規近似ですが、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できます。

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](#)」(368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)] > [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」より大きいか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



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

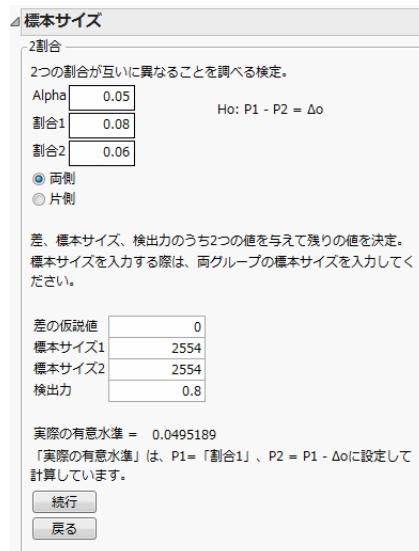
たとえば、シリコンウェハーの2つの生産ラインを管理しているとしましょう。これまでの実験結果から、片方の生産ラインは不適合品率が8%、もう片方は6%であるということが想定されます。ここで、各ラインの不適合品率が等しいという帰無仮説を80%の検出力で棄却するために必要な標本サイズを調べたいとします。

この例で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)] > [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



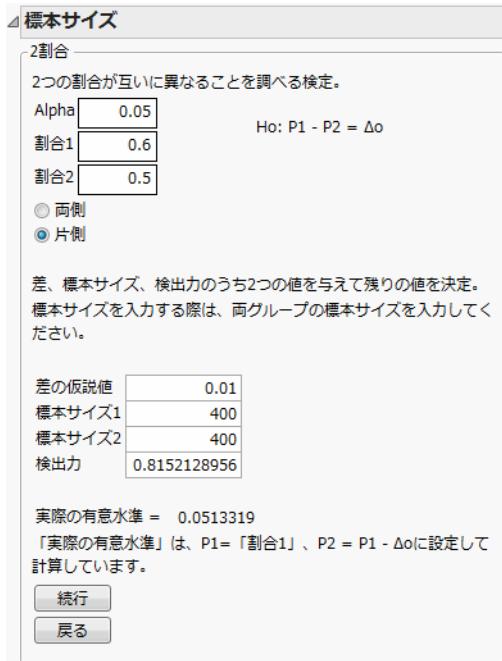
片側検定の検出力を求める例

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)」 > 「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」ウインドウでは、「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



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。

次のような点が調査対象となります。

- 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。

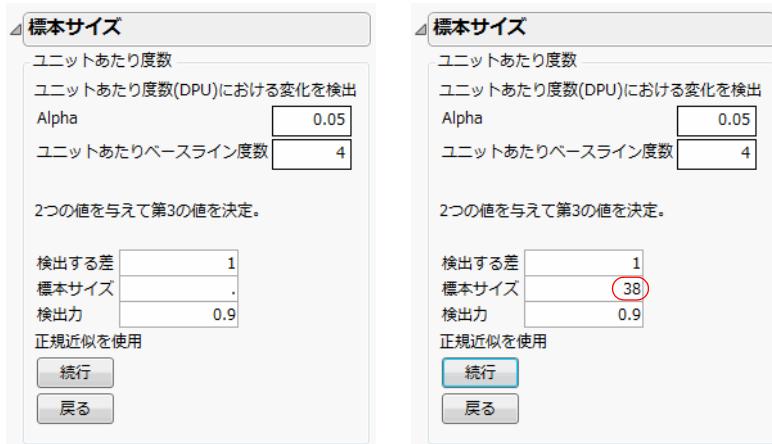
[ユニットあたり度数] の例

たとえばシリコンウェハーの生産工程で、ウェハー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、有効水準を0.05として、ウェ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」（新しい工程が目標に達しているにも関わらずその検出に失敗する危険性）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」（ウェハー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（つまりウェハー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があります。
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、整数に丸めています。

生産工程におけるシフトを検出するには、約38枚のシリコンウェ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。

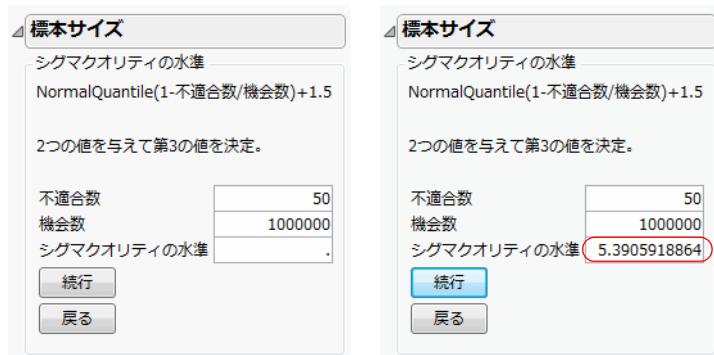
シグマクオリティの水準の例

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)] > [標準サイズ/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



シグマクオリティの水準	NormalQuantile(1-不適合数/機会数)+1.5
2つの値を与えて第3の値を決定。	
不適合数	50
機会数	1000000
シグマクオリティの水準	.
<input type="button" value="続行"/>	
<input type="button" value="戻る"/>	

シグマクオリティの水準	NormalQuantile(1-不適合数/機会数)+1.5
2つの値を与えて第3の値を決定。	
不適合数	50
機会数	1000000
シグマクオリティの水準	5.3905918864
<input type="button" value="続行"/>	
<input type="button" value="戻る"/>	

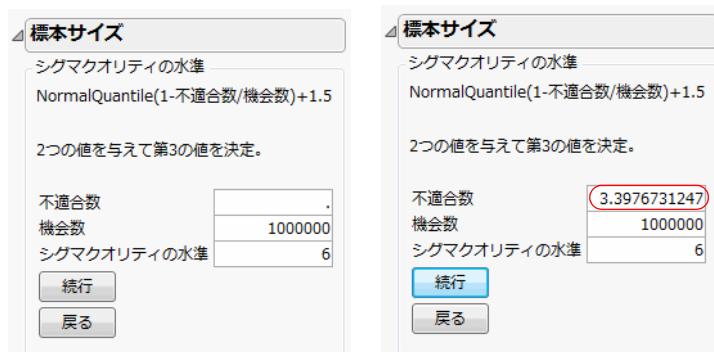
不適合数の計算例

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)] > [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



シグマクオリティの水準	NormalQuantile(1-不適合数/機会数)+1.5
2つの値を与えて第3の値を決定。	
不適合数	.
機会数	1000000
シグマクオリティの水準	6
<input type="button" value="続行"/>	
<input type="button" value="戻る"/>	

シグマクオリティの水準	NormalQuantile(1-不適合数/機会数)+1.5
2つの値を与えて第3の値を決定。	
不適合数	3.3976731247
機会数	1000000
シグマクオリティの水準	6
<input type="button" value="続行"/>	
<input type="button" value="戻る"/>	

信頼性試験と信頼性実証の計画

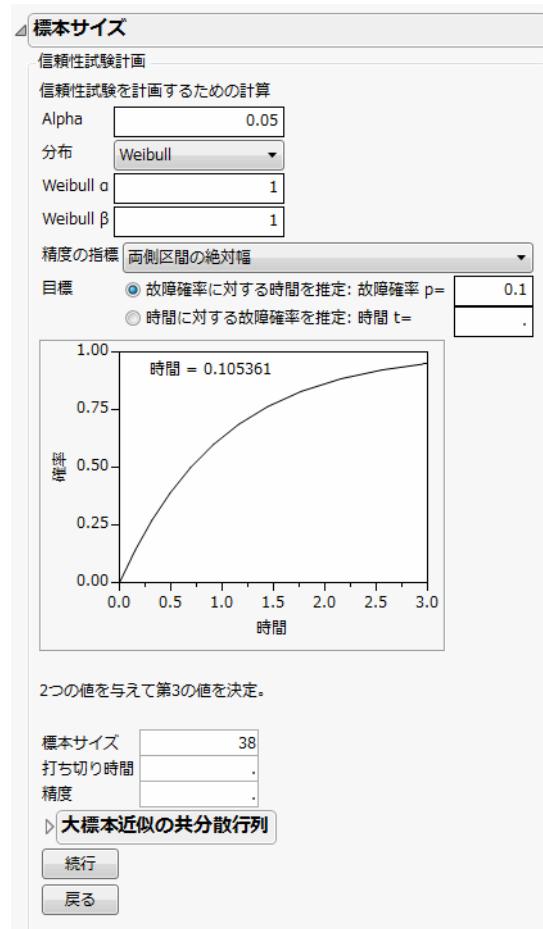
【信頼性試験計画】と【信頼性実証】を使用して、信頼性試験と信頼性実証 (reliability demonstration) に必要な標本サイズを計算できます。

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)】>【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 假定に基づく故障分布です。選択した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分布には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)] > [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。

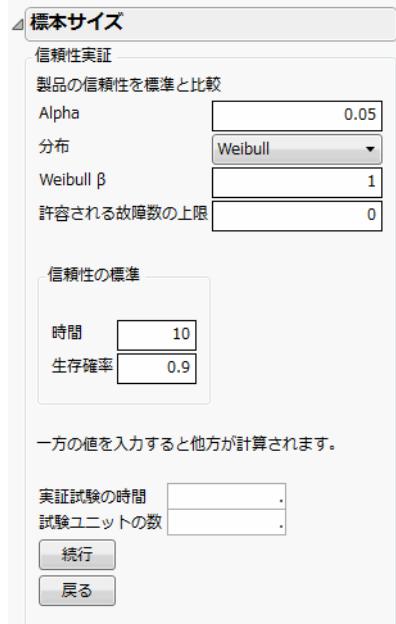
信頼性実証

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)] > [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 実証試験に必要な時間です。

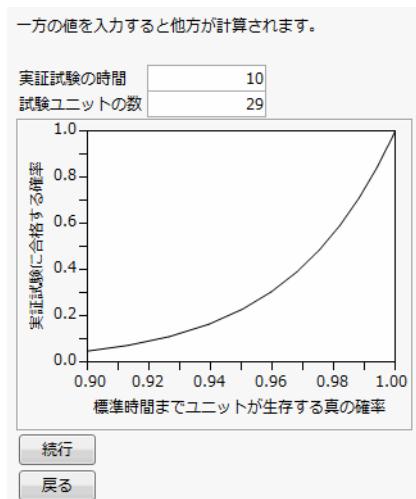
試験ユニットの数 実証試験に必要なユニットの数です。

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



試験を行うにあたって、特定の時間における製品の生存確率は未知です。そこで、プロットにおいて、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、標準時間におけるユニットの生存確率の関数として表示しています。曲線が右上がりになっているのは、標準よりも信頼性が高くなるほど、試験に合格する確率が高くなることを示しています。

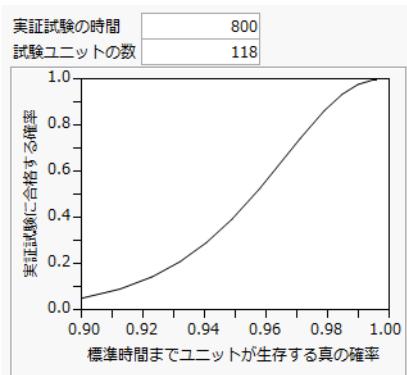
例

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いと思っています。

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)] > [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 」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。

付録 A

参考文献

- 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, C., "Power and Sample Size Calculations in JMP," SAS Institute. Retrieved November 12, 2013 from http://www.jmp.com/blind/whitepapers/wp_jmp_powersample_104887.pdf.
- 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. and Wilson, K.B. (1951), "On the Experimental Attainment of Optimum Conditions," *Journal of the Royal Statistical Society, Series B*, 13, 1-45.
- 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 Meyer, R.D. (1986), "An Analysis of Unreplicated Fractional Factorials," *Technometrics* 28, 11-18.
- 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. (1988), "Signal-to-Noise Ratio, Performance Criteria, and Transformations," *Technometrics* 30, 1-40.
- Box, G.E.P., Hunter, W.G., and Hunter, J.S. (1978), *Statistics for Experimenters*, New York: John Wiley and Sons, Inc.
- 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.
- 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.
- 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.
- Fang, K.T. and Sudfianto, A. (2006), *Design and Modeling for Computer Experiments*, Chapman and Hall CRC, Boca Raton, Florida
- 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*, Vol. 8, #3, pp. 140-157.
- 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, Bradley (1991), "An Interactive Graph For Exploring Multidimensional Response Surfaces," 1991 Joint Statistical Meetings, Atlanta, Georgia.
- Jones, Bradley and Goos, Peter (2007), "A Candidate-set-free Algorithm for Generating D-optimal Designs," *Applied Statistics*, 56, Part 3, pp 1-18.
- 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.
- 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.

- Myers, R.H. (1976) *Response Surface Methodology*, Boston: Allyn and Bacon.
- Myers, R.H. (1988), *Response Surface Methodology*, Virginia Polytechnic and State University.
- 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.
- 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.
- 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., 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.
- Piepel, 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.
- 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*, A8(4), 303-326.
- Snee, Ronald D. (1985) *Computer Aided Design of Experiments - Some Practical Experiences*, *Journal of Quality Technology*, Vol 17. No. 4 October 1985 p.231.
- St. John, R.C. and Draper, N.R. (1975), "D-Optimality for Regression Designs: A Review," *Technometrics*, 17 pp 15-23.

- Taguchi, G. (1976), "An Introduction to Quality Control," Nagoya, Japan: Central Japan Quality Control Association.
- Welch, W.J. (1984), "Computer-Aided Design of Experiments for Response Estimation," *Technometrics*, 26, 217–224.
- Wu, C.F.J., and Hamada, M.S. (2000), *Experiments: Planning, Analysis, and Optimization*, second edition, Wiley.
- 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.

索引

実験計画(DOE)

数字

- 1標本分散（検出力と標本サイズ） 366
- 1標本平均（検出力と標本サイズ） 359
- 1標本平均と2標本平均（検出力と標本サイズ） 357
- 1標本割合と2標本割合（検出力と標本サイズ） 368
- 2次モデル 99–107
- 2水準の一部実施要因計画 154
- 2水準の完全実施要因計画 153
- 2段分割法の実験計画 63
- 2標本平均（検出力と標本サイズ） 357
- 2標本平均と1標本平均 363
- 2標本割合（検出力と標本サイズ） 368
- 2方分割法の実験計画 64

A

- ABCD計画 221
- Alpha 358

B

- Bayes流のD-最適計画 97, 126–127
- Bayes流のI-最適計画 126, 128
- Borehole Factors.jmp 270
- Borehole Sphere Packing.jmp 271
- Bounce Data.jmp 183
- Bounce Factors.jmp 183–184
- Box-Behnken計画 181, 183, 192
 - 三次元散布図 190
 - 応答曲面計画も参照
- Byrne Taguchi Factors.jmp 308–309

C

- CCD
 - 中心複合計画を参照
- Chakravarty 156

Chemical Kinetics.jmp 289

CONAEV手法 220

CONVRT手法 220

Corn.jmp 300

Cotter計画 156

D

DOE Sphere Radius 352

Donev Mixture Factors.jmp 108

D効率 107

D-最適

拡張 348

計画 97, 126–127

最適化基準 70, 352

G

Gauss過程 IMSE最適計画 249, 265

I

I-最適

計画 126–128

最適化基準 70, 352

I-最適計画 71, 127

J

JMPスタート 26

JMPスタートーウィンドウを閉じる 26

JMPチュートリアル 24

JSL (JMPスクリプト言語)

アニメーションスクリプト 359

拡張計画 335

球の半径 352

K

k 標本平均 (検出力と標本サイズ) 364

L

L18 Chakravarty 156

L18 Hunter 156

L18 John 156

L36 156

L9-Taguchi 308

Lenth の標準誤差 (PSE) 169, 179

N

N 個の因子、追加 45

P

Plackett-Burman 計画 155

作成 163

Plastifactors.jmp 226

R

Reaction Kinetics Start.jmp 295–296

Reaction Kinetics.jmp 297

Reactor 8 Runs.jmp 331

Reactor Factors.jmp 197–198

Reactor Response.jmp 197

RMSE 173, 201

RSM (応答曲面法) 190

S

Scheffé の多項式 224

SN 比 (信号とノイズの比) 305

Space Filling 計画 251–274

球の詰め込み 249, 252

Gauss 過程 IMSE 最適 249, 265

一様 249, 258

高速柔軟充填計画 266

最小ポテンシャル 249, 261

最大エントロピー 249, 263

試錐孔モデル、球の詰め込みの例 270

ラテン超方格法 249, 254–258

平均クラスター サイズの設定 266

Space Filling 配合計画 221–223

Space Filling 配合計画、平均クラスター サイズの設定 222

W-Z

Weld-Repaired Castings.jmp 175

XVERT 手法 220

X 行列、保存 69, 352

ア

値

目標 44, 152

列の最大値と最小値 (DOE) 77

あてはめ

配合計画 224

アニメーションスクリプト 359

アルゴリズム

座標交換 82

合わせる

目標値 43–44, 79, 151

アンケート、離散選択計画 236

イ

一部実施要因計画 154

一様 (Space Filling 計画) 249, 258

一様精度計画 192

因子

カテゴリカル 46, 153

共変量 116

重要な因子 141

制御因子 305, 307

追加 45, 104

テーブル、作成 67

配合実験 77

非配合 108

保存 66

役割 66

列 81

連続尺度 46, 152

ロード 67

因子テーブルの作成 67

因子の組み合わせを除外 73

因子の変更 66
因子の役割 80
因子プロファイルオプション 186, 188, 202, 229, 310

ウ

内側配置、内側計画 305, 307

エ

影響を受けにくい計画 118

オ

応答

上側限界 44, 151
カスタム計画 43, 151, 191
下側限界 44, 151
保存 66
満足度の値 44, 151
目標 43, 151
目標、満足度関数 187

応答、ロード 67

応答曲面

配合計画 229
応答曲面計画 181–194
カテゴリカル因子を含む 103
はじめに 190
ロック因子を含む 103
目的 181
例 183–189
レポート 185

応答曲面効果 225

応答曲面法 (RSM) 190

応答数 43

応答数ボタン 151

応答の最小化 43, 151

応答の最大化 43, 151

応答の重要度 43, 66, 151, 312

入力 79

応答の重要度の割り当て 66

応答変数の限界、列プロパティ 79

応答変数、複数 79

重み、応答の重要度 43, 66, 79, 151, 312

折り重ね計画 346

力

解

等価 82
開始点、ランダム 71
開始点の数 71
回転可能オプション 193
化学配合物、例 226
拡張

非線形計画テーブル 302

拡張計画 329–353

D-最適 348

D-またはI-最適化基準の変更 352

新しい実験と項の追加 341, 348

因子の組み合わせを制限 353

折り重ね 341, 346

球の半径の値を指定 352

計画の拡張 341

軸点の追加 341, 347

中心点の追加 341, 345

特殊なコマンド 351

反復 341

保存された計画 (X) 行列 352

ランダム開始点の数の選択 352

隠れた切片 225

数、開始点 71

カスタム計画

2段分割法の計画 63

2方分割法 64

因子、定義 43

可能な場合のみ 49

計画の生成パネル 33, 50

仕組み 82

柔軟性のあるロックサイズ 92

推定 49

スクリーニング 85

データテーブル 61

特殊なコマンド 65

必須 49

分割実験計画 62

モデル、記述 47

乱塊法 62

カスタム計画コマンド 65

カスタム計画の診断統計量 68, 352
 カテゴリカル因子 46, 153
 可能な場合のみ 49
 過飽和実験計画 89
 関数、満足度 187, 311
 完全実施要因計画 153, 195–205
 計画の生成パネル 50
 例 197

ヰ

偽陰性 156
 擬似成分（配合列プロパティ） 78
 記述
 モデル 47–48, 210
 基準、最適化 70, 352
 希薄性、効果 143, 155–156
 球の詰め込み計画 249, 252
 球の半径 73, 352
 共変量因子 116
 行列、計画 69
 行列、交絡 58
 許可しない組み合わせ 73, 352
 局所最適解 71
 曲面計画
 応答曲面計画を参照
 許容値
 下側限界と上側限界を参照

ク

組み合わせ、制限 73, 352

ケ

計画
 2段分割法 63
 2方分割法 64
 ABCD 221
 Bayes流のD-最適 97, 127
 Bayes流のI-最適 128
 Gauss過程IMSE最適計画法によるSpace Filling 265
 I-最適 127
 Plackett-Burman 155, 181, 183, 192

Space Filling 221, 251, 274
 X行列の保存 69
 一部実施要因 154
 一様計画法によるSpace Filling 258
 一様精度 192
 逸脱 154
 応答曲面 181
 折り重ね 346
 拡張 341
 完全実施要因 143, 153, 195, 203
 球の詰め込みによるSpace Filling 252
 行列のテーブルプロパティ 69
 決定的 131
 混合水準 155
 最小逸脱 154
 最小ポテンシャル法によるSpace Filling 261
 最大エントロピー法によるSpace Filling 263
 スクリーニング 141
 単体格子 213
 单体重心 211
 端点、最適なサブセットの検索 216
 中心複合 181
 直交
 曲面計画 192
 スクリーニング計画 153, 207
 直交配列 155
 配合 207, 226
 バランスの取れた 50
 反復 341–342
 非線形 289
 分割実験 62
 飽和 50
 モーメント行列 69
 ラテン超方格法によるSpace Filling計画 254–258
 乱塊法 62
 離散選択 233
 レゾリューション 154
 計画の行列式 71
 計画の再スケール 193
 計画の診断統計量表 260
 計画の生成 161
 計画の反復 341

計画のレゾリューション 154
計画領域率プロット 56
決定的スクリーニングの利点 131
限界、応答 79
検出する差オプション 358–359, 363, 366
検出力と標本サイズ 355–377
 1標本分散 366, 369, 371
 1標本平均 358–359
 1標本割合と2標本割合 368
 2標本平均 363
 k標本平均 364
 アニメーション 362
 ユニットあたり度数 374
検出力と標本サイズの計算 355
 シグマクオリティの水準 376
 分析 357
 平均値に関する検定 367
検出力と標本サイズの計算（検出力と標本サイズを参照） 377

コ

コード変換、列プロパティ 77
効果
 希薄性 143, 155–156
 交絡関係 158
 推定不可能 154
 直交 193, 305
効果の交絡関係 157
効果の固有値 186
効果の固有ベクトル 186
工業分野の実験 233
交互作用 156
 高次 154
高速柔軟充填計画 266
 線形制約 267
 平均クラスターサイズの設定 266
交絡 158
 レゾリューション数 154
交絡行列 58
 説明 86
 表示 86
交絡最適計画 71, 88, 126
交絡パターン 58, 158

効率
 D、G、A 59
誤差因子 305, 307
誤差標準偏差 358
誤差分散 100
固定的な共変量因子 116
固定的な共変量因子の例 116
固有値
 効果 186
固有ベクトル
 効果 186
混合水準計画 155

サ

最小逸脱計画 154
最小化目標 44, 151
最小ポテンシャル計画 261
最小ポテンシャル法によるSpace Filling計画 249
最大エントロピー法によるSpace Filling計画 249, 263
最大化
 満足度 187
 目標 44, 151
最適化基準 70
最適化基準 70, 352
最適計画の行列式 71
最適なサブセットの検索（端点計画） 216
最適なサブセット（配合計画） 216
座標交換アルゴリズム 82
サブセット、検索 216
三角図 207, 223
三次元散布図
 Box-Behnken計画 190

シ

軸
 点 181
軸点
 スケール、中心複合計画 192
シグマクオリティの水準（検出力と標本サイズ） 376
実験
 スクリーニング計画 154

追加 50, 162, 194, 204
 追加の要求 50, 162, 194, 204
 テーブルに表示される順序 60, 162, 193, 204, 212, 216, 221
実験計画 (DOE)
 コード化 77
 単純な例 144
実験数 41, 50, 83
 スクリーニング計画 154
実験の順序 60, 162, 193, 204, 212, 216, 221
実験のランダム化 60
重心点 216
重要度の割り当て (応答) 43, 151, 312
重要な因子を識別する 141
手法
 CONAEV 220
主要項 (Bayes 流の D- 最適計画) 96
純粹誤差 345
詳細オプション (非線形計画) 303

ス
推定 49
推定効率 57
推定不可能な効果 154
スクリーニング計画 141
 開始点の数 162
 カスタム計画 85
 計画の種類 153
 計画の生成 161
 スクリーニング計画の種類を選択 153
 ダイアログボックス 147, 163
 疎直交計画 161
 例 146–194
 列あたりの開始点の数 161
 スクリーニング計画に見られるトレードオフの関係 154

スクリプト
 アニメーション 359
 分析モデルの生成 170, 184
 モデルスクリプト
 モデルテーブルプロパティを参照
 JSL を参照
 スケール

計画 193
 軸点 192
セ
制御因子 305, 307
制限、因子の組み合わせ 73
性能統計量 307
制約
 許可しない組み合わせ 73, 352
 線形 219
 追加 216
 入力 67
 保存 67
 ロード 67
切片
 隠れた 225
切片のないモデル 77
説明変数の列 156
線形制約 216, 219
潜在項 (Bayes 流の D- 最適計画) 96
選択肢集合、離散選択計画 235
選択モデル計画
 目的 233
 例 233

ソ
相対比率
 配合計画を参照
属性、離散選択計画 235
外側配置、外側計画 305, 307

タ
大局的な最適解 71
対比 169
タグチ計画 305–311
 手法 305
 説明 305
単体 207
 格子計画 213
 重心計画 211
端点計画 215
 アルゴリズム 220

最適なサブセットの検索 216
範囲の制約 217

チ

チュートリアル 24
チュートリアルの例
 応答曲面計画 183, 188–189
 拡張計画 331–341
 カスタム計画 27–39
 完全実施要因計画 197
 実験計画 (DOE) 144
 柔軟性のあるブロックサイズ 92
 スクリーニング計画 147
 配合計画 226–228
中心点
 応答曲面計画 181
 拡張計画 345, 347
 単体中心計画 211
 中心複合計画 181
中心点の数オプション 50
中心複合計画 181, 192
 応答曲面計画も参照
超球面 73, 352
頂点
 端点 215

直交オプション 193
直交計画
 曲面計画 192
 スクリーニング計画 153, 207
直交配列計画 155, 305

ツ

ツールヒント 25
追加
 因子 45, 104
 拡張計画の実験と項 349
 拡張計画の中心点 345, 347
 線形制約 216
追加実験の要求 50, 162, 194, 204
追加する実験数 50, 162, 194, 204
追加する実験を別のブロックに入れるオプション 345
追加パラメータ 358

テ

テーブル
 因子テーブル、作成 67
 カスタム計画での作成 61
デフォルト
 ランダムな開始点の数 71
点
 軸 181
 重心 216
 中心
 中心点を参照

ト

等価な解 82
統計量、性能 307
トレース
 満足度 187

ナ

内部的な計算 225

ハ

配合、列プロパティ 77
配合計画 207–233
 ABCD計画 221
 Space Filling 221
 あてはめ 224
 応答曲面 229
 最適 210
 最適なサブセット 216
 三角図 223
 スクリーニング計画との比較 207
 線形制約 219
 単体格子 213
 単体重心計画 211
 端点計画 215
 定義 207
 非配合因子を含む 108
 平均クラスターサイズの設定 222
 例 226–228
 配合計画の非配合因子 108
 配合実験 (列プロパティ) 77

パターン、交絡 158
 パターン列 146, 163, 194, 205
 パラメータ、追加 358
 バランスの取れた計画 50
 範囲の制約 215
 範囲を-1から1までオプション 193
 半径、球 73, 352
 半正規プロット 169, 172
 反復
 計画 342
 反復の回数オプション 50

ヒ

非線形計画 287–304
 あてはめを使ってパラメータの事前分布を定義する 289
 開始点の数 294
 起動ダイアログボックス 292, 300
 計画点の重ね合わせプロット 298
 作成 299
 事前データなしで作成 295
 詳細オプション 303
 テーブルの拡張 295, 302
 はじめに 287
 パラメータの事前分布の使用 292
 パラメータの事前分布を使って作成 292
 パラメータの分布 296
 モンテカルロ標本数 294
 例 289
 左から右へ並べ替えオプション 60
 必須 49
 標本サイズ
 1標本分散の1方向の変化を比較する例 366, 369
 1標本平均と2標本平均 359
 検出力分析 366
 スクリーニング計画 195
 ユニットあたり度数の例 374
 標本平均（検出力と標本サイズ） 357
 開く
 JMPスタートーウィンドウ 26

フ
 不適合数 374
 ブロックサイズ 92
 ブロック内でランダム化 60
 プロット
 三角 207, 223
 三次元散布図 190
 予測値と実測値 173
 プロパティ、列 76
 プロファイル
 配合応答曲面 229
 予測プロファイル 102, 186
 予測分散プロット 100
 予測分散プロファイル 100
 プロファイル、離散選択計画 235
 分割実験 46, 62
 分散、誤差と予測 100
 分散分析レポート 225

ヘ

平均、1標本と2標本（検出力と標本サイズ） 357
 平均クラスターサイズの設定 222, 266
 平面上オプション 193
 変更なし 60

ホ

望大特性 (larger-the-better、LTB) の式 309
 飽和計画 50
 星型頂点 181
 保存
 X行列 69, 352
 因子 66
 応答 66
 制約 67
 予測式 228

マ

満足度
 値 44, 151
 閾数 187, 311
 最大化 187
 満足度値、列のプロパティ 79

満足度のトレース 187

ミ

右から左へ並べ替えオプション 60

メ

メニューのヒント 25

モ

目標値 44, 79, 152

目標の種類 43, 151

合わせる 44, 151

最小化と最大化 44, 151

モデル

カスタム計画 47

モデルスクリプト

モデルの指定ダイアログボックス 170, 184

モデル全体の検定 225

モデルの記述 48, 210

モデルの作成 169

モデルの実行 169

モンテカルロ球体数（非線形計画のオプション） 303

モンテカルロシミュレーション 167

モンテカルロ標本数（非線形計画のオプション） 303

ヤ

役割

因子 80

ユ

ユーザ定義オプション 193

ユニットあたり度数（検出力と標本サイズ） 374

ヨ

要因計画

3水準 155

一部実施 154

完全実施 143, 153, 195, 203

予測

トレース 186

プロファイル 100, 102

分散 100, 192

予測式、保存 228

予測値と実測値のプロット 173

予測値の分散 193

予測プロファイル 186

予測分散曲面プロット 57

予測分散プロファイルプロット 100

ラ

ラテン超方格法

Space Filling計画 254–258

ラベル列 163, 194

乱塊法の実験計画 62

乱数シード値、設定 68

乱数シード値の設定コマンド 68

ランダム開始点 71

リ

離散数値の因子 46

離散選択計画

アンケート 236

計画の作成パネル 238

事前の情報 242

選択肢集合 235

属性 235

属性パネル 237

ダイアログボックス 237

定義 233

プロファイル 235

分析 240, 244

例 235, 237, 239

レ

レゾリューション数 154

列プロパティ

因子の役割 66, 80

応答変数の限界 79

コード変換 77

最大値と最小値 77

制約状態 67

配合実験の因子 77

連続尺度の因子 46, 152

□

ロード

因子 [67](#)応答 [67](#)制約 [67](#)ロバストな（頑健な）エンジニアリング [305](#)

ワ

割合（検出力と標本サイズ） [368](#)