

Monthly User Guide from JMP Korea

제 24호 (2019년 7월)

DOE in JMP(3) : Custom Design

- * 본 Guide 는 매월 두 번째 화요일에 발행됩니다
(2018년 7월호부터는 JMP 14 Version 기준입니다)
- ** Monthly User Guide 지난 호는 다음 Site 를 참조하세요(https://www.jmp.com/ko_kr/newsletters.html)
- *** 본 Guide 의 내용과 관련한 문의는 ikju.Shin@jmp.com 으로 연락 바랍니다

Custom Design

지난 5월(Fit Model), 6월(Classical Design)에 이어 이번 호에서는 실험 계획법 시리즈 세 번째로 JMP 최대의 장점 중의 하나인 Custom Design에 대해 세 가지 예제를 가지고 함께 배워 보겠습니다.

View / JMP Starter

실험의 설계(Design) : DOE Platform

Custom Design

Create a design tailored to meet specific requirements.

Augment Design

Add more runs to an existing data table. Replicate, add centerpoints, fold over, or add model terms.

Definitive Screening

Create a screening design where main effect estimates are unbiased by second-order effects.

Fit Definitive Screening

Fitting and model selection for definitive screening designs.

Classical

Screening Design

Sift through many factors to find the few that have the most effect.

Response Surface Design

Find the best response allowing quadratic effects (curvature).

Full Factorial Design

Generate all possible combinations of the specified factor settings.

Mixture Design

Optimize a recipe for a mixture of several ingredients.

Taguchi Arrays

Make inner and outer arrays from signal and noise factors.

2019년 7월호

③

④

②

결과의 분석(Analyze) : Analyze / Fit Model

Fit Model

Linear models, including analysis of variance and multiple regression, variance components, Manova, stepwise regression, logistic regression, many more.

• Standard Least Squares

• Stepwise

①

<Custom Design 관련 동영상>

<https://www.youtube.com/watch?v=d5jOrZL148w>

https://www.jmp.com/en_us/events/ondemand/mastering-jmp/basic-design-of-experiments.html

Custom Design의 특징

JMP의 Custom Design은 아래와 같은 매우 강력하고 다양한 강점을 가지고 있습니다.

1. 다양한 실험 방법 지원

Screening, Response Surface, Mixture(혼합물 실험), Split Plot(분할 법) 등 다양한 종류의 실험 계획 방법을 Custom Design Platform에서 수행할 수 있다.

2. 다양한 유형의 인자를 동시에 포함할 수 있음

Continuous, Discrete Numeric, Categorical, Blocking, Covariate, Mixture, Constant, Uncontrolled 등 다양한 유형의 인자를 포함할 수 있으며
Discrete Numeric, Categorical 및 Blocking 인자의 경우에는 다양한 수준(level)에 대해서도 표현이 가능하다.

3. 보고 싶은 효과(Effect)만을 선택하여 실험 실시 및 분석이 가능하다.

4. 최소의 실험 횟수 이상이라면 임의의 실험 횟수를 설정할 수 있어서 실험 예산을 충족할 수 있는 실험 횟수 결정이 가능하다.

5. 실험 영역(Design Space)내에 실험이 불가능한 제약 조건이 있을 때 이를 쉽게 반영할 수 있다.

Case 1 : Custom Design의 기본 형태

- 1. 상황 : 아래와 같은 상황에 대해 Custom Design을 이용하여 반응 표면 실험 디자인을 하고자 한다.
 - 1) 반응치(Response) : 수율(Yield)
 - 2) Factor : 연속형 인자 3개
인자 A(100, 200), 인자 B(5, 8), 인자 C(2,5)
- 2. DOE / Custom Design에 들어가서 Response에서 Response Name을 입력하고 Goal을 선택한다.
 - * 3가지 종류의 Goal : Match Target(망목 특성), Minimize(망소 특성) Maximize(망대 특성)

Responses				
Add Response	Remove	Number of Responses...		
Response Name	Goal	Lower Limit	Upper Limit	Importance
Yield	Maximize	.	.	.
optional item				

- 3. Factor Panel의 Add N Factors에 3을 입력, Add Factors에서 Continuous 선택 후 하단 Continue 클릭(Add Factor에서 다양한 유형의 Factor를 포함할 수 있음을 알 수 있다)

Factors			
Add Factor	Remove	Add N Factors 1	
Continuous		Role	Values
Discrete Numeric	▶		
Categorical	▶		
Blocking	▶		
Covariate			
Mixture			
Constant			
Uncontrolled			
Add Factor button.			

- 4. 실험 인자의 값을 입력한 뒤 'Continue'를 클릭.

Factors				
Add Factor	Remove	Add N Factors 1		
Name	Role	Changes	Values	
A	Continuous	Easy	100	200
B	Continuous	Easy	5	8
C	Continuous	Easy	2	5
Specify Factors				
Add a factor by clicking the Add Factor button. Double click on a factor name or level to edit it.				
Continue				

- 5. Model Panel에서 포함할 효과(Effect)를 선택할 수 있다. 만약 2인자 교호작용까지 포함하고자 한다면 Interactions에서 2nd를 선택하면 되고, 곡률 효과까지 포함하여 분석하고자 한다면 RSM(반응 표면 실험)을 선택하면 된다. 이 선택 결과에 따라 하단의 Number of Runs의 내용(실험 횟수)이 함께 달라진다(여기서는 RSM 선택)

Model	
Main Effects	Interactions
RSM	Cross
Powers	Remove Term
Name	Estimability
Intercept	Necessary
A	Necessary
B	Necessary
C	Necessary
A*A	Necessary
A*B	Necessary
B*B	Necessary
A*C	Necessary
B*C	Necessary
C*C	Necessary



Case 1 : Custom Design의 기본 형태

6. Design Generation 패널

1) Design Generation에서 random block의 설정, 중심점에서 추가 실험 횟수, 반복 실험할 Run의 수를 입력한 후 Make Design을 클릭한다.
(하단 그림에서의 Number of Replicate Runs는 전체 실험 Run에서 반복할 Run 수를 입력하는 란이고, Classical Design 등에서 보여지는 Number of Replicates는 실험 Run 전체에 대한 반복 횟수를 입력하는 란으로 혼동할 수 있으니 유념해야 한다)
2) 여기서 보여지는 최소(Minimum) 실험 Run의 수는 실험에서 보고자 하는 효과의 수(여기서는 9) + 1 이다

Design Generation

☐ Group runs into random blocks of size: 2

Number of Center Points: 0

Number of Replicate Runs: 0

Number of Runs:

☐ Minimum 10

☒ Default 16

☐ User Specified 16

Make Design

Design			
Run	A	B	C
1	200	6.5	3.5
2	100	8	5
3	100	5	2
4	100	5	5
5	150	6.5	5
6	100	8	2
7	150	6.5	3.5
8	150	6.5	2
9	100	6.5	3.5
10	150	6.5	3.5
11	200	5	5
12	150	5	3.5
13	200	8	5
14	200	8	2
15	200	5	2
16	150	8	3.5

Output Options

Data Table Options

☐ Save X Matrix

☐ Simulate Responses

☐ Include Run Order Column

Run Order: Randomize

Make Table

Back

8. 위의 실험 계획표와 동일한 내용으로 실험 실시한 결과를 가지고 분석해 보자. 해당 Sample Data는 아래에서 확인할 수 있다.

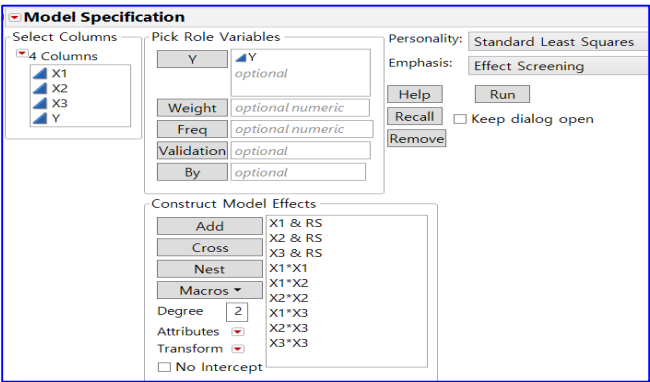
[Help / Sample Data Library / Design Experiments / Custom RSM.jmp](#)

7. 'Make Design'을 클릭하면 Design Table과 함께 Data Table Options 창이 Display 된다. 실험 순서의 Random 화 여부 등을 결정하고 난 뒤에, 'Make Table'을 클릭하면 실험 Data Table이 완성된다.

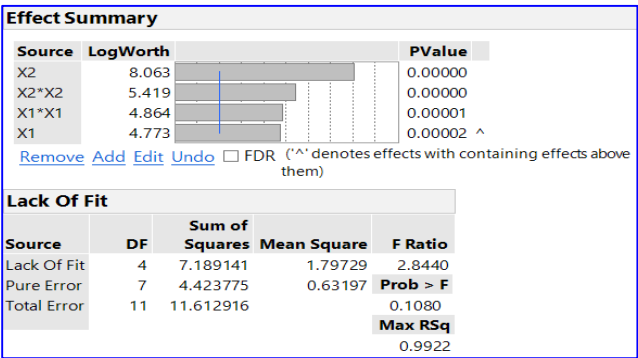


Case 1 : Custom Design의 기본 형태

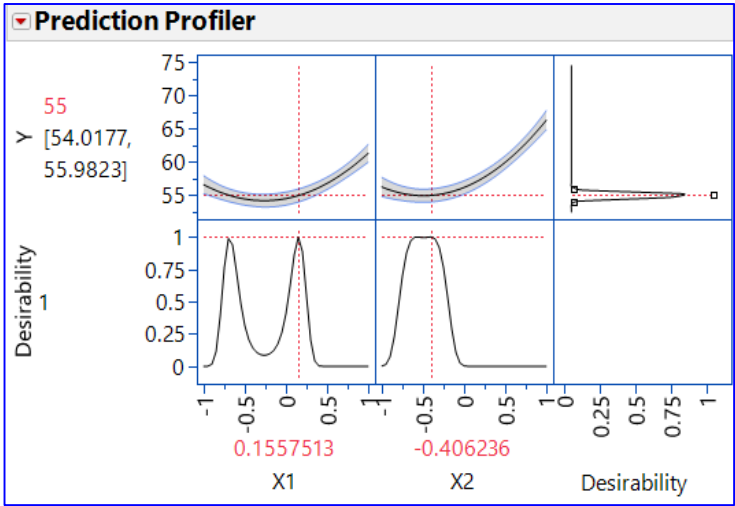
9. 왼쪽 Table Panel의 'Model' 을 실행하면 아래와 같이 'Construct Model Effects'에 곡률 효과를 추정할 수 있는 반응 표면(RS : Response Surface) 실험으로 모델이 설계되어 있음을 알 수 있다



10. Run을 클릭한 뒤 Effect Summary에서 유의하지 않는 효과를 제거한 뒤의 결과는 다음과 같다



11. ▼Prediction Profiler / Optimization and Desirability / Maximize Desirability를 선택하여 최적의 조건을 확인할 수 있다.



12. 실험 인자들의 산포를 반영하여 반응치 Y값을 추정해 볼 수 있는 데,

1) ▼Prediction Profiler / Simulator 선택한 후 X1, X2 아래의 Fixed를 Random으로 변경하여 각 인자들의 산포를 반영한다.

2) 만약, X1과 X2의 표준편차가 각각 0.1, 0.2 이고 Y값의 Spec이 LSL 54, USL 56 이라면 두 X 인자의 표준편차를 0.1, 0.2로 변경하고 ▼Simulator / Spec Limits를 클릭하여 다음과 같이 Spec 입력 후 Save 클릭한 다음,



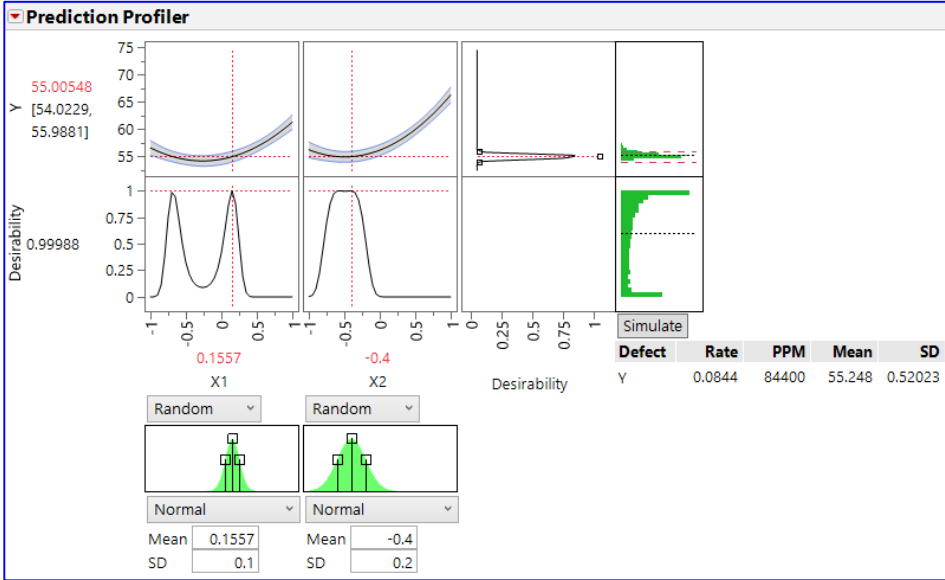
Case 1 : Custom Design의 기본 형태

Spec Limits			
Response	LSL	USL	Save
Y	54	56	

13. Prediction Profiler 우측 하단의 Simulate 버튼을 클릭하면 반응치 Y의 추정 불량률을 확인할 수 있다.

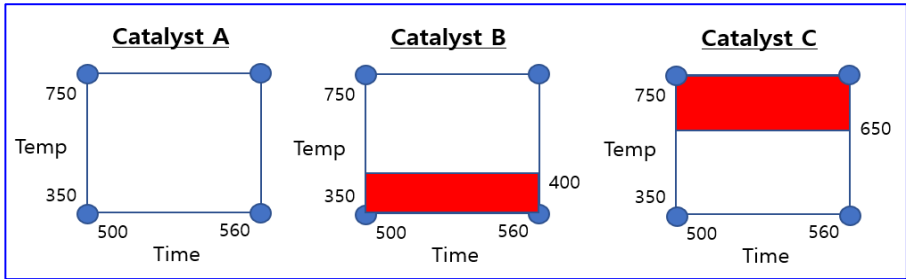
* 우측 'Simulate' 버튼 하단의 Defect 있는 부분에서 우측 마우스 클릭 columns 에서 PPM 를 추가할 수 있다.

Simulate					
Defect	Rate	PPM	Mean	SD	
Y	0.0844	84400	55.248	0.52023	



Case 2 : 제약 조건이 있을 경우

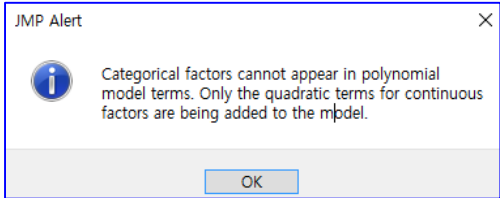
1. 상황
- 1) 두 개의 연속형 인자(시간, 온도)와 하나의 범주형 인자(촉매)가 있다. 연속형 인자는 각각 2 수준, 범주형 인자인 촉매는 3 수준(A, B, C)이다.
- 2) 반응 표면 실험을 하고자 하는 데, 촉매가 B일 때는 온도가 400 보다 높아야 하고, 촉매가 C일 때는 온도가 650도보다 낮아야 하는 제약 조건이 있다. 그림으로 간략히 나타내면 아래와 같은 데(색깔 칠해진 부분이 실험을 실시하면 안 되는 실험 영역), 이를 반영하는 실험 계획을 수립해 보자.



2. DOE / Custom Design에 들어가서 Factor Panel의 Add N Factors에 2를 입력, Add Factors에서 Continuous 선택한 다음, Add N Factors에 1을 입력, Add Factors에서 Categorical / 2 Level을 선택 후 Continue를 선택한다.

Factors				
Add Factor	Remove	Add N Factors	1	
Name	Role	Changes	Values	
Time	Continuous	Easy	500	560
Temp	Continuous	Easy	350	750
Catalyst	Categorical	Easy	A	B C

3. Model에서 RSM을 선택하면, 범주형 범주에 대해서는 곡률 효과를 추정할 수 없다는 경보 창이 열린다.



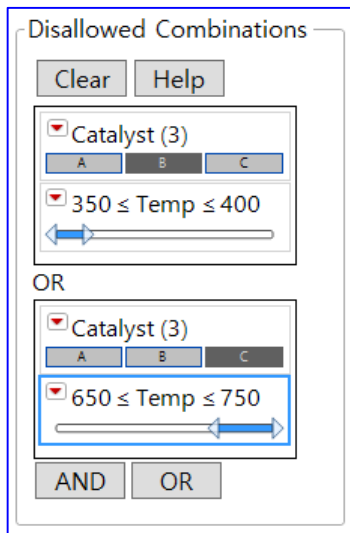
4. OK를 클릭하면 그 결과를 알 수 있다 (범주형 변수에 대해서는 제공항이 없다)

Model	
Main Effects	Interactions
RSM	Cross
Powers	Remove Term
Name	Estimability
Intercept	Necessary
Time	Necessary
Temp	Necessary
Catalyst	Necessary
Time*Time	Necessary
Time*Temp	Necessary
Temp*Temp	Necessary
Time*Catalyst	Necessary
Temp*Catalyst	Necessary

5. 제약 조건을 반영하기 위해서는 Define Factor Constraints에서 'Use Disallowed Combinations Filter' 선택 후, 다음과 같이 제약 조건을 반영한다.

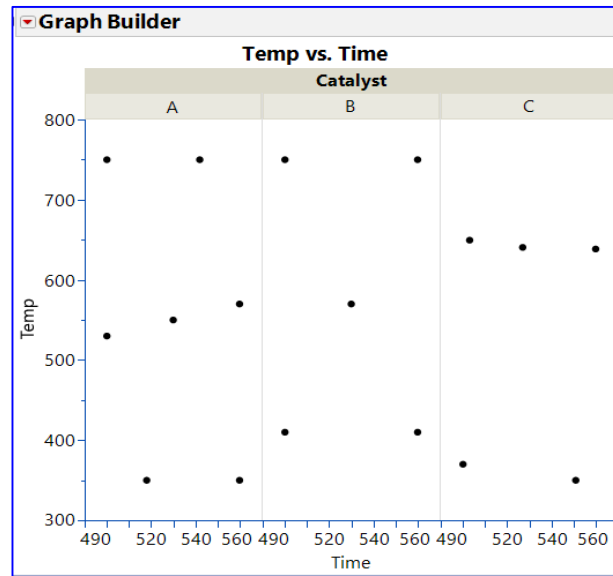
Case 2 : 제약 조건이 있을 경우

6. 제약 조건의 반영



- 1) Add Filter Factors에서 Catalyst를 선택한 후 Add 버튼을 클릭, Catalyst B를 선택 후 AND 버튼 클릭한 다음, Add Filter Factors에서 Temp를 선택한 후 Add 버튼을 클릭한 후 Temp에 대해 350 ~ 400으로 Disallowed 구간 설정
- 2) 그 다음 OR 버튼을 클릭한 다음
- 3) Add Filter Factors에서 Catalyst를 선택한 후 Add 버튼을 클릭, Catalyst C를 선택 후 AND 버튼 클릭한 다음, Add Filter Factors에서 Temp를 선택한 후 Add 버튼을 클릭한 후 Temp에 대해 650 ~ 750으로 Disallowed 구간을 설정하면 된다.

7. 그런 다음, (나머지 Option 사항은 그대로 두고) Make Design을 클릭한 뒤 최종적으로 실험 Data Table을 완성한 다음 Graph Builder 등을 활용하면 제약 조건이 잘 반영되었는 지를 확인할 수 있다



Case 3 : 랜덤화가 곤란한 경우(분할법)

실험 계획법을 적용하는 데 있어서 인자의 특성, 실험의 비용 등의 사정으로 인해 완전 랜덤화가 곤란한 경우가 있다. 이러한 실험을 분할법(Split Design)이라고 하는 데, Custom Design에서 이를 적용하는 방법을 배워 보자.

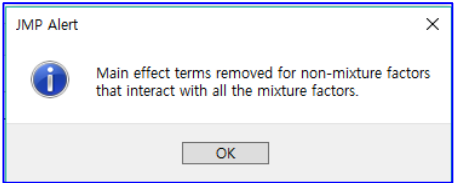
1. 상황 : 비닐 두께를 결정하는 침투율, 온도라는 두 가지의 공정 변수(Process Parameter)가 있고, M1, M2, M3 라는 세 가지 첨가물(혼합물 변수)이 있는 데 이 중 두 가지의 공정 변수는 랜덤화가 곤란하다. 또한 실험 예산의 문제로 두 가지 공정 변수에 대해서는 일곱 번의 실험 Set만 가능하고, 각각의 실험 Set에 대해서는 네 번의 실험, 즉 합해서 28회 실험이 가능한 상황이다.

이와 같은 경우에 있어서의 2인자 교호작용까지 추정할 수 있는 실험 계획을 Custom Design을 통해 수립해 보자.

- 2. DOE / Custom Design에 들어가서
 - 1) Factor Panel의 Add N Factors에 2를 입력, Add Factors에서 Continuous 선택, Add N Factors에 3을 입력, Add Factors에서 Mixture를 선택 후
 - 2) 각 인자의 명칭과 실험 수준을 입력하고
 - 3) 침투율 및 온도 인자에 대해서는 Changes에서 Easy(Change to Easy 라는 뜻)를 Hard(Hard to Change 라는 뜻)로 변경한 뒤 Continue 클릭

Factors			
Add Factor ▼	Remove	Add N Factors	1
Name	Role	Changes	Values
▲ 침투율	Continuous	Hard	-1
▲ 온도	Continuous	Hard	-1
▲ M1	Mixture	Easy	0
▲ M2	Mixture	Easy	0
▲ M3	Mixture	Easy	0

3. Model에서 2인자 교호작용을 선택하면, 혼합물 인자와 교호 작용을 가진 범주형 범주에 대해서는 주 효과를 제거한다는 경보 창이 Display된다.



4. Design Generation에서 Number of Whole Plots(랜덤화하기 곤란한 변수에 의해 고정화되는 Whole Plot의 수)에 7을 입력, Number of Runs의 User Specified에 28을 입력 후 'Make Design' 클릭하면

Design Generation

Number of Whole Plots

Number of Runs:

☐ Minimum

☐ Default

☒ User Specified

Case 3 : 랜덤화가 곤란한 경우(분할법)

5. 두 공정변수(침투율, 온도)의 랜덤화하기 곤란한 특성을 반영한 Split Design이 잘 설계되었음을 확인할 수 있다.

Design						
Run	Whole Plots	침투율	온도	M1	M2	M3
1	1	-1	-1	0	1	0
2	1	-1	-1	0	0	1
3	1	-1	-1	0.6	0	0.4
4	1	-1	-1	0.517377	0.482623	0
5	2	1	-1	0	1	0
6	2	1	-1	0	0	1
7	2	1	-1	0.5	0.5	0
8	2	1	-1	1	0	0
9	3	-1	-1	1	0	0
10	3	-1	-1	0	1	0
11	3	-1	-1	0	0.5	0.5
12	3	-1	-1	0	0	1
13	4	1	1	0	1	0
14	4	1	1	0	0	1
15	4	1	1	0.5	0	0.5
16	4	1	1	1	0	0
17	5	1	1	0	0.5	0.5
18	5	1	1	0	0	1
19	5	1	1	1	0	0
20	5	1	1	0.5	0.5	0
21	6	-1	1	0	0	1
22	6	-1	1	0.5	0	0.5
23	6	-1	1	1	0	0
24	6	-1	1	0	1	0
25	7	1	-1	0	1	0
26	7	1	-1	1	0	0
27	7	1	-1	0.4	0	0.6
28	7	1	-1	0	0.465191	0.534809

6. 참고로 분할법(Split Design)이 아닌 일반적인 Randomization 실험 (28 runs) 설계 결과는 아래와 같다.

Design					
Run	침투율	온도	M1	M2	M3
1	-1	1	0	0	1
2	1	-1	0	1	0
3	-1	1	0	0	1
4	-1	1	0	1	0
5	-1	1	0	0.6	0.4
6	1	-1	1	0	0
7	1	1	0	0.4	0.6
8	-1	1	1	0	0
9	-1	-1	0	0.4	0.6
10	1	-1	0.5	0.5	0
11	1	-1	0	0	1
12	-1	-1	0	1	0
13	1	1	0.469695	0	0.530305
14	1	-1	0	0.6	0.4
15	1	1	0	1	0
16	-1	-1	0	0	1
17	1	1	1	0	0
18	1	-1	0	0	1
19	1	-1	0.6	0	0.4
20	-1	1	0.574583	0	0.425417
21	-1	1	0.5	0.5	0
22	-1	-1	0	1	0
23	-1	-1	1	0	0
24	-1	-1	0.537632	0.462368	0
25	1	1	0	0	1
26	-1	-1	0.5	0	0.5
27	1	1	0	1	0
28	1	1	0.571632	0.428368	0