



Minitab[®] 19

実験計画法

実験計画法 - 目次

第 1 章：実験計画法の概要

- 実験計画法の考え方を理解する。
- Minitabで使用可能な実験のタイプを知る。

第 2 章：要因計画入門

- 要因計画を作成し、計画の原理および特性について学ぶ。
- 主効果と交互作用を計算し、解釈する。
- 完全実施要因計画の分析、プロットの作成、結果の解釈を行う。
- 残差プロットを使って、モデルの仮定を検証する。
- グラフと応答最適化を用いて、最適な因子の設定を見つける。

第 3 章：完全実施要因計画

- 実験計画の中で検出できる差を評価するために検出力分析を行う。
- 反復の追加が検出力に及ぼす影響を評価する。
- 外れ値が分析結果と残差プロットに及ぼす影響を検証する。

第 4 章：一部実施要因計画

- 一部実施要因計画を使って、実験回数を減らす。

- 外れ値が分析結果と残差プロットに及ぼす影響を検証する。
- 逐次実験を適用し、モデルを当てはめる。
- 中心点を使って、検出力の改善、曲面性の検定、純誤差の推定を行う。

第 5 章：多特性の最適化

- 多特性を最適化するため、応答最適化機能と重ね合わせ等高線プロットを使う。
- 複数の応答変数を最適化する因子設定を探す。

一部実施要因計画

例 2：触媒反応の最大化

問題

ある品質チームは、触媒反応が基質をどの程度最終製品に変換するのか研究しています。彼らは、潜在的な要因を5つに絞りました。供給速度、触媒、攪拌、温度、濃度の5つです。

データ収集

このチームには、35回の実験を行うのに十分な予算が与えられています。彼らは、最初の実験で完全実施要因計画（ 2^5 ）を行い、32回の実験を行うことも可能です。しかし、一部実施で実験した結果を分析し、それから次の実験を決める方がより良いアプローチです。

チームは、2因子交互作用が有意である可能性を考慮して、16回の $\frac{1}{2}$ 実施要因計画を実行します。このような逐次的なアプローチをとることで、結果的に時間とコストを節約しつつ、情報を得ることができます。

ツール

- [要因計画の作成]
- [計画を表示]
- [要因計画の分析]

データセット

React.MPJ

変数	説明
供給速度	供給タンクの流量の設定 (10、15 ml/min)
触媒	触媒 (A、B)
攪拌	攪拌速度 (100、120)
温度	反応温度 (140°C、180°C)
濃度	パーセント濃度 (3%、6%)
反応	反応した基質の割合

Minitabは計画変数を次の列に保存します。標準順序、実行順序、中心点、ブロック

プロジェクトを開く

通常、Minitabデータウィンドウに応答値を直接入力することになります。この手順を省略するため、応答値は、既にファイルReact.MPJに入力されています。

プロジェクトを開く

1. **[ファイル]** > **[プロジェクトを開く]**を選択します。
2. React.MPJを選択します。
3. **[開く]**をクリックします。

一部実施要因計画の分析

この計画は分解能Vの計画で、反復を含みません。したがって、この実験で推定できるのは5つの主効果と10個の2因子交互作用だけです。3因子、4因子、5因子の交互作用はすべて無視できるものとします。

要因計画の分析

1. **[統計] > [実験計画法 (DOE)] > [要因計画] > [要因計画の分析]**を選択します。
2. **[応答]**に応答を入力します。
3. **[項]**をクリックします。
4. ダイアログボックスが以下のように設定されていることを確認します。



5. **[OK]**をクリックします。

一部実施要因計画の分析

この計画には15の効果が含まれるので、パレート図または正規効果プロットを使って、簡素化モデルに含める“少数の重要な”因子を選択します。

要因計画の分析

6. **[グラフ]**をクリックします。
7. **[効果プロット]**の下の**[正規]**をチェックします。
8. 各ダイアログボックスで**[OK]**をクリックします。

結果の解釈

正規確率プロット

もし全ての効果がほぼ0で、その効果内の変動が通常が無作為な変動によってのみ起こるならば、その効果は正規確率プロット上に直線で表示されます。

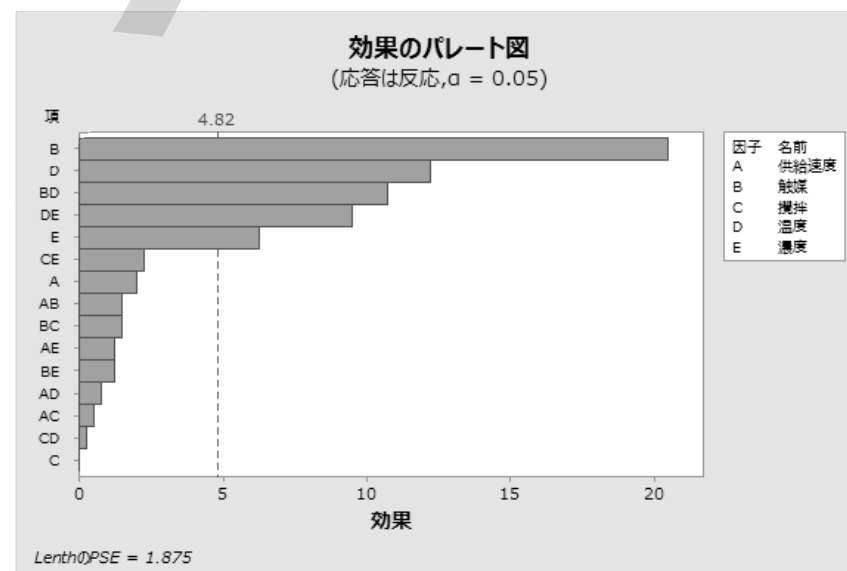
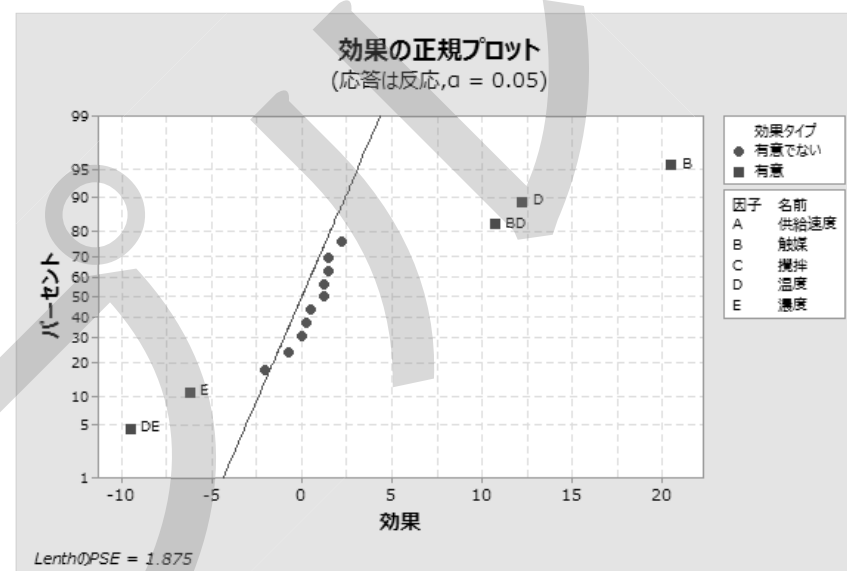
いくつかの効果が正規確率プロットで外れ値として表示される場合、その効果と交互作用は0ではなく、有意であることを示します。

パレート図

パレート図は、"少数の重要な"因子を明らかにしています。

両方のプロットから、反応比率に対して有意な効果を持つのは、次のものであることがわかります。

- 触媒
- 温度
- 濃度
- 触媒と温度の交互作用
- 温度と濃度の交互作用



結果の解釈

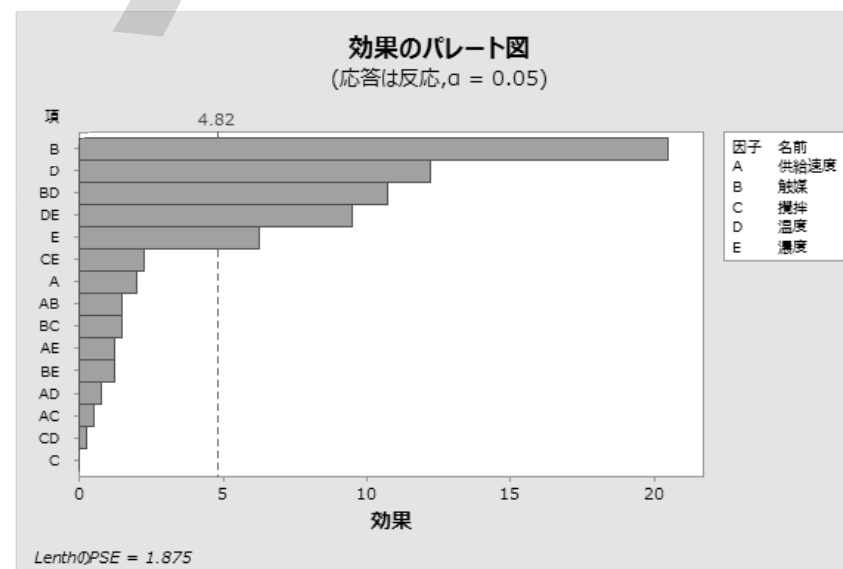
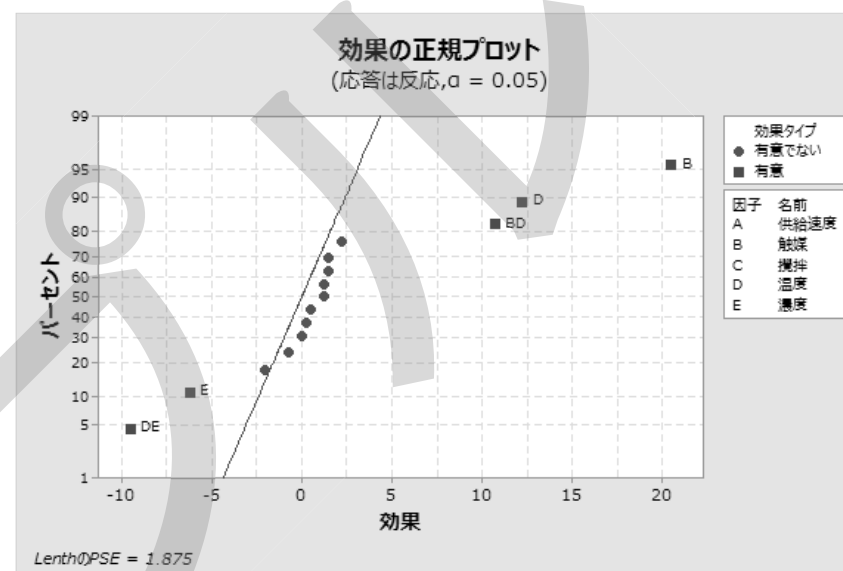
なぜ効果が標準化されていないのか

効果の正規確率プロットとパレート図は、以下のことを表示をします。

- モデルが飽和していない（誤差項が存在する）場合、標準化効果（t値）。
- モデルが飽和している場合、標準化されていない効果（実測値）。

この2つの効果プロットを使えば、フルモデルから重要な効果を見つけることができます。フルモデルでは、平均平方誤差（MSE）を推定することができません。これは、誤差のための自由度がないためです。この場合、各効果が有意であるかどうかを判断するためにセッションウィンドウの分散分析表を用いることはできません。

MSEを推定できない場合、Minitabは、R.V.Lenthによって開発された効果の擬似標準誤差（PSE）を用います。パレート図に描かれた線と正規確率プロットの有意な効果へのラベリングには、図の左下隅に表示されている擬似標準誤差を使用しています。



結果の解釈

分散分析表

Minitabは、セッションウィンドウにF値およびp値を表示しません。これは、データが誤差に対する自由度を確保するのに十分な観測値（データの行）を持っていないためです。モデルの項が15個あるのに対して自由度は15しかないので、検定統計量を計算するのに必要な誤差の平方和を計算できません。

次の作業

有意でない2因子交互作用を取り除き、モデルを当てはめ直します。

分散分析

要因	自由度	調整平方和	調整平均平方	F値	p値
モデル	15	3331.00	222.07	*	*
線形	5	2453.50	490.70	*	*
供給速度	1	16.00	16.00	*	*
触媒	1	1681.00	1681.00	*	*
攪拌	1	0.00	0.00	*	*
温度	1	600.25	600.25	*	*
濃度	1	156.25	156.25	*	*
2元交互作用	10	877.50	87.75	*	*
供給速度*触媒	1	9.00	9.00	*	*
供給速度*攪拌	1	1.00	1.00	*	*
供給速度*温度	1	2.25	2.25	*	*
供給速度*濃度	1	6.25	6.25	*	*
触媒*攪拌	1	9.00	9.00	*	*
触媒*温度	1	462.25	462.25	*	*
触媒*濃度	1	6.25	6.25	*	*
攪拌*温度	1	0.25	0.25	*	*
攪拌*濃度	1	20.25	20.25	*	*
温度*濃度	1	361.00	361.00	*	*
誤差	0	*	*		
合計	15	3331.00			

モデルの当てはめ

平均平方誤差 (MSE)

MSEは、実験の分散 (σ^2_{error}) の推定量で、実験計画の分析に使用される有意性検定の基礎になります。

反復のある実験

反復実験において、MSEは純誤差を含みます。純誤差は、実験の変動を表す最良の推定量です。結果として、パレート図、効果の正規確率プロット、あるいはどの項が有意であるかを定めるためのp値を調べることができます。

反復のない実験

反復のない実験（反復=1）では、純粋な実験誤差は測れません。反復のない実験でフルモデルを当てはめると、MSEが計算できず、分散分析表に有意性検定が表示されません。その代わりに、最初の有意性検定は擬似標準誤差に基づいて行われ、パレート図と正規効果プロットに表示されます。擬似標準誤差に基づいてモデル全体を簡素化するよりは、以下のような逐次的な手段でMSEの項を確立します。

1. 有意でない最高次の項を全て同時に削除し（例えば、有意でない3変数の交互作用項を全て除きます）、モデルを当てはめ直します。

2. 有意でない2番目に高次の項を全て削除し（例えば、有意でない2因子交互作用を全て外します）、モデルを当てはめ直します。
3. 有意でない全ての項を除くまでこの操作を続け、最終的に、有意でない主効果を外します。

注 モデルを簡素化する際に外されたすべての項は、実験誤差の推定量（調整平均平方誤差）になります。その結果、モデル簡素化の最初の段階で1つの項だけ除くことは、有意性検定をたった1つの自由度に基づいて行うことになるので、行うべきではありません。

反復のない完全実施要因計画は、常に1つの最高次の交互作用項を持っています。この最高次の項を、有意でない2番目に高次の項と一緒に削除するようにしてください。例えば、1つの3因子交互作用を持つモデルの場合、もしこの項が有意でなければ、この項を有意でない2因子交互作用と共に削除してください。

ブロック項

ブロック項が有意でない時、その項をモデルに残しておく、ブロックの潜在的な効果を考慮することができます。一方、ブロック項を削除すると、誤差のための自由度を確保することができます。