

本書は、Minitab 統計ソフトウェアのアシスタントで使用される方法およびデータチェックを開発するため、Minitabの統計専門家によって行われた調査に関する一連の文書群を構成する文書の1つです。

実験計画 (DOE)

概要

アシスタントDOE（実験計画）には、コアMinitabで使用可能なDOE機能のサブセットが含まれていて、計画の作成および分析の工程を簡略化する逐次実験工程が使用されます。工程は、最も重要な因子を特定するスクリーニング計画で始まります。次に、曲面性を探すより細かい高分解能の計画を提供し、応答を最適化する因子設定を特定するために使用できる最終モデルを判断します。

本書では、実験工程のステップについて説明します。検出力の役割も含め、アシスタントで提供する計画をどのように決定したのかについて説明します。データ内の曲面性を検出し、適合する工程についても取り上げます。また本書では、データを分析し、最適なモデルを特定するために使用した方法についても説明します。

さらに本書には、アシスタントレポートカードの次のデータチェックについての詳細も含まれています。

- ブロック
- 異常なデータ
- 検出能力

方法

逐次実験工程

アシスタントのDOE機能は、最も重要な因子を特定し、応答を最適化する因子設定を見つけるために、1つ以上の実験を計画および分析する逐次工程のガイドです。逐次実験方法では、より小さい実験のセットを使用し、各ステージの結果が次のステージの実験の指針となります。逐次方法の利点は、各ステージで実行される実験試行回数が少ないため、非生産的な試行にリソースを無駄に使用する可能性が低いということです。

アシスタントには、コアMinitabで使用可能なDOE機能のサブセットが、計画の作成および分析の工程を簡略化する構造化形式で用意されています。工程のステップは、次のとおりです。

1. 6～15個の因子のスクリーニング計画を作成します。
2. 主効果を含むスクリーニングモデルを適合し、結果を分析して最も重要な因子を見つけます。
3. ステップ2の結果に基づき、2～5個の最も重要な因子を含むモデリング計画を作成します。
4. 主効果と二元交互作用を含む線形モデルを適合して、結果を分析し、因子と応答の関係に曲面性の証拠を探します。
5. ステップ4で曲面性が検出されない場合は、このモデルを使用して応答を最適化する因子設定を特定します。
6. ステップ4で曲面性が検出される場合、計画に曲面性の点を追加するように促されます。
7. 2次項を含む2次モデルを適合して、曲面性をモデル化し、結果を分析する。
8. 最終モデルを使用して、応答を最適化する因子設定を特定します。

以下のセクションで、アシスタントDOEの次の側面について詳しく説明します。

- スクリーニング計画
- モデリング計画
- モデルの適合

スクリーニング計画

一般的に逐次実験工程では、最初に多数の潜在因子を使用し、応答に及ぼす効果が小さい因子を削除します。スクリーニング計画は、より大きな因子セットから少数の最も重要な因子を特定することを目的とする実験計画です。アシスタントのスクリーニング計画は、6～15個の因子を使用するように提供されています。

計画のタイプ

アシスタントのスクリーニング計画は、分解能IIIの2水準計画の特殊タイプであるPlackett-Burman計画です。Plackett-Burman計画には主に2つの利点があります。

- 少数（12回）の実験の実行を使用した因子の主効果の推定が可能です。実験の実行には費用がかかる場合があるため、この計画は費用対効果に優れています。
- 主効果と2因子交互作用の間には部分的またはわずかな交絡のみが存在します。複数の効果を個別に推定できない場合、それらの効果は交絡していると言います。Plackett-Burman計画では、各効果の寄与度は交互作用効果の全体サイズのほんのわずかであるため、交絡は部分的とみなされます。

スクリーニング目的には、主効果のみを推定し、交互作用項を推定しないPlackett-Burman計画の使用が妥当な方法だと判断しました。スクリーニング計画は、多数の因子を含めることを意図しています。モデルの各項に少なくとも1回の実行が必要で、交互作用項の数は主効果の数よりも速く増加するため、ほとんどの状況において、モデルを交互作用に適合するのは実用的ではなく、費用対効果も高くありません。さらに、ほとんどの場合、応答に対する効果のほとんどは少数の因子で説明されます。スクリーニング計画の目標はこれらの因子を特定することであり、ユーザーはPlackett-Burman計画を使用してこれらの重要な主効果を特定できます。さらに、前述したとおり、Plackett-Burman計画の項間の交絡は部分的であるため、有意な主効果が実際に有意な2因子交互作用である可能性は低くなります。

検出力と折り重ね

計画カタログを作成したときの目標は、適切な検出力のある計画のみを利用可能にすることでした。すべての計画の検出力を計算し、10または11個の因子に対する12回試行のPlackett-Burman計画を含め、検出力の低い計画は削除しました。10または11個の因子を使用する計画で利用可能なのは、20回試行のPlackett-Burman計画のみです。検出力が低く、実行数が多いため、16、17、および18個の因子の計画も削除しました。計画の特定の検出力についての詳細は、検出能力についてのセクションを参照してください。

6～9個の因子を使用する計画では、折り重ねが可能です。これにより、実験に実行が追加され、計画の精度と検出力が高まります。重要な効果が検出される可能性を高めるために、計画に実行を追加することが望ましい場合があります。折り重ねを使用すると、計画に新しい実行が追加され、因子の低水準と高水準を切り替えることにより、一部またはすべての因子水準の順序が逆になります。また、折り重ねでは、主効果と2因子交互作用間の部分的交絡

も削除されるため、交絡による主効果推定の偏りが削減されます。スクリーニング計画要約レポートの「検出能力」セクションに、計画に適切なサイズの効果を検出する十分な検出力があるかどうかを判断するために役立つ情報を記載しています。

モデリング計画

2～5個の重要な因子が特定されたら、応答を最適化する因子設定を特定するために使用できるモデルを取得するために、モデリング計画を作成するように促されます。

計画のタイプ

2～5個の因子のモデリング計画は、すべて完全実施要因計画または分解能V計画です。これらの計画は、項間の交絡なしに、すべての主効果および2因子交互作用項を適合するために使用できます。一部またはすべての高次の項（たとえば、3因子交互作用）がモデルの項と交絡する場合があります。ただし、高次の項は、主効果および2因子交互作用項と比べると、無視できると仮定される場合が多くあります。

計画カタログを作成したときの目標は、適切な検出力のある計画のみを利用可能にすることでした。その結果、4回の試行を使用する2因子計画を削除し、代わりに2因子に対し反復される4回試行の計画を使用します。

中心点および曲面性のモデル化

アシスタントのモデリング計画には、データの曲面性の存在をチェックする中心点も含まれます。これらは、すべての連続因子が低い設定と高い設定の間に設定される点です。曲面性がない場合は、中心点の平均応答は、低い設定と高い設定（計画空間のコーナー）にある因子の平均応答の平均に等しくなります。曲面性は、中心点の平均応答の平均が、低い設定および高い設定の因子の平均応答の平均よりも有意に高いまたは低い場合に検出されます。

中心点を使用して曲面性を検出できますが、曲面性をモデル化するのに十分な情報は得られません。曲面性をモデル化するには、二乗項が必要です。そのためには、計画に点を追加する必要があります。これらの点を追加すると、計画は面心の中心複合計画に変換されます。これは応答曲面計画の一種で、線形の主効果、すべての2因子交互作用、およびすべての連続因子の二乗項がある2次モデルに適合することが可能になります。

後方選択を使用したモデルの適合

いくつかのモデルの適合方法について検討し、0.10の α を使用する後方選択が最適な方法であると判断しました。モデルを適合する場合、Minitabでは最初に可能性のあるすべての項が含まれます。次に、モデルの階層を維持しながら、最も有意性の低い項が1つずつ削除されていきます。階層とはつまり、交互作用項が有意である場合、この交互作用項を形成する両方の因子の線形項も、モデルに含まれる必要があるということです。これは、後方選択の一種で、一般的に手動で行われるモデル選択の工程を自動化することを目的としています。アシスタントDOEのすべての計画では、各項は独立、または（二乗項の場合は）ほぼ独立しています。したがって、因子が互いに相関していることを示す多重共線性が発生する可能性は低くなります。多重共線性によって、ステップワイズ手順で最良モデルを見逃す場合があります。最も一般に採用される $\alpha=0.05$ ではなく、 $\alpha=0.10$ を使用すると、検定の検出力が高まり、モデルに重要な項が残る可能性が高くなります。

データチェック

ブロック

ブロックは、雑音変数や欠損変数などの実験の外的な影響、または各ブロックの実行の方法の違いに起因する偏りと誤差を最小化するために、実験計画で使用されます。一緒に行われる実験の実行をブロック単位で配置することにより、ブロックとアカウントの間に、モデルでのこれらの差に対して、差が存在するかどうかを判断できます。

目的


アシスタントDOEでは、モデリング計画を作成するときに計画の反復を含めることができます。また、モデルの曲面性を適合するために、モデリング計画に軸点を追加できます。反復と軸点は、基本計画の実行とは異なる時間または異なる条件で行われることが多くあります。実行が異なる時間または条件で行われる場合は、条件の違いによって起こる可能性のある効果を考慮するのがベストプラクティスです。

方法

反復または軸点および基本計画の実験条件の差を考慮するために、反復と軸点は個別のブロックに配置されます。具体的には、モデリング計画で、基本計画の反復がモデルの個別のブロックに配置されます。2次計画では、計画の曲線性を検出するために使用される軸点が個別のブロックに配置されます。

結果

モデルの他の項の処理と一貫性を保つために、ブロックは後方削除方法を使用して評価されます。レポートカードには、ブロック項が統計的に有意かどうかが表示され、ブロック間で差があるかどうかを示します。ブロック間に差が存在する場合は、実験の条件または手順に不一致がなかったかどうかを判断するために、原因を調査することを検討してください。

ステータス	状態
	<p>ブロックが最終モデルに含まれている</p> <p>ブロックは有意です。各ブロックの実行は、一般的に異なる時間に行われるため、ブロックの有意な差は条件が時間の経過に伴って変化した可能性を示します。この差は、実験に含まれているべき雑音変数や欠損変数などの実験の外的な影響、または各ブロックの実行の方法の違いに起因する場合があります。ブロック間の差の原因を調査することを検討してください。</p> <p>ブロックが最終モデルに含まれていない</p> <p>ブロックは有意ではありません。各ブロックの実行は、一般的に異なる時間に行われるため、この結果は、時間の経過に伴う実験条件の差の証拠がないことを示します。</p>

異常なデータ

アシスタントDOEの手順では、異常なデータを、標準化残差が大きい観測値として定義します。標準化残差は、モデル適合手順の異常なデータを特定するために使用される一般的な測

度です (Neter et al., 1996)。異常なデータは結果に強い影響を与える可能性があるため、分析を有効なものにするには、データの修正が必要な場合があります。

目的

データ点が異常であると表すために標準化残差がどれくらい大きくなければならないのかを判断する必要がありました。



方法

Minitabの標準DOE手順に基づいて異常な観測値を特定するためのガイドラインを作成しました ([統計] > [実験計画法 (DOE)] > [要因計画] > [要因計画の分析] および [統計] > [実験計画法 (DOE)] > [応答曲面] > [応答曲面計画を分析])。

結果

標準化残差は、残差 (e_i) をその標準偏差の推定値で割ったものです。一般に、標準化残差の絶対値が2より大きい場合、観測値は異常とみなされます。ただし、このガイドラインはやや保守的です。大きなデータセットでは (誤差が正規分布に従っている場合)、偶然の所産として、すべての観測値の約5%がこの基準を満たすと予測されます。ただし、小さな実験データセットでは、偶然の所産としてフラグが付けられる観測値があるとすれば、それは少数です。また、異常な値の原因を調査するのがベストプラクティスです。

異常なデータを調べる場合、アシスタントレポートカードには次のステータス指標が表示されます。

ステータス	状態
	2以上の標準化残差がない 異常なデータ点はありません。異常なデータは、結果に強い影響を与える可能性があります。
	2以上の標準化残差が1つある 1個のデータ点に大きな残差があり、モデルによって十分に適合されていません。この点は、診断レポート上で赤でマークされ、ワークシートの行Xにあります。異常なデータは結果に強い影響を与える場合があるため、その異常性の原因を特定します。データ入力や測定の誤差を修正します。特殊原因に関連付けられている試行をもう一度実行し、分析をやり直すことを検討します。 2以上の標準化残差が複数ある x個のデータ点に大きな残差があり、モデルによって十分に適合されていません。これらの点は、診断レポート上で赤でマークされます。点の上にマウスポインタを置くか、Minitabのブラッシング機能を使用して、ワークシートの行を特定できます。異常なデータは結果に強い影響を与える場合があるため、その異常性の原因を特定します。データ入力や測定の誤差を修正します。特殊原因に関連付けられている試行をもう一度実行し、分析をやり直すことを検討します。

検出能力

計画された実験を行うときには、データを収集する前に、計画で検出される可能性がある効果サイズがわかっていると役に立ちます。計画に、目的の効果サイズを検出する十分な検出力がないときには、計画に実行を追加することが適切な場合があります。ただし、計画に実

行を追加すると費用がかかる場合があるため、検出力の追加が必要かどうかを判断することが重要です。

目的

60%と80%の検出力レベルを使用して計画で検出可能な効果サイズについて、ユーザーに情報を提供する必要がありました。また、使用可能な場合には、追加の実行を含む計画の効果サイズに関する情報も提供する必要がありました。6~9個の因子を使用するスクリーニング計画の場合、計画に含める実行数を12または24から選択できます。モデリング計画の場合、基本計画の反復を含めることができ、その結果、計画の実行の総数が増えます。

方法

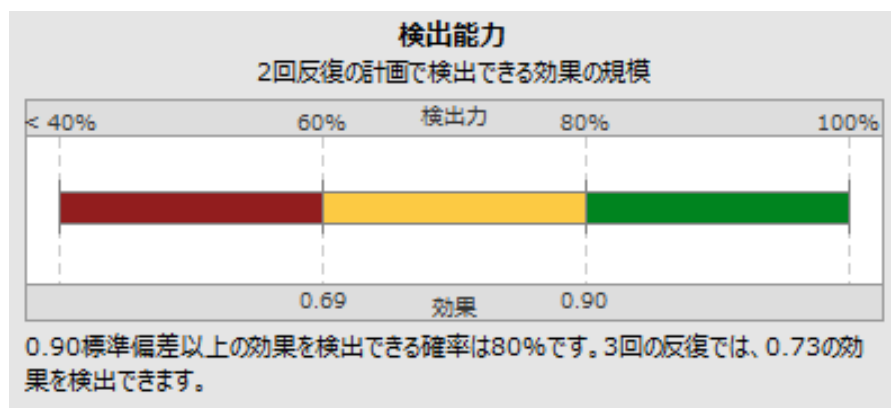
アシスタントの各設計の検出力と検出可能な効果サイズを計算しました。検出力とは、因子の効果が統計的に有意であると検出される確率を指します。効果サイズは、標準偏差の単位で表されます。

結果

要約レポートには、60%および80%の検出力を使用して計画で検出できる効果サイズが表示されます。より大きな（折り重ねられた）計画を使用できるスクリーニング設計の場合、レポートでは、より大きな計画で80%の検出力を使用して検出できる効果サイズも指定されます。反復を使用できるモデリング設計の場合、レポートでは、追加の反復と80%の検出力を使用して検出できる効果サイズも指定されます。次に、ユーザーは選択された計画が適切かどうかを判断し、使用可能な場合には、より多くの実行を含む計画を使用する利点を比較検討できます。

各設計で60%と80%の検出力を使用して検出可能な効果サイズについての詳細は、「付録A」を参照してください。

次のイメージは、要約レポートで提供される検出力に関する情報の例です。



参考文献

Neter, J., Kutner, M.H., Nachtsheim, C.J., & Wasserman, W. (1996). Applied linear statistical models. Chicago: Irwin.

付録A： 検出能力

アシスタントの各設計の検出力と検出可能な効果サイズを計算しました。検出力とは、因子の効果が統計的に有意であると検出される確率を指します。効果サイズは、標準偏差の単位で表されます。

モデル項に関連付けられている効果サイズは、真のモデル式の項の係数の2倍になります。スクリーニングモデルの効果サイズには、因子が低水準から高水準に変化する時の平均応答の変化という単純な解釈があります。

表1: 次の表に、アシスタントで使用できるスクリーニング計画の効果サイズを示します。

因子	実行数	検出力60%の効果	検出力80%の効果
6	12	1.27325	1.67693
6	24	0.80721	1.05805
7	12	1.3282	1.75498
7	24	0.80936	1.06092
8	12	1.43101	1.90493
8	24	0.8118	1.06420
9	12	1.68682	2.29728
9	24	0.81462	1.06797
10	20	0.919135	1.20607
11	20	0.928949	1.21945
12	20	0.941923	1.23725
13	20	0.959863	1.26206
14	20	0.986258	1.29895
15	20	1.02882	1.3594

表2: 次の表に、アシスタントで使用できるモデリング計画の効果サイズを示します。

因子の総数	カテゴリ因子	反復	検出力60%の効果	検出力80%の効果
2	0	2	1.517676	1.995488
2	0	4	0.991255	1.299356
2	0	6	0.795584	1.042572

因子の総数	カテゴリ因子	反復	検出力60%の効果	検出力80%の効果
2	1	2	1.489312	1.956272
2	1	4	0.986308	1.292747
2	1	6	0.79336	1.039623
2	2	2	1.626711	2.149402
2	2	4	1.012132	1.32742
2	2	6	0.805317	1.055524
3	0	1	1.752624	2.333048
3	0	2	1.001723	1.313394
3	0	3	0.79841	1.046325
3	0	4	0.685061	0.89768
3	0	5	0.609738	0.798946
3	1	1	1.626711	2.149402
3	1	2	0.994252	1.303368
3	1	3	0.795584	1.042572
3	1	4	0.683497	0.895612
3	1	5	0.608716	0.797597
3	2	1	1.468798	1.928128
3	2	2	0.977848	1.281481
3	2	3	0.788844	1.033647
3	2	4	0.679641	0.890522
3	2	5	0.606149	0.794214
3	3	1	3.804252	5.7928
3	3	2	1.038597	1.363392
3	3	3	0.811803	1.064195
3	3	4	0.692413	0.907434
3	3	5	0.614534	0.805288
4	0	1	1.053102	1.383293

因子の総数	カテゴリ因子	反復	検出力60%の効果	検出力80%の効果
4	0	2	0.689744	0.903887
4	0	3	0.556612	0.729334
4	0	4	0.47976	0.628615
4	0	5	0.428010	0.560802
4	1	1	1.038597	1.363392
4	1	2	0.688304	0.901977
4	1	3	0.556027	0.728562
4	1	4	0.479427	0.628176
4	1	5	0.427789	0.560511
4	2	1	1.006462	1.319772
4	2	2	0.684233	0.896585
4	2	3	0.554302	0.726288
4	2	4	0.478427	0.626861
4	2	5	0.427119	0.559631
4	3	1	0.982394	1.287529
4	3	2	0.679988	0.890980
4	3	3	0.552383	0.723762
4	3	4	0.477284	0.625358
4	3	5	0.426341	0.558609
4	4	1	1.102670	1.452267
4	4	2	0.694658	0.910421
4	4	3	0.558674	0.732059
4	4	4	0.480955	0.630190
4	4	5	0.428812	0.561858
5	0	1	1.460831	1.989497
5	0	2	0.694658	0.910421
5	0	3	0.557797	0.730899

因子の総数	カテゴリ因子	反復	検出力60%の効果	検出力80%の効果
5	0	4	0.480244	0.629252
5	0	5	0.428261	0.561133
5	1	1	1.239292	1.649714
5	1	2	0.692413	0.907434
5	1	3	0.557051	0.729913
5	1	4	0.47985	0.628733
5	1	5	0.428010	0.560802
5	2	1	1.053102	1.383293
5	2	2	0.686516	0.899606
5	2	3	0.554925	0.727108
5	2	4	0.478694	0.627212
5	2	5	0.427261	0.559817
5	3	1	0.994252	1.303368
5	3	2	0.680992	0.892303
5	3	3	0.552683	0.724156
5	3	4	0.477418	0.625533
5	3	5	0.426414	0.558704
5	4	1	0.970149	1.271267
5	4	2	0.676819	0.886805
5	4	3	0.550801	0.721681
5	4	4	0.476297	0.624062
5	4	5	0.425652	0.557704
5	5	2	0.703042	0.92162
5	5	3	0.560538	0.734525
5	5	4	0.481695	0.631166
5	5	5	0.429191	0.562356

© 2015, 2017 Minitab Inc. All rights reserved.

Minitab®, Quality. Analysis. Results.® and the Minitab® logo are all registered trademarks of Minitab, Inc., in the United States and other countries. See minitab.com/legal/trademarks for more information.