JMP® 실험계획법(DOE)의 장점

실험 계획에 문제를 맞추는 것이 아니라 문제에 맞게 실험을 계획

백서

목차

도입부 1
사용자 정의 실험 계획 3
반응, 요인 및 요인 제약 조건을 정의 3
모형 지정 4
실험 계획 생성 4
실험 계획을 검토 및 평가 5
실험 진행 5
모형을 적합화하고 성능을 예측 6
사용자 정의 실험 계획 유형 7
사용자 정의 실험 계획 최적화 9
I-최적 실험 계획과 D-최적 실험 계획의 비교 10
베이즈 최적 11
실험 계획 평가 13
검정력 분석 13
예측 분산 프로파일 14
실험 계획 공간 부분 도표 15
예측 분산 표면 16
추정 효율 16
별칭 행렬 17
상관관계 색상 맵 18
실험 계획 진단 19
순차적 실험 계획 20
요인 제약 조건 정의 21
확정 요인 선별 계획 22
주효과 선별 계획 23
전통적인 실험 계획 23
선별 계획 23
반응 표면 실험 계획 23
완전 요인 실험 계획 24
혼합 실험 계획 24
전통적인 실험 계획 옵션 24
전문 실험 계획 25
배열 설계 25
선택 컨조인트 계획 26
공간 충진 실험 계획과 고속 유연 충진 방법 27
가속 수명 검사(ALT) 계획 28
비선형 실험 계획 28
다구치 배열 29

도입부

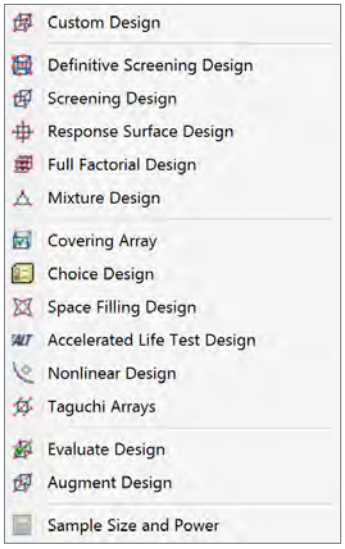
성공적인 조직은 구조화된 실험을 통해 신제품을 설계하고 기존의 공정을 개선합니다. 실험계획법(DOE)에 대한 JMP 소프트웨어 특유의 접근법은 경쟁 우위를 제공할 뿐만 아니라 거의 모든 실제 상황에 존재하는 다중 요인의 기회를 탐색하고 활용하는 데 도움이 됩니다.

JMP는 특정 상황에 처한 사용자의 특정한 질문에 대해 최상의 해답을 제공하는 실험을 찾을 수 있도록 첨단 연구를 통합함으로써 실험계획법에 대한 최신 기능을 제공합니다. 또한 JMP는 그래픽, 스크립팅, 저널링, 다른 플랫폼과의 상호작용, 프로젝트 협업 및 신뢰할 수 있는 분석 기능 등 JMP의 모든 기능이 최대한 활용되는 환경에서 사용자의 실험 계획에 딱 맞는 일련의 다양한 분석 기능을 사용하기 간편한 형태로 제공합니다.

JMP를 사용하면 교과서적 실험 계획을 사용자의 문제에 강제적으로 적용하는 것이 아니라 사용자의 문제와 리소스 제한에 딱 맞는 실험 계획을 세울 수 있습니다. JMP 고유의 사용자 정의 실험 계획 플랫폼은 다양한 요인, 요인 설정 제약 조건, 공변량에서 얻은 정보, 그 외 실험 조건과 리소스 제한 등을 조작할 수 있는 사용자의 능력을 고려하여 사용자의 개별 요구에 맞춘 최적의 실험 계획을 구성합니다.

실험을 진행할 때마다 사용자의 지식은 거의 항상 증진되지만 종종 추가적인 질문이 생길 때도 있습니다. JMP를 사용하면 원래 실험 계획을 보강함으로써 기존 실험 결과를 바탕으로 활용할 수 있습니다. 순차적 플랫폼을 사용하면 기존의 실험 데이터를 활용하여 실험 활동을 하나의 반복 프로세스로 처리할 수 있기 때문에 적은 횟수의 추가 실험 실행만으로도 더 집중화된 세부 지식을 얻을 수 있습니다. 순차적 플랫폼은 사용자 정의 실험 계획, 확정 요인 선별 계획 또는 기타 실험 계획 유형과 함께 사용되어 구체적인 결과를 제공합니다. 실현 불가능한 실험 계획 영역에 해당되지 않는 새로운 실험 실행을 추가하면 파기된 실험 계획조차도 복구할 수 있습니다. 순차적 플랫폼에서는 실험 계획 공간에 대해 제약 조건을 부여할 수 있습니다.

사용자의 고유한 요구를 충족하기 위해 사용할 수 있는 DOE 플랫폼과 방법 중 몇 가지를 소개하면 다음과 같습니다.



사용자 정의 실험 계획(Custom Design) - 사전 정의된 표준 실험 계획이 주어진 문제에 적합하지 않을 경우, 특정 실험 상황에 맞게 사용자 정의된 비용 대비 효과적인 최적의 실험 계획을 구성할 수 있습니다. 사용자 정의 실험 계획 플랫폼은 광범위한 실험 목표를 다룰 수 있는 일련의 실험 계획 유형을 생성합니다.

확정 요인 선별 계획(Definitive Screening Design) - 지난 20년 동안 개발된 가장 중요한 부류의 실험 계획 중 하나에 속하는 확정 요인 선별 계획(DSD)은 주효과에 관한 확실한 정보를 제공하며, 이 계획을 사용하면 해당 반응에 대해 강력한 비선형 효과를 일으키는 요인을 탐지 및 식별할 수 있습니다. 활성 요인의 수에 따라 지배적인 2 요인 상호작용을 파악할 수도 있습니다. 소수의 요인이 활성을 나타낼 경우 DSD는 완전한 반응 표면 모형에 대한 분석을

지원할 수도 있습니다. 필요한 실험 실행 횟수가 요인 개수의 2배보다 약간 많을 뿐이기 때문에 이들 실험 계획을 사용하면 다수의 요인을 선별할 수 있습니다.

참고: 본 문서에 기술된 기능은 JMP 12를 기반으로 합니다.

주효과 선별 계획(Main Effects Screening Design) - 주어진 실험 상황에 맞는 표준 선별 계획이 없을 경우 JMP는 *주효과 선별 계획*을 제공합니다. 주효과 선별 계획은 3수준 이상의 범주형 요인이 있을 때 특히 유용합니다. 이 실험 계획은 상호작용이 미미할 때 주효과를 추정하는 데 탁월합니다.

공간 충진 실험 계획(Space Filling Design) - 이 실험 계획은 표준 실험 계획이 부적합한 컴퓨터 시뮬레이션 등의 결정적 실험에서 주로 사용됩니다. JMP는 모든 요인이 연속 요인이고 실험 계획 공간에 대한 제약이 없을 때 활용할 7가지 유형의 공간 충진 실험 계획(최적 간격의 라틴 초입방 실험 계획 포함)을 제공합니다. 실험 계획 공간에 제한이 있거나 범주형 요인이 있을 경우 JMP는 군집화를 기반으로 하여 고속 유연 충진 방법을 제공합니다. 이 방법은 실험 계획 공간이 불규칙한 정도에 관계없이 적정한 간격의 실험 계획을 생성합니다. 최초 실험 계획이 제공한 것보다 더 상세한 정보가 필요할 경우 순차적 플랫폼을 사용하면 원래의 지점에서 공간적으로 분리된 지점을 사용하여 실험을 보강할 수 있습니다.

혼합 실험 계획(Mixture Design) - 주어진 요인들이 어떤 것을 조성하는 성분이고 그러한 성분들의 비율이 모두 합해져 일정한 총계가 될 경우 혼합 실험 계획을 사용해야 합니다. 또한 혼합 실험 계획 요인의 설정에 추가적인 제한이 있을 경우, JMP는 그러한 제한을 수용하는 혼합 실험 계획을 생성하기 위해 최적 방법과 공간 충진 방법을 모두 제공합니다. 비혼합 요인이 있을 경우에는 사용자 정의 실험 계획 플랫폼이 혼합 실험 계획을 생성하는 데 필요한 유연성을 제공합니다.

배열 설계(Covering Array) - 결정적 시스템(종종 소프트웨어 또는 통신)에서 고장을 일으키는 요인 설정의 조합이 존재하는지 여부를 확인하려면 JMP 소프트웨어의 새로운 배열 설계 플랫폼을 사용하십시오. 고장을 유도할 가능성이 있는 구성 요소로 이루어진 가장 큰 n 원 조합의 크기(원하는 실험 계획의 강도)를 지정합니다. JMP는 이러한 크기의 모든 가능한 조합을 검정하는 최소의 실험 계획을 찾게 됩니다. 또한 허용되지 않는 모든 조합을 제외할 수도 있습니다.

JMP® PRO

실험 계획 평가(Evaluate Design) - 실험 계획 평가 플랫폼으로 기존 실험 계획의 강도와 한계를 각각 평가합니다.

순차적 실험 계획(Augment Design) - 실험 계획을 진행하고 그 결과를 분석한 상황에서 추가적인 실험 실행이 필요하다고 판단될 경우 혹은 활용하고 싶은 기존의 이력 데이터를 갖고 있는 경우, 순차적 실험 계획 플랫폼을 사용해 해당 실험 계획에 가장 적합한 실험 실행을 추가할 수 있습니다. 원래의 실험 실행 중 일부가 실행 불가능한 것으로 판명된 경우, 성공한 실험 실행은 유지하면서 해당 공정의 운영이 불가능한 영역은 회피하도록 제한 사항을 적용한 새로운 실험 실행을 사용하여 성공한 실험 실행을 보강합니다.

참고: 본 문서에 기술된 기능은 JMP 12를 기반으로 합니다.

사용자 정의 실험 계획

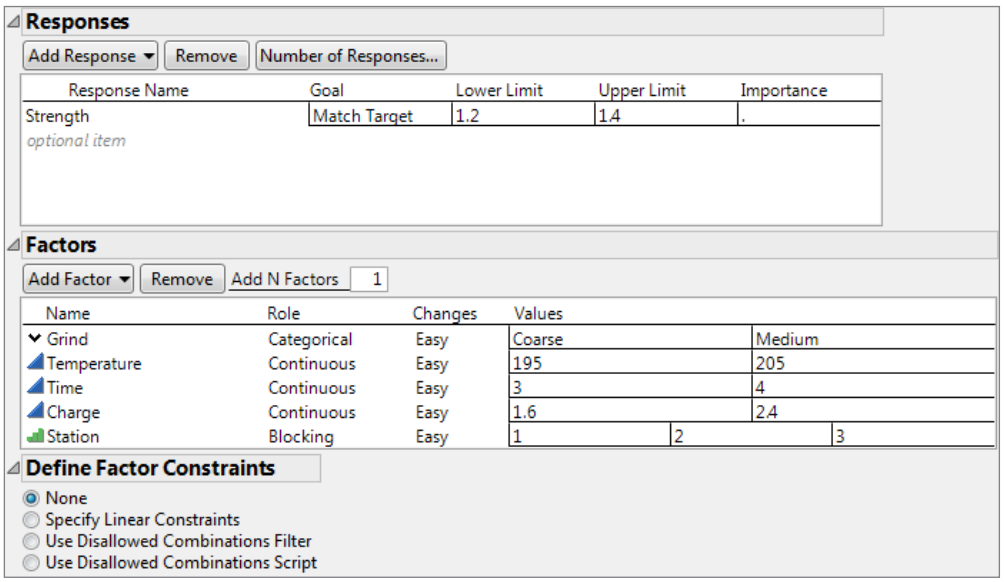
JMP 사용자 정의 실험 계획 플랫폼을 사용할 경우 사용자는 공정 변수와 제약 조건을 기술하고 *사전* 모형과 실험 계획의 규모 및 구조와 관련된 선택을 하게 되며, JMP는 그와 일치하는 실험 계획을 구성합니다. 사용자 정의 실험 계획 창은 이러한 프로세스를 다음과 같이 단계별로 안내합니다.

1. 반응, 요인 및 요인 제약 조건을 각각 정의합니다.
2. *사전* 모형을 지정합니다.
3. 실험 계획을 생성합니다.
4. 실험 계획을 검토 및 평가합니다.
5. 실험을 진행합니다.
6. 모형을 적합화하고 성능을 예측합니다.

참고: 아래의 단원에 제시된 예는 Coffee Data.jmp 표본 데이터 테이블을 사용합니다.

반응, 요인 및 요인 제약 조건을 정의

DOE > 사용자 정의 실험 계획(Custom Design)을 선택하면 사용자 정의 실험 계획(Custom Design) 창이 개요와 함께 표시됩니다.



1. 한 가지 이상의 반응과 그 목표, 한계 및 중요도 값을 각각 추가합니다.
2. 다른 유형의 요인과 각 요인의 **값(Values)**을 추가하는 한편, 하나의 실험 실행에서 다음 실험 실행으로 설정을 변경하는 데 따른 난이도(**변경(Changes)**)도 추가합니다.

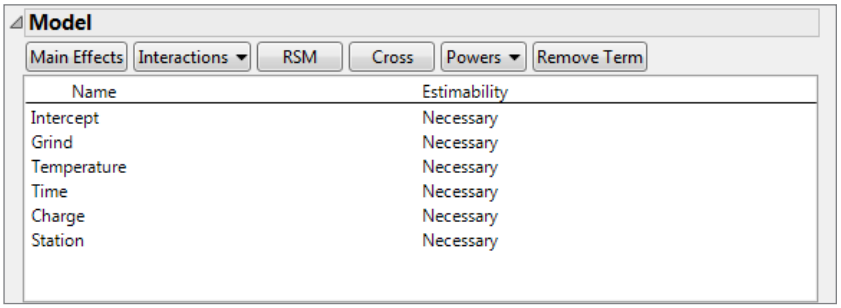
   참고: 요인을 변경하기가 **힘들거나 매우 힘들다**고 지정하면 분할 도표 또는 다중 분할 실험 계획이 만들어집니다.

   이 때, 연속 요인, 이산형 숫자 요인, 범주형 요인, 블록화 요인, 공변량 요인, 혼합 요인, 상수 요인 또는 비제어 요인 등 다양한 유형의 요인을 조합하여 지정할 수 있습니다.
3. 요인 설정에 대한 제약 조건을 정의합니다(해당되는 경우).

참고: 본 문서에 기술된 기능은 JMP 12를 기반으로 합니다.

모형 지정

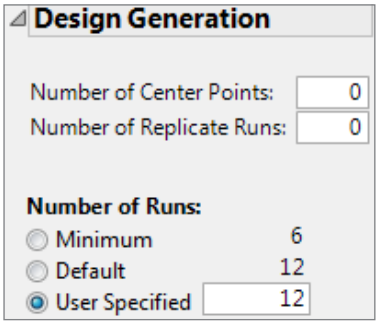
모형(Model) 개요에서 *사전 모형*을 지정합니다. 이 모형은 추정하고자 하는 효과들로 구성됩니다.



주효과, 상호작용, 반응 표면 모형 항, 교차 항, 검정력 및 혼합 관련 항을 각각 추가합니다. 각 효과에 대해 해당 효과를 추정할 *필요(Necessary)*가 있는지 여부를 나타냅니다. 혹은 실행 크기 및 그 밖의 요구 사항을 감안해 *가능한 경우(If Possible)*에만 효과를 추정해도 되는지 여부를 나타냅니다.

실험 계획 생성

실험 계획 생성(Design Generation) 개요에서 실험 계획의 규모와 구조를 지정합니다.

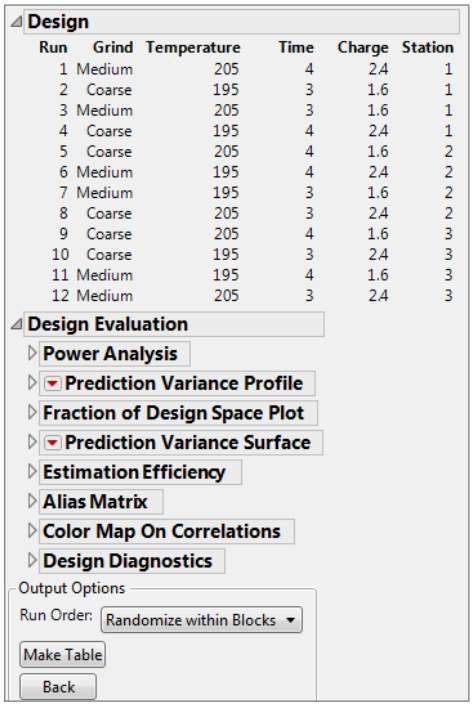


1. 필요하다면 추가적인 중심점과 복제 실행을 요구합니다. 고정된 블록 또는 변경하기 힘든 요인이 없을 경우, 실험 계획 생성 개요에서 실행을 임의의 블록으로 그룹화할 수 있습니다. 변경하기 힘든 요인 또는 변경하기 매우 힘든 요인이 있을 경우, 전체 도표 및 하위 도표의 수를 지정할 수 있으며 이들 요인이 서로 독립적으로 변동하는지 여부를 지정할 수 있습니다(변경하기 힘든 요인과 변경하기 매우 힘든 요인이 둘 다 있는 경우).
2. 실행 횟수를 지정합니다. JMP에서는 다음과 같은 몇 가지 지침을 제공합니다.
   - 최소(Minimum) 횟수는 해당 모형에서 항의 수를 나타내며 포화 실험 계획을 제공합니다.
   - 기본값(Default) 횟수는 항의 수보다 실행 횟수가 적어도 4회 이상 더 많은 안정적인 실험 계획을 생성하며 경험적 방법을 근거로 합니다. 이는 적어도 자유도가 4인 모형 오차의 추정값을 허용합니다.
3. 실험 계획을 구성합니다.

참고: 본 문서에 기술된 기능은 JMP 12를 기반으로 합니다.

실험 계획을 검토 및 평가

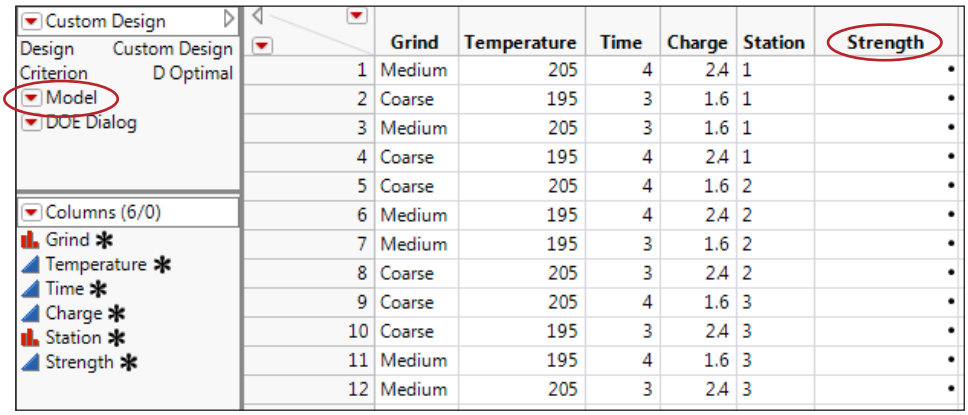
사용자 정의 실험 계획을 정의한 후 실험 계획 테이블을 생성하기 전에 해당 실험 계획을 미리 볼 수 있으며, 실험 계획 진단 도구 역할을 하는 각종 도표와 테이블을 살펴보면서 실험 계획의 세부 내용을 조사할 수 있습니다. 자세히 알아보기



해당 실험 계획에 만족할 경우 **테이블 만들기**(Make Table)를 클릭하여 실험 계획 테이블을 생성합니다.

실험 진행

실험을 실행하고 그 결과를 실험 계획 테이블에 추가합니다.



이 예에서는 실험 결과를 **강도**(Strength) 열에 추가합니다. 이제 실험 결과를 분석할 준비가 완료되었습니다. 분석을 쉽게 진행하도록 해주는 **모형**(Model) 스크립트에 주목합니다.

참고: 본 문서에 기술된 기능은 JMP 12를 기반으로 합니다.

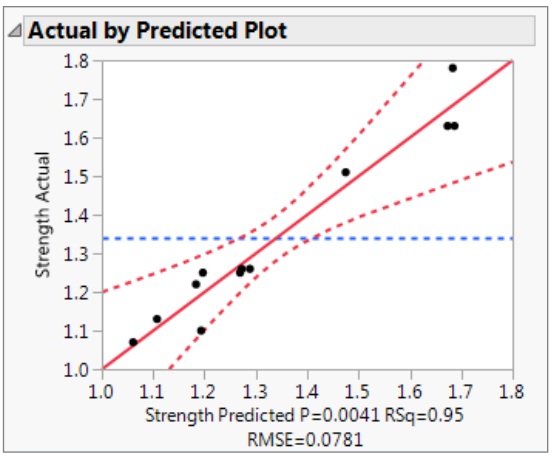
모형을 적합화하고 성능을 예측

실험 계획 테이블에는 분석을 안내하는 스크립트가 제공됩니다. **모형**(Model) 스크립트는 다중 모형 적합 시작 창에서 적절한 반응 및 모형 효과를 추가하므로, **스크립트 실행**(Run Script) 옵션을 선택하고 **실행**(Run)을 클릭하기만 하면 보고서를 얻을 수 있습니다. 이 분석은 해당 실험 계획을 구축하여 지원하려고 했던 원래의 *사전* 모형에 대한 분석입니다.

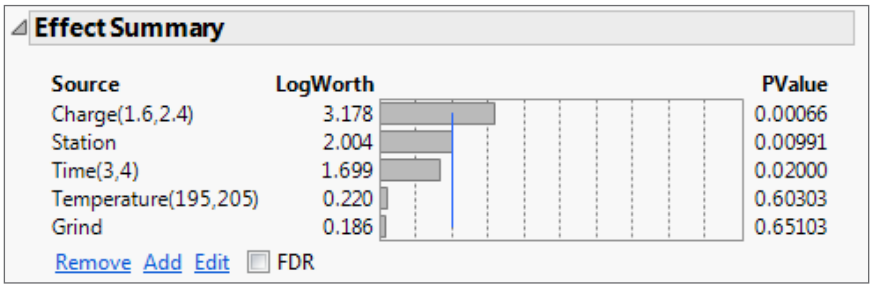
참고: 선별 계획에는 선별 분석을 자동으로 수행하는 추가적인 스크립트가 있습니다.

예를 들어, 다중 모형 적합 보고서(**모형**(Model) 스크립트에서 시작)로 수행할 수 있는 몇 가지 작업은 다음과 같습니다.

1. 예측값별 실제값(Actual by Predicted) 도표를 점검하여 모형의 적합성을 평가합니다.

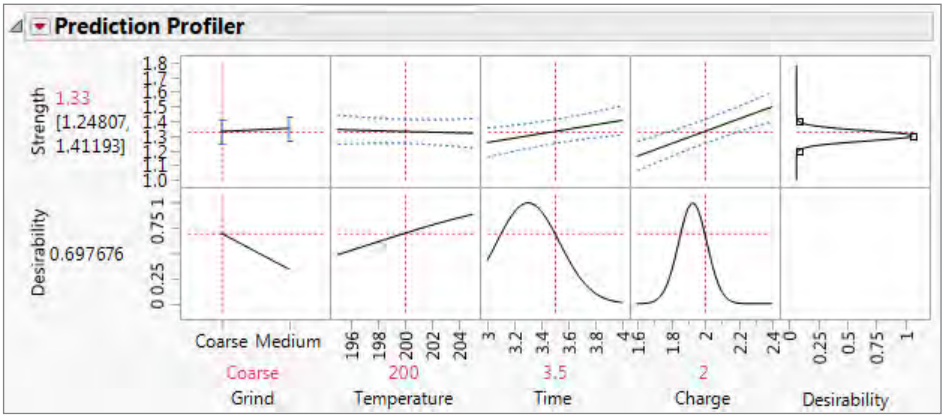


2. 효과 요약(Effect Summary) 보고서를 사용하여 최종 모형을 결정합니다. 분석을 검토합니다. 모형을 단순화하고 자유도를 오차 항에 추가하기 위해 비활성으로 나타나는 효과를 제거합니다. 전체 보고서가 자동으로 업데이트됩니다. 모형을 지원할 실험 계획이 구축되기 전부터 모형에 효과를 추가할 때는 신중해야 합니다.



참고: 본 문서에 기술된 기능은 JMP 12를 기반으로 합니다.

3. 예측 프로파일러(Prediction Profiler)의 유연성과 상호작용성을 활용하면 다음을 수행할 수 있습니다.
   - 요인 설정을 변경하면서 예측된 반응이 어떻게 변경되는지 확인합니다.
   - 상호작용의 효과를 탐색합니다.
   - 요인에 대한 최적 설정을 찾습니다.
   - 요인 설정의 변경에 대한 모형의 민감도를 측정합니다.



사용자 정의 실험 계획 유형

사전 정의된 표준 실험 계획이 사용자의 고유한 실험 요구에 딱 맞는 경우는 실제로 거의 없습니다. 사용자 정의 실험 계획 플랫폼을 사용하면 사용자의 요구에 맞는 다양한 종류의 실험 계획을 구성할 수 있습니다.

유연한 고정 블록 크기 및 임의 블록 크기를 사용한 요인 선별

표준 선별 계획에서는 블록 크기가 2의 거듭제곱으로 제한됩니다. 사용자 정의 실험 계획에서는 모든 크기의 블록을 사용할 수 있습니다. 블록은 고정 효과 또는 임의 효과가 될 수 있습니다.

- 고정 블록의 경우, 블록당 임의의 실행 횟수를 갖는 블록화 요인을 추가합니다.
- 임의 블록의 경우, 각 요인을 변경하기 힘든 요인 또는 변경하기 매우 힘든 요인으로 정의하거나 각 실행을 임의 크기를 갖는 임의 블록으로 그룹화합니다.

JMP는 블록과 관련하여 주어진 해당 지정에 가장 적합한 실험 계획을 구성합니다.
JMP 사용자 커뮤니티에서 고정 블록을 사용한 실험 계획의 예와 분할 도표 실험 계획의 예를 참조하십시오.

요인 선별을 위한 과포화 실험 계획

과포화 실험 계획을 사용하여 공정 행동을 촉진하는 몇 가지 필수적 요인을 식별합니다. 요인 선별은 효과 희박성 원리를 따르는데, 이는 선별 실험에서 다양한 요인 중 몇 가지만이 활성을 나타낸다는 것을 의미합니다. 과포화 실험 계획에서는 요인 개수의 절반보다도 적은 횟수의 실행을 수행하여 수십 가지 요인을 점검할 수 있습니다.
JMP 사용자 커뮤니티에서 과포화 실험 계획의 예를 참조하십시오.

참고: 본 문서에 기술된 기능은 JMP 12를 기반으로 합니다.

범주형 요인을 포함한 반응 표면 모형

범주형 요인이 있을 경우 표준 반응 표면 실험 계획은 실현 불가능한데, 그 이유는 이 계획이 연속 요인 및 블록화 요인에만 제한적으로 사용되기 때문입니다. 반응 표면 실험에서 범주형 요인을 포함시키기 위해 범주형 요인의 각 수준에 대해 표준 반응 표면 실험 계획을 복제할 수 있지만, 이렇게 하면 필요 이상으로 많은 실행을 수행해야 합니다. 표준 반응 표면 실험 계획에서도 고정 블록 크기가 필요합니다. 사용자 정의 실험 계획 플랫폼은 범주형 요인과 임의 크기의 블록을 모두 포함하는 I-최적 반응 표면 실험 계획을 구성할 수 있습니다. 이러한 실험 계획은 훨씬 적은 수의 실행을 필요로 하기 때문에 비용 대비 효과가 더 좋습니다. JMP 사용자 커뮤니티에서 범주형 요인을 포함한 반응 표면 실험 계획의 예와 유연한 블록을 포함한 반응 표면 실험 계획을 각각 참조하십시오.

분할 도표, 다중 분할 및 이원 분할(분할집구) 실험 계획

상당수 실험에서 여타 공정 요인보다 변경하기 더 힘든 공정 요인이 포함되어 있기 마련입니다. 예를 들어, 오븐 온도는 변경하기가 어려울 수 있는 반면, 오븐 내에 배치된 부품에 적용되는 마감재는 변경하기가 수월합니다. 모든 실행을 랜덤화하는 것은 어려울 뿐만 아니라 거의 불가능합니다. 이러한 상황에서는 랜덤화에 대한 제한 사항을 확인하기 위해 오븐 온도를 주구 요인으로 처리합니다. 오븐 온도를 변경하기 힘든 요인으로 지정함으로써 해당 주구 요인을 사용자의 실험 계획에 포함시킬 수 있습니다.

사용자 정의 실험 계획 플랫폼에서는 각 요인을 변경하기 힘든 요인 또는 변경하기 매우 힘든 요인으로 지정할 수 있습니다. 이들 요인은 결과적으로 임의 실행 블록으로 구성됩니다. 이러한 실험 계획 유형으로는 임의 블록, 분할 도표, 다중 분할 및 이원 분할(분할집구) 실험 계획을 들 수 있습니다. 이들 실험 계획에 대한 모형은 한 가지 이상의 임의 효과를 가지고 있습니다. 사용자 정의 실험 계획 플랫폼은 이러한 상황에 대해
D-최적 또는 I-최적 실험 계획 중 한 가지를 구성할 수 있습니다.

표준 최소 제곱 개인별 맞춤 및 REML 방법론과 함께 다중 모형 적합 플랫폼을 사용하거나 JMP Pro에서 혼합 모형 개인별 맞춤을 사용해 실험 결과 데이터를 분석할 수 있습니다. 모형 스크립트는 모형 효과 목록에 적절한 항을 추가하며 기본적으로 REML 방법을 선택합니다. JMP 사용자 커뮤니티에서 분할 도표 실험 계획의 예와 이원 분할 실험 계획의 예를 참조하십시오.

공정 변수를 포함한 혼합 실험 계획

혼합 실험 계획 플랫폼은 전형적인 혼합 실험 계획을 제공합니다. 이러한 실험 계획에서는 모든 요인이 혼합 성분이어야 합니다. 다만 혼합 성분의 비율(%)과 함께 몇몇 공정 설정을 필요에 따라 변경할 수는 있습니다. 사용자 정의 실험 계획 플랫폼은 혼합 성분과 공정 변수를 모두 포함하는 최적의 실험 계획을 구성하므로 단일한 실험에서 이 두 가지 유형의 요인을 모두 조사할 수 있습니다. JMP 사용자 커뮤니티에서 공정 변수를 포함한 혼합 실험 계획의 예를 참조하십시오.

혼합 실험 계획의 혼합

주어진 상황에서 혼합 실험 계획을 혼합한 실험이 요구될 경우, 선형 제약 조건을 적용해 실험 계획 상황을 지정할 수 있습니다. 이 경우 사용자 정의 실험 계획 플랫폼은 최적의 실험 계획을 제공합니다. JMP 사용자 커뮤니티에서 혼합 실험 계획의 혼합에 관한 예를 참조하십시오.

참고: 본 문서에 기술된 기능은 JMP 12를 기반으로 합니다.

고정 공변량 요인을 포함한 실험 계획

실험을 시작하기 전에 실험 단위에 대해 사용할 수 있는 양적 또는 질적 데이터가 있을 수 있습니다. *공변량*이라 불리는 이러한 변수가 실험 반응에 영향을 미칠 수 있는 경우, 해당 변수를 실험 계획 요인으로 포함시켜야 합니다. 그러나 다른 요인 유형과는 달리, 공변량 요인은 해당 연구에서 임의의 값으로 설정할 수 없습니다. 사용자 정의 실험 계획 플랫폼은 사용 가능한 공변량 값을 사용하여 지정된 실행 횟수를 감안한 최적의 실험 계획을 생성합니다. 이 실험 계획 테이블은 공변량 값을 기반으로 하여 연구에 포함할 단위를 보여주고, 지정된 다른 요인의 수준을 설정하여 전체 실험 계획이 최적화될 수 있도록 합니다. 실험 계획에서 일련의 후보 실험 계획 설정 중 최적의 부분집합을 선택하려는 경우, 주어진 모든 변수을 공변량으로 정의할 수 있습니다. JMP 사용자 커뮤니티에서 고정 공변량 요인을 포함한 실험 계획의 예를 참조하십시오.

실현 불가능한 요인 조합

때때로 전체 실험 범위에 걸쳐 요인들을 독립적으로 변경하는 것이 불가능한 경우가 있습니다. 이러한 상황에서는 요인의 수준이 제약을 받습니다. 사용자 정의 실험 계획 플랫폼(및 그 밖의 몇몇 DOE 플랫폼)에서는 요인 수준의 특정 조합을 허용하지 않을 수 있습니다. 선형 부등식 제약 조건을 방정식 형태로 지정하거나 직관적 방식의 허용되지 않는 조합 필터를 사용할 수 있습니다. JMP 사용자 커뮤니티에서 요인 제약 조건을 포함한 실험 계획의 예를 참조하십시오.

사용자 정의 실험 계획 최적화

목표에 따라 적절한 최적화 유형을 선택합니다.

목표	최적화	설명
추론	D-최적	선별 실험에 적합합니다. 중요한 효과 즉, 활성인 효과는 무엇이고 무시해도 되는 효과는 무엇인지를 나타내는 데 도움을 주기 위해 효과의 정확한 추정에 중점을 둡니다.
예측	I-최적	반응 표면 실험 계획에 적합합니다. 실험 계획 영역 내에서 평균 예측 분산을 최소화하는 데 중점을 둡니다.
별칭 최소화	별칭 최적	모형 개요에 지정된 *사전* 모형 내에 있는 효과와 이 모형 내에는 없지만 잠재적으로 활성인 효과 간에 별칭을 최소화하는 데 중점을 둡니다. 모형 내에는 없지만 잠재적으로 활성인 효과를 일컬어 별칭 효과라 합니다. *별칭 항(Alias Terms)* 개요에서 이러한 효과를 지정할 수 있습니다. 기본적으로 별칭 항 목록은 관련 있는 2요인 상호작용을 포함합니다.

JMP에서는 기본 권장 기준이 반응 표면 실험 계획을 제외한 모든 실험 계획 유형에 대해 D-최적으로 설정됩니다. 모형 개요에서 RSM 버튼을 눌러 효과를 추가하면 JMP는 I-최적 실험 계획을 자동으로 생성합니다. RSM 버튼을 누르지 않고 동일한 효과를 추가하면 JMP는 D-최적 실험 계획을 생성합니다. 사용자 정의 실험 계획의 빨간색 삼각형 메뉴에서 최적 기준(Optimality Criterion) 옵션을 선택하면 실험 계획 기준을 수동으로 변경할 수 있습니다.

참고: 본 문서에 기술된 기능은 JMP 12를 기반으로 합니다.

I-최적 실험 계획과 D-최적 실험 계획의 비교

I-최적 실험 계획은 실험 계획 영역의 극단에 D-최적 실험 계획보다 적은 횟수의 실행을 배치하는 경향이 있습니다. D-최적 및 I-최적의 16회 실행 계획의 예는 아래와 같습니다. D-최적 실험 계획은 중심점이 없는 반면, I-최적 실험 계획은 두 개의 중심점이 있습니다.

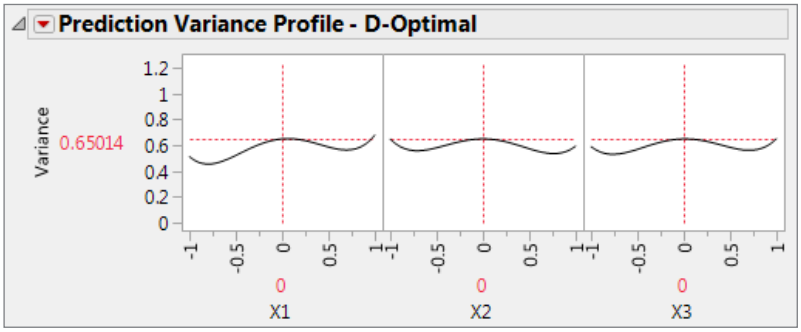
Design - D-Optimal

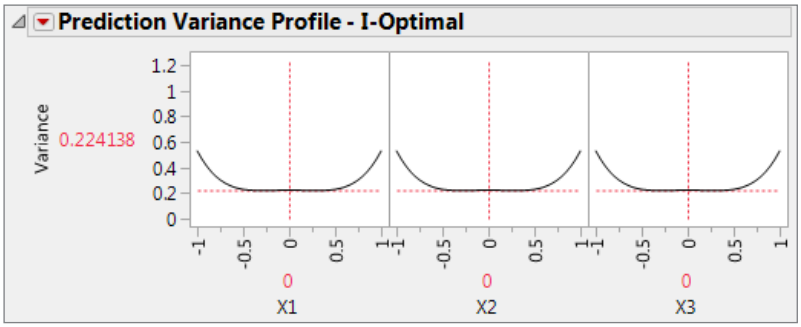
Run	X1	X2	X3
1	0	-1	-0.12
2	-1	-1	1
3	1	0	-1
4	-1	0	-1
5	-1	-1	-1
6	1	1	0
7	-1	1	1
8	1	-1	1
9	1	1	1
10	0	0	1
11	-1	1	0
12	-1	0	0
13	1	-1	-1
14	0	1	-1
15	1	1	-1
16	-1	1	-1

Design - I-Optimal

Run	X1	X2	X3
1	1	1	-1
2	0	0	0
3	-1	-1	-1
4	0	0	0
5	1	-1	1
6	1	-1	-1
7	1	1	1
8	0	0	1
9	-1	1	1
10	0	0	-1
11	-1	0	0
12	1	0	0
13	0	1	0
14	-1	-1	1
15	0	-1	0
16	-1	1	-1

예측 분산 프로파일(Prediction Variance Profile) 도표는 예측 분산과 관련해 이 두 가지 모두에 대해 16회 실행의 반응 표면 실험 계획을 비교합니다.





D-최적 실험 계획의 실험 계획 영역 중앙에 있는 예측 분산 값(0.650)은 I-최적 실험 계획의 실험 계획 영역 중앙에 있는 분산 값(0.224)의 약 3배입니다.

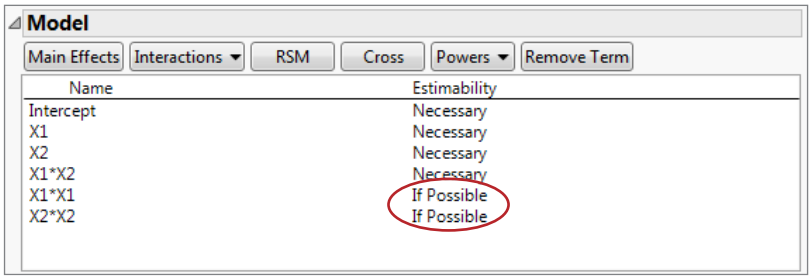
참고: 본 문서에 기술된 기능은 JMP 12를 기반으로 합니다.

베이즈 최적

선별 계획에서 실험자들은 *사전* 모형이 적절한지 여부를 확인하는 데 도움을 얻기 위해 여러 중심점과 그 외 복제된 지점을 실험 계획에 추가할 때가 종종 있습니다. 이러한 조치는 적절한 것이지만 어떤 이론에서도 관련 지침을 제시하지는 않습니다. 사용자 정의 실험 계획 플랫폼은 모델링 가정을 뒷받침할 실험 계획을 선택하기 위한 이론적 기초를 제공합니다.

작동 방식

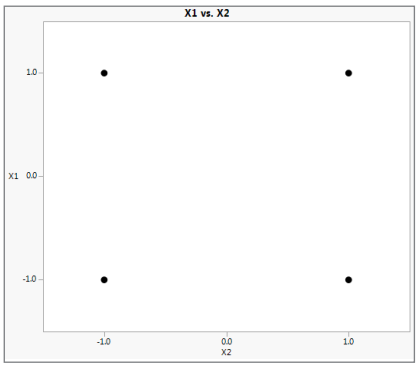
모형 개요에서 추정 기능(Estimability)이 필요(Necessary) 대신 가능한 경우(If Possible)로 설정된 항이 있을 경우 JMP는 베이즈 I-최적 또는 D-최적을 사용합니다.



이러한 기준이 적용되면 모든 1차 항에 대해서는 정확한 추정을 허용하면서 잠재 항에 대해서는 총괄적인 탐지 가능성(및 일부 추정력)을 제공하는 실험 계획이 생성됩니다.

예

두 가지 주효과와 상호작용의 함수로 하나의 반응을 모델링한다고 가정해 봅시다. 5회의 실행이 가능한 상황입니다.

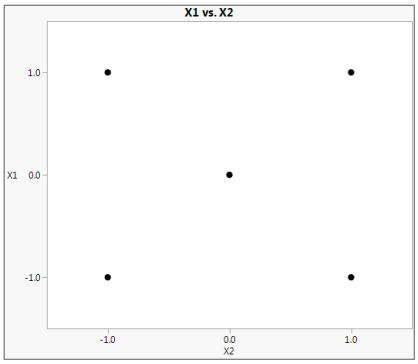


모형 개요(위 참조)에 필요(Nessary)로 지정된 4가지 효과(절편, 두 개의 주효과 및 이들의 상호작용)만 포함되어 있다고 가정해 봅시다. 이러한 4가지 효과를 추정하려면 4회의 실행이 필요하며 4회의 실행은 오른쪽에 나와 있는 것처럼 실험 계획 공간의 꼭지점에 최적 배치됩니다. 하지만 추가로 실행을 진행할 수도 있으며, 이러한 실행을 통해 곡률을 검사할 수도 있습니다.

실험 계획 생성(Design Generation) 개요에서 4회 실행 대신 5회 실행을 지정하면 실험 계획이 4개의 꼭지점 중 하나를 복제합니다. 그 이유는 실행을 복제하는 것이 해당 모형에서 항의 추정값을 개선하기 위한 D-최적 선택이기 때문입니다. 그러나 이에 따른 실험 계획은 적합성 결여를 다루지 않습니다.

참고: 본 문서에 기술된 기능은 JMP 12를 기반으로 합니다.

적합성 결여를 다루는 실험 계획을 얻으려면 모형 개요에서 **검정력(Powers)**을 클릭하고 **2차(2nd)**를 선택합니다. 이렇게 하면 두 개의 2차 항이 필수(Necessary) 항 또는 *1차(primary)* 항으로 해당 모형에 추가되는데, 이는 각 항이 추정 가능해야 한다는 것을 의미합니다. 그러나 이들 추가 항을 추정하려면 적어도 6회 이상의 실행이 필요한데, 현재 5회의 실행만 가지고 있습니다. 이 때 2차 항 두 개의 추정 기능(Estimability)을 가능한 경우(If Possible)로 대신 변경하면 이들 두 개 항은 *잠재* 항으로 간주됩니다. 이는 이들 항이 실행 횟수를 감안해 최대한 가능한 범위 내에서 추정된다는 것을 의미합니다.



오른쪽에 나와 있는 것처럼 5회 실행 실험 계획이 생성되면 실험 계획 영역의 중심에 하나의 점이 배치됩니다. 이 중심점을 사용하면 의도한 대로 곡률을 검사할 수 있습니다.

이렇게 생성된 실험 계획은 베이즈 D-최적입니다. 해당 모형에 가능한 경우(If Possible) 항이 있을 때에는 최적 기준(Optimality Criterion) 옵션 아래에 있는 D-최적 실험 계획 만들기(Make D-Optimal Design) 또는 I-최적 실험 계획 만들기(Make I-Optimal Design)를 각각 선택하여 베이즈 D-최적 또는 베이즈 I-최적을 지정할 수 있습니다.

이러한 접근법의 장점을 활용하려면 표본 크기가 1차 항의 수보다 커야 하지만 1차 항과 잠재 항의 총계보다는 작아야 합니다. 이 예의 경우 4개의 필수 항과 2개의 잠재 항이 있으며 5회의 실행이 가능합니다. 따라서 표본 크기(5)는 기본 항의 수(4)보다는 크지만 1차 항과 잠재 항의 총계(6)보다는 작습니다.

자세한 내용은 JMP.com의 사용자 정의 실험 계획 설명서를 참조하십시오.

참고: 본 문서에 기술된 기능은 JMP 12를 기반으로 합니다.

실험 계획 평가

실험 계획이 얼마나 적합한지를 커밋하기 전에 미리 보고 평가할 수 있습니다. 실험 계획 평가 (Design Evaluation) 개요에 있는 도표와 보고서를 통해 해당 실험 계획이 얼마나 잘 수행될지에 대해 파악할 수 있습니다.

대부분의 실험 계획은 실험 계획 평가 개요 아래에 다음과 같은 보고서를 표시합니다.

- 검정력 분석
- 예측 분산 프로파일
- 실험 계획 공간 부분 도표
- 예측 분산 표면
- 추정 효율
- 별칭 행렬
- 상관관계 색상 맵
- 실험 계획 진단

검정력 분석

검정력 분석(Power Analysis) 개요를 사용하면 다음을 수행할 수 있습니다.

- 해당 실험 계획이 실제로 중요한 효과를 탐지할 능력이 있는지 평가
- *사전* 모형에서 모수 검정의 검정력을 계산

참고: 이 예는 Coffee Data.jmp에 대한 실험 계획을 근거로 한 것입니다.

Power Analysis

Significance Level	0.05
Anticipated RMSE	0.1

Term	Anticipated Coefficient	Power
Intercept	1.4	1
Grind	0.05	0.291
Temperature	0.05	0.291
Time	0.05	0.291
Charge	0.05	0.291
Station 1	0.1	0.507
Station 2	0.1	0.507

Apply Changes to Anticipated Coefficients

Effect	Power
Station	0.888

Design and Anticipated Responses

Anticipated Response	Grind	Temperature	Time	Charge	Station
1.4	Coarse	195	3	1.6	1
1.5	Medium	195	4	2.4	2
1.1	Medium	195	4	1.6	3
1.6	Medium	205	4	2.4	1
1.6	Coarse	205	3	2.4	2
1.2	Medium	205	3	2.4	3
1.4	Medium	205	3	1.6	1
1.6	Coarse	205	4	1.6	2
1.3	Coarse	205	4	1.6	3
1.6	Coarse	195	4	2.4	1
1.3	Medium	195	3	1.6	2
1.2	Coarse	195	3	2.4	3

Apply Changes to Anticipated Responses

참고: 본 문서에 기술된 기능은 JMP 12를 기반으로 합니다.

먼저 유의 수준과 RMSE 추정값을 지정합니다. 모든 검정력은 이러한 지정을 기반으로 계산됩니다. 그런 다음, 검정력 분석 개요 내에서 다음의 두 가지 관점에서 검정력 계산에 접근할 수 있습니다.

- 모든 모형 항에 대해, 탐지하고자 하는 차이를 반영하는 예상 계수(Anticipated Coefficient) 값을 지정합니다. **예상 계수 변경 적용(Apply Changes to Anticipated Coefficients)**을 클릭하면 검정력 계산 결과를 확인할 수 있습니다.
- 모든 실험 계획 설정에 대해, 탐지하고자 하는 차이를 반영하는 예상 반응(Anticipated Response) 값을 지정합니다. **예상 반응 변경 적용(Apply Changes to Anticipated Responses)**을 클릭하면 해당되는 예상 계수를 계산하고 검정력 계산 결과를 확인할 수 있습니다.

어떤 경우이든 변경 사항을 적용하면 효과의 검정력이 지정된 값으로 계산됩니다.

Coffee Data.jmp 데이터 테이블에서 온도는 수준이 -1 및 1로 코딩된 연속 요인입니다. 온도가 반응에 아무런 영향도 미치지 않는 경우의 검정을 가정해 봅시다. 이 검정은 온도에 대한 예상 계수 값이 0인지 여부를 알아보는 검정과 같습니다. 여기서 사용자는 해당 반응에서 0.10 단위의 변화를 탐지할 가능성이 얼마나 되는지에 대해 관심이 있습니다.

검정력 분석(Power Analysis) 보고서에서는 해당 검정의 유의 수준 및 예상 RMSE (제곱근 평균 제곱 오차)를 지정할 수 있습니다. 이 경우 예상 RMSE는 0.1로 설정됩니다. 이 보고서는 온도에 대한 예상 계수가 0.05일 때 검정력은 0.291임을 나타냅니다. 계수 값 0.05는 0.10 단위의 효과 크기에 대응됩니다(계수 값인 0.05의 두 배). 따라서 다양한 온도 수준에 걸쳐 0.10 단위의 차이를 탐지하기 위한 이 검정의 검정력은 0.291에 불과합니다.

이 예에서 온도 및 그 외 3가지 연속 요인에 대한 예상 계수는 예상 RMSE의 1/2로 설정됩니다. 범주형 변수인 스테이션과 관련된 두 개의 항 각각에 대한 검정력은 0.507이며, 이들의 계수는 예상 RMSE와 크기가 같습니다. 연속 효과 또는 범주형 효과를 더 높은 검정력으로 탐지하고 싶다면 실험 계획을 변경하거나 요건을 완화할 필요가 있습니다.

예측 분산 프로파일

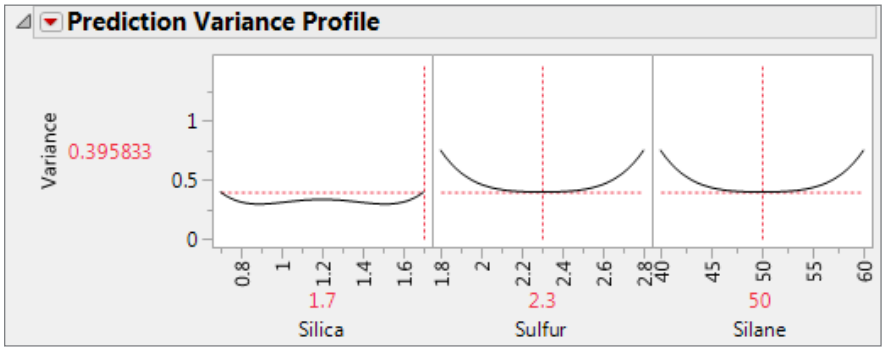
예측 분산 프로파일 도표는 요인 수준의 모든 조합에서 예측 정밀도를 보여줍니다. 요인 설정에 대한 예측 분산은 실험 계획 및 요인 설정에 따라 달라지는 양과 오차 분산의 곱입니다. 예측 분산 대 오차 분산의 비율(*상대 예측 분산*이라고 함)은 오로지 실험 계획에 따라 달라지며 실험 데이터에 따라 달라지지는 않습니다. 요인이 변동하는 전체 영역에서 실험 계획의 상대 예측 분산이 적은 것이 이상적인 경우입니다.

예측 분산 프로파일 도표에서는 다음을 수행할 수 있습니다.

- 요인 설정을 변경하면서 상대 예측 분산 값을 탐색
- 예측 분산 프로파일 도표를 나란히 열거하여 살펴보면서 실험 계획을 비교
- 만족도 최대화(Maximize Desirability) 옵션을 사용하여 실험 계획 및 요인 설정에 대한 최대 예측 분산을 찾기

참고: 본 문서에 기술된 기능은 JMP 12를 기반으로 합니다.

참고: 이 예는 Bounce Data.jmp에 대한 실험 계획을 근거로 한 것입니다.

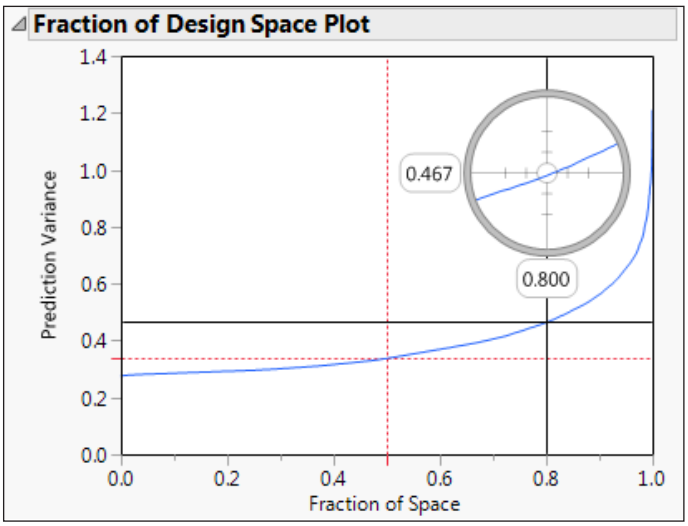


이 예에서 도표는 높은 수준의 실리카와 중간 수준의 유황 및 실란에서 상대 예측 분산이 0.396 임을 보여줍니다.

실험 계획 공간 부분 도표

예측에 관심이 있다면 실험 계획 공간 부분(Fraction of Design Space) 도표를 점검하는 것도 도움이 됩니다. 이 도표는 실험 계획 공간에서 상대 예측 분산 값이 주어진 값보다 작은 부분을 보여줍니다. 상대 예측 분산 값이 해당 실험 계획 공간의 대부분에 걸쳐 작게 나타나는 것이 이상적인 경우입니다. 실험 계획 공간 부분 도표를 기반으로 실험 계획을 서로 비교할 수 있습니다.

참고: 이 예는 Bounce Data.jmp에 대한 실험 계획을 근거로 한 것입니다.



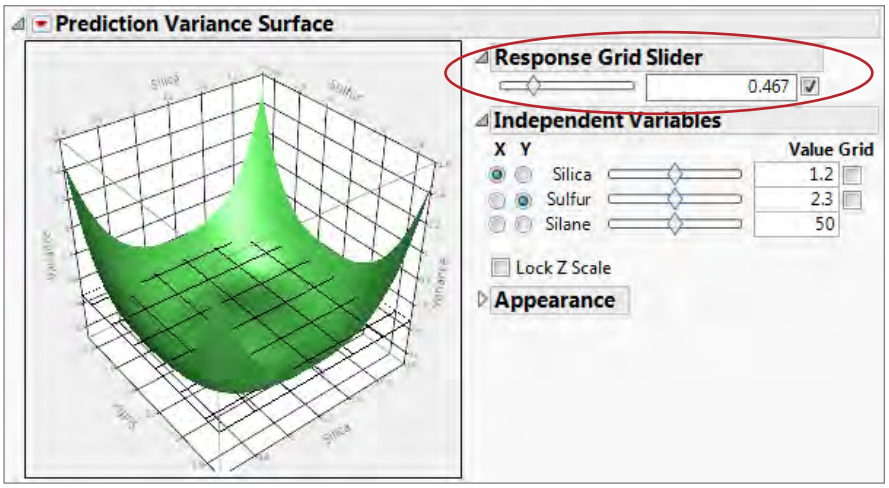
이 도표는 실험 계획 공간의 80%에서 상대 예측 분산이 0.467 미만임을 보여줍니다.

참고: 본 문서에 기술된 기능은 JMP 12를 기반으로 합니다.

예측 분산 표면

예측 분산 표면(Prediction Variance Surface) 도표를 사용하면 두 요인의 설정에서 예측 정밀도를 탐색할 수 있습니다. 이 도표는 상대 예측 분산을 실험 계획 요인들의 함수로 나타낸 표면을 보여줍니다. 이 도표를 마우스로 끌어 도표를 회전하고 보는 관점을 변경할 수 있습니다.

참고: 이 예는 Bounce Data.jmp에 대한 실험 계획을 근거로 한 것입니다.



이 도표는 상대 예측 분산을 유황과 실리카의 함수로 보여줍니다. 상대 예측 분산 0.467에서 격자가 설정되어 있습니다. 이 도표는 상대 예측 분산 값이 0.467보다 낮은 유황 및 실리카 실험 계획 영역의 일부분을 보여줍니다. 이 영역이 유황과 실리카 실험 계획 설정의 대부분을 차지하고 있는 것을 알 수 있습니다. (또한 실험 계획 공간 부분 도표에 나와 있듯이, 상대 예측 분산 값이 0.467 미만인 *3개* 요인 모두에 대한 실험 계획 영역이 실험 계획 공간의 80%를 차지하고 있는 것을 알 수 있습니다.)

추정 효율

추론에 관심이 있다면 가능한 최고의 정밀도로 모수를 추정할 수 있기를 바랄 것입니다. 추정 효율 보고서는 *신뢰 구간(CI) 길이의 부분적 증가*라 불리는 정밀도 척도를 제공합니다. 또한 이 보고서는 해당 모형에서 각 모수 추정에 대한 상대 표준 오차를 제시합니다.

참고: 본 문서에 기술된 기능은 JMP 12를 기반으로 합니다.

참고: 이 예는 Bounce Data.jmp에 대한 실험 계획을 근거로 한 것입니다.

Estimation Efficiency

Term	Fractional Increase in CI Length	Relative Std Error of Estimate
Intercept	1.236	0.577
Silica	0.369	0.354
Silane	0.369	0.354
Sulfur	0.369	0.354
Silica*Silane	0.936	0.5
Silica*Sulfur	0.936	0.5
Sulfur*Silane	0.936	0.5
Silica*Silica	1.016	0.52
Silane*Silane	1.016	0.52
Sulfur*Sulfur	1.016	0.52

신뢰 구간 길이의 부분적 증가(Fractional Increase in CI Length)는 현재 실험 계획이 제시한 모수의 신뢰 구간 길이를 *이상적* 실험 계획이 제시한 신뢰 구간의 길이와 비교합니다. 만약 이상적 실험 계획이 존재한다면 그것은 바로 직교 실험 계획일 것입니다. 실험 계획을 선택할 때 신뢰 구간 길이의 부분적 증가는 가능한 한 작은 것이 좋습니다. (신뢰 구간 길이의 부분적 증가 계산 방법: 해당 모수에 대한 이상적 신뢰 구간의 길이를 실제 신뢰 구간의 길이에서 뺍니다. 이렇게 해서 얻은 값을 이상적 신뢰 구간의 길이로 다시 나눕니다.)

이 예에서 일부 모수는 1을 중심으로 신뢰 구간 길이의 부분적 증가를 보이는데, 이는 해당 모수에 대한 신뢰 구간의 길이가 이상적 실험 계획에 대한 신뢰 구간 길이의 2배라는 것을 의미합니다. 신뢰 구간의 길이가 비교적 크게 증가하는 것은 반응 표면 실험 계획에서 일반적으로 나타나는 현상입니다. 그 이유는 2차 효과가 0과 1 사이에서 변동하는 반면, "이상적" 실험 계획의 경우에는 모형 행렬의 모든 열이 동일한 수의 +1 및 -1 값을 갖는 것으로 가정하기 때문입니다. 따라서 반응 표면 실험 계획의 경우 이러한 지표를 절대적 의미를 갖는 것으로 해석하기 보다는 실험 계획을 비교할 목적으로 사용하는 것이 가장 좋습니다.

별칭 행렬

사전 모형에는 존재하지 않지만 모형 항의 추정값에서 편향을 일으킬 수 있는 잠재적 활성 효과가 존재하는 것으로 의심된다면 별칭 항(Alias Terms) 개요에서 이러한 효과를 열거해야 합니다. 그런 다음, 실험 계획이 생성되면 해당 별칭 행렬(Alias Matrix)을 점검합니다. 별칭 행렬의 항목은 별칭 항의 무시할 수 없는 효과가 모형 모수에 전달한 편향의 정도를 나타냅니다.

실험 계획을 평가할 때에는 별칭 행렬의 모든 항목과 관련해 두 가지 상황 중 한 가지가 발생하기를 원할 것입니다. 즉, 별칭 행렬의 항목이 작거나 작지 않은 경우인데, 해당 항목이 작지 않더라도 별칭 항의 효과가 작으므로 추정되는 해당 효과의 편향은 작게 됩니다. 별칭 항이 상당한 효과를 갖는 것으로 의심될 경우에는 해당 항을 모형에 포함시키거나 별칭 최적 실험 계획을 고려해야 합니다.

참고: 본 문서에 기술된 기능은 JMP 12를 기반으로 합니다.

참고: 이 예는 Coffee Data.jmp에 대한 실험 계획을 근거로 한 것입니다.

Alias Matrix

Effect	Grind*Temperature	Grind*Time	Grind*Charge	Temperature*Time	Temperature*Charge	Time*Charge
Intercept	0	0	0	0	0	0
Grind	0	0	0	0.333	-0.33	-0.33
Temperature	0	0.333	-0.33	0	0	-0.33
Time	0.333	0	-0.33	0	-0.33	0
Charge	-0.33	-0.33	0	-0.33	0	0
Station 1	-0.41	0	0	0	0	0.816
Station 2	0.707	0	0	0	0	0

이 예에서 모형 개요에 항이 열거되어 있는 *사전* 모형은 주효과로만 구성되어 있습니다. 별칭 항 개요는 기본적으로 모든 이원 상호작용을 포함합니다. 별칭 행렬은 첫 번째 열에 모형 항을 표시하고 상단에 별칭 항을 표시합니다. 모형 효과인 온도를 예로 들어 보겠습니다. Grind*Time 상호작용이 유일한 활성 이원 상호작용일 경우 , 온도 계수에 대한 추정값은 Grind*Time 효과의 실제 값과 비교해 0.333배만큼 편향됩니다. 그 외 다른 상호작용이 활성이면 별칭 행렬의 값은 온도 계수 추정값에 의해 발생한 추가적인 편향의 양을 나타냅니다.

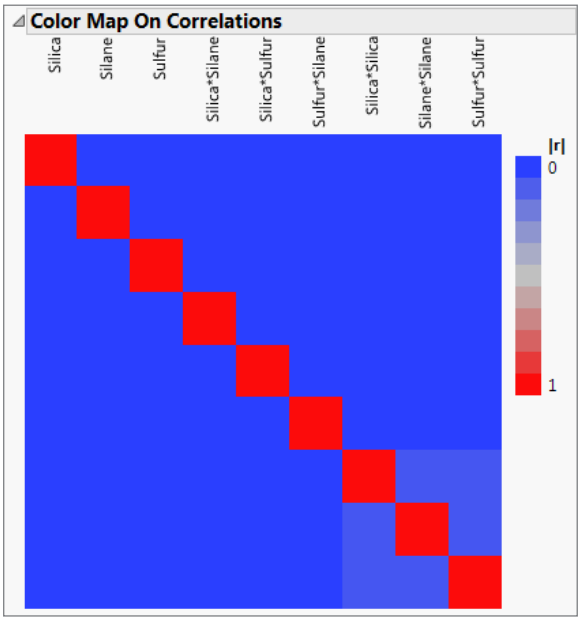
상관관계 색상 맵

추론에 관심이 있다면 상관관계 색상 맵(Color Map on Correlations)을 점검할 필요가 있습니다. 효과 간에 큰 상관관계가 존재할 경우, 추정값의 표준 오차는 더욱 커지게 되며 결과적으로 활성 효과를 식별하기가 어렵게 됩니다. 상관관계 색상 맵은 모형 개요 또는 별칭 항 개요에 나타나는 두 가지 효과 간 상관관계의 절대값을 보여줍니다. 이 맵에는 모형 개요 내 각 효과에 대해 셀이 하나씩 있으며, 별칭 항 개요 내 각 효과에 대해서도 셀이 하나씩 있습니다.

기본적으로 상관관계의 절대 크기는 파란색-회색-빨간색의 강도 기준색으로 나타냅니다. 일반적인 용어로 설명하자면, 적합한 실험 계획의 색상 맵은 비대각에서 파란색이 진하게 나타내는데, 이는 개별 항 간에 직교성이 있거나 약한 상관관계가 있음을 나타냅니다.

참고: 본 문서에 기술된 기능은 JMP 12를 기반으로 합니다.

참고: 이 예는 Bounce Data.jmp에 대한 실험 계획을 근거로 한 것입니다.



진한 빨간색은 항의 절대 상관관계를 나타냅니다. 예상한 바와 같이, 대각에 빨간색 셀이 분포하는데 이는 모형 항 자체의 상관관계를 나타냅니다. 그 외 모든 셀은 진한 파란색 또는 연한 파란색입니다. 연한 파란색으로 표시된 정사각형은 2차 항 간의 상관관계에 해당됩니다. 상관관계의 관점에서 볼 때, 이는 적합한 실험 계획입니다.

실험 계획 진단

실험 계획 진단(Design Diagnostics) 개요를 사용하면 일반적인 3가지 효율성 척도(*D-효율성*, *G-효율성* 및 *A-효율성*)와 관련해 실험 계획의 효율성을 비교할 수 있습니다. 이상적인 실험 계획의 경우에는 다양한 효율성 값이 100%가 됩니다. 그러나 해당 모형 내 2차 효과, 부등식 제약 조건 또는 허용되지 않는 조합이 존재할 경우에는 이러한 효율성 척도를 절대적 의미를 갖는 것으로 해석하기 보다는 실험 계획 대안을 비교하는 데 사용하는 것이 가장 좋습니다. 또한 이 보고서는 전체 실험 계획 영역의 평균 예측 분산을 제공합니다.

참고: 이 예는 Bounce Data.jmp에 대한 실험 계획을 근거로 한 것입니다.

Design Diagnostics

D Efficiency	36.6429
G Efficiency	72.42729
A Efficiency	29.3578
Average Variance of Prediction	0.384722
Design Creation Time (seconds)	0

참고: 본 문서에 기술된 기능은 JMP 12를 기반으로 합니다.

Bounce Data.jmp에 대한 실험 계획은 최적화에 목적을 둔 Box-Behnken 설계입니다. 모수 추정의 정확도를 반영하는 D-효율성과 A-효율성은 비교적 낮은 편인데 이는 놀랄 일이 아닙니다. 최대 예측 분산을 반영하는 G-효율성은 비교적 높은 편입니다.

하지만 이러한 효율성 척도는 그 자체로만 해석해서는 안 되며 실험 계획을 서로 비교하는 데 활용해야 한다는 점을 기억해 두어야 합니다. 아래의 실험 계획 진단(Design Diagnostics) 값은 사용자 정의 실험 계획 플랫폼을 통해 생성된, 중심점 없는 15회 실행의 RSM 실험 계획에 대한 것입니다.

Design Diagnostics

I Optimal Design	
D Efficiency	44.71631
G Efficiency	91.44599
A Efficiency	31.29074
Average Variance of Prediction	0.367593
Design Creation Time (seconds)	11

G-효율성(91.45)은 Box-Behnken 실험 계획(72.43)보다 훨씬 더 높습니다. D-효율성과 A-효율성도 더 높게 나타납니다. 평균 예측 분산은 약간 작은 편입니다.

자세한 내용은 JMP.com의 실험 계획 평가 설명서를 참조하십시오.

순차적 실험 계획

방금 실행한 실험 계획의 결과로는 결론이 나지 않습니까? 그렇다고 처음부터 다시 시작하지는 마십시오. 이럴 때는 순차적 실험 계획 플랫폼을 사용하여 실험 계획에 새로운 실행을 추가하십시오. 실험 활동을 반복 프로세스로 처리하십시오. 때때로 단일한 실험으로는 전적으로 확실한 결과를 얻거나 공정을 최적화하지 못할 수 있습니다. 특히 선별 실험은 (실험 계획에 따라 종종) 활성인 주효과나 상호작용이 어느 것인지에 대해 약간 모호한 여지를 남길 수 있습니다. 순차적 실험 계획 플랫폼을 사용하면 이러한 모호함을 해결할 수 있습니다.

아마도 여러분은 파기된 실험 계획으로 피해를 입은 적이 있을 것입니다. 요인 설정을 처음부터 너무 과감하게 선택하지는 않았습니까? 그러한 설정 중 일부에 대한 공정이 실패한 적이 있습니까? 실험 계획을 실행하면서 미처 알지 못했던 제약 조건을 발견한 적이 있습니까? 실제 실행했던 실험 계획을 원래 구상했던 모형에 맞는 새로운 실행으로 보강하여 성공한 실행을 활용하도록 하십시오. 새로운 실행은 전체적인 실험 계획을 최적화할 수 있도록 선택됩니다. 최초 실행과 보강된 실행 간에 변경된 내용을 파악할 수 있도록 일련의 실험 실행을 개별 블록으로 그룹화할 수 있습니다.

실행을 추가하면 다음과 같은 목적을 달성하는 데 도움이 됩니다.

- 결과적으로 실현 불가능하거나 잘못된 실행 또는 간과하기 쉬운 실행이 되어버린 실험을 구제합니다.
- **복제**를 사용해 오차 분산이 항상 일정한 상수라는 가정을 검사합니다. 실험 계획의 공정 변동성 또는 측정 변동성이 클 경우 복제를 통해 회귀 계수의 변동성을 줄일 수 있습니다.

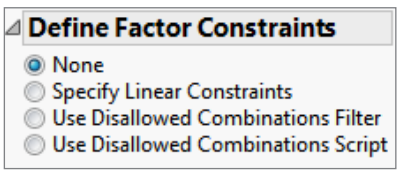
참고: 본 문서에 기술된 기능은 JMP 12를 기반으로 합니다.

- **중심점**을 사용해 적합성 결여 여부 또는 곡률을 검사합니다. 중심점은 독립적인 순수 오차 추정을 고려한 실험 계획 중앙의 복제점으로, 적합성 결여 검정에 사용됩니다. 또한 중심점은 실험 계획 영역의 중앙에서 예측 오차를 줄입니다.
- 2요인 상호작용 효과와 주효과의 중첩 문제를 **폴드오버(fold-over) 설계**를 이용해 해결합니다. 이러한 실험 계획은 특히 포화 또는 준포화 부분 요인 설계 또는 Plackett-Burman 설계에 대한 후속 계획으로서 유용하게 활용할 수 있습니다.
- **축점**을 중심점과 함께 추가하여 선별 계획을 강력한 반응 표면 실험 계획으로 변환합니다. 변환이 완료되면 타당한 예측 모형을 개발하고 공정을 최적화할 수 있습니다.
- **공간 충진** 실험 계획을 사용하여 결정적 모델링 또는 공간적 모델링을 위한 실험 계획에 내부 실행을 추가합니다. 이러한 실행은 선형 제약 조건을 충족할 수 있습니다.
- 원래의 모형에 더 많은 항을 추가하여 실험 계획을 **순차적으로 실행**함으로써 추가적인 효과를 추정하거나 곡률을 검사하거나 모호성 문제를 해결할 수 있습니다. 순차적 실행(Augment) 버튼은 무엇보다도 유연한 옵션입니다. 예를 들어, 원래의 선형 모형에 2차 항들을 추가하면 반응 표면 실험 계획을 구성할 수 있습니다.
  가능한 경우 실험 예산을 감안해 추정 가능한 항을 추가로 지정할 수 있습니다.
  요인 제약 조건을 정의함으로써 실험 영역을 변경할 수도 있습니다.

자세한 내용은 JMP.com의 순차적 실험 계획 설명서를 참조하십시오.

요인 제약 조건 정의

실험 계획이 피해를 야기할 우려가 있는 몇몇 요인 수준 조합을 포함하고 있거나 장비 한계로 인해 실현 불가능할 경우, 대부분의 DOE 플랫폼에서 이러한 제약 조건을 지정할 수 있습니다.



제약 조건은 다음과 같이 지정할 수 있습니다.

- 제한 사항을 선형 부등식으로 지정합니다(선형 제약 조건 지정).
- 데이터 필터 접근법을 사용해 제약 조건을 지정합니다(허용되지 않는 조합 필터 사용).
- 스크립트를 사용해 제약 조건을 지정합니다(허용되지 않는 조합 스크립트 사용).

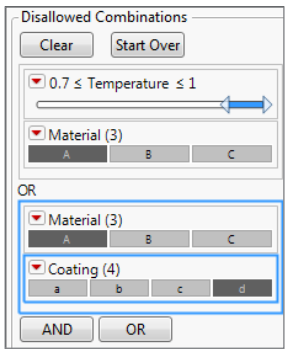
예를 들어, 오른쪽에 나와 있는 허용되지 않는 조합 필터는 다음을 나타냅니다.

- 재료 A의 경우 0.7을 초과하는 온도 값은 허용되지 않습니다.
- 재료 A를 코팅 d와 조합하는 것은 허용되지 않습니다.

요인 제약 조건의 정의에 관한 자세한 내용은 JMP.com의 사용자 정의 실험 계획 설명서를 참조하십시오.

참고: 본 문서에 기술된 기능은 JMP 12를 기반으로 합니다.

확정 요인 선별 계획



선별에 목적을 둘 경우 그리고 상호작용 효과와 비선형 효과가 잠재적으로 활성인 경우, *확정 요인 선별 계획*(DSD)을 사용합니다. 이러한 실험 계획은 매우 적은 수의 실행으로 많은 요인을 선별할 수 있습니다. DSD는 다음과 같은 점에서 표준 선별 계획보다 확실히 유리합니다. DSD는 효과의 중첩을 피하면서 반응에 비선형 효과를 미치는 요인을 식별할 수 있습니다. DSD는 2수준의 범주형 요인을 수용합니다.

오른쪽에 나와 있는 실험 계획은 7가지 연속 요인에 대한 DSD입니다. 이 실험 계획이 3가지 수준으로 연속 요인을 설정한다는 점에 유의하십시오. 이는 비선형 효과를 추정하기 위해 꼭 필요합니다.

DSD는 다음과 같은 이점을 갖고 있습니다.

- 실험 계획이 규모가 작기 때문에 요인의 수보다 약간 많은 횟수의 실행만 필요합니다.
- 주효과가 직교성이 있습니다.
- 주효과가 2요인 상호작용 및 2차 효과와 아무런 상관관계가 없습니다.
- 2차 효과를 추정할 수 있습니다.
- 2요인 상호작용이 서로 완전히 중첩되지 않습니다.
- 6가지 이상의 요인이 있을 경우, 임의의 3가지 요인에 대해 가능한 모든 완전 2차 모형을 추정할 수 있습니다. 18가지 이상의 요인이 있을 경우, 임의의 4가지 요인에서 가능한 모든 완전 2차 모형을 추정할 수 있습니다. 24가지 이상의 요인이 있을 경우, 임의의 5가지 요인에서 가능한 모든 완전 2차 모형을 추정할 수 있습니다.
- 실험 계획을 블록화할 수 있습니다.

Design

Run	X1	X2	X3	X4	X5	X6	X7
1	0	1	1	1	1	1	1
2	0	-1	-1	-1	-1	-1	-1
3	1	0	1	1	-1	1	-1
4	-1	0	-1	-1	1	-1	1
5	1	-1	0	1	1	-1	1
6	-1	1	0	-1	-1	1	-1
7	1	-1	-1	0	1	1	-1
8	-1	1	1	0	-1	-1	1
9	1	1	-1	-1	0	1	1
10	-1	-1	1	1	0	-1	-1
11	1	-1	1	-1	-1	0	1
12	-1	1	-1	1	1	0	-1
13	1	1	-1	1	-1	-1	0
14	-1	-1	1	-1	1	1	0
15	1	1	1	-1	1	-1	-1
16	-1	-1	-1	1	-1	1	1
17	0	0	0	0	0	0	0

또한 순차적 실험 계획을 사용하면 확정 요인 선별 계획에 실행을 추가할 수 있습니다. DSD에 이어 순차적 실행을 조합하면 강력한 실험 계획이 됩니다.

예를 들어, 7가지 요인이 있으면서 17회 실행된 DSD에서 2차 효과가 있음을 나타낸다고 가정해 봅시다. 이 때 추가로 20회를 실행하면 DSD를 보강할 수 있기 때문에 순차적 실험 계획은 모든 2차 항과 이원 상호작용을 추정 및 검정할 수 있습니다. 따라서 DSD와 순차적 실험 계획에는 총 37회의 실행이 필요합니다. 그에 비해, 중심 합성 설계에는 80회의 실행이 필요하며, Box-Behnken 설계에는 62회의 실행이 필요합니다.

자세한 내용은 JMP.com의 확정 요인 선별 계획(DSD) 설명서를 참조하십시오.

참고: 본 문서에 기술된 기능은 JMP 12를 기반으로 합니다.

주효과 선별 계획

실험 계획이 다수준 범주형 요인 또는 이산 수치형 요인을 포함할 경우, 전통적인 선별 계획을 이에 맞게 개선하는 것은 어렵거나 불가능할 수 있습니다. 이러한 상황을 위해 JMP는 *주효과 선별 계획*을 제공합니다. 이 계획은 직교성을 띠거나 거의 직교성을 나타냅니다. 주효과 선별 계획은 수준의 수에 관계없이 범주형 요인과 이산 수치형 요인을 수용할 수 있습니다. 심지어 전통적인 실험 계획이 적합한 경우에도 주효과 선별 계획에서는 일반적으로 필요한 실행 횟수가 비교적 적습니다.

주효과 선별 계획에 관한 자세한 내용은 JMP.com의 선별 계획 설명서를 참조하십시오.

전통적인 실험 계획

JMP는 전통적인 실험 계획 중 상당수를 제공합니다.

선별 계획

선별 계획은 활성 요인과 상호작용을 식별할 수 있습니다. 선별 계획 플랫폼에서는 목록에서 전통적인 선별 계획을 선택할 수 있습니다. 이 목록에는 실험 실행을 동일한 크기(2의 거듭제곱)의 블록으로 그룹화하는 실험 계획이 포함되어 있습니다.

물론 주효과 선별 계획을 구성하는 옵션도 있습니다. 해당 요인 유형 및 수준을 선택하기 위한 전통적인 실험 계획이 존재하지 않을 경우, 주효과 선별 계획이 자동으로 제공됩니다.

자세한 내용은 JMP.com의 선별 계획 설명서를 참조하십시오.

반응 표면 실험 계획

공정 최적화 또는 정교한 공정 모델링에 관심이 있다면 모형에 반응 표면 항을 포함시킬 수 있는 능력이 필요합니다. 반응 표면 실험 계획 플랫폼은 다양한 블록 크기와 다수의 중심점을 수용하는 다양한 실행 크기에 대해 Box-Behnken 설계 및 중심 합성 설계를 비롯한 표준 반응 표면 실험 계획을 제공합니다.

자세한 내용은 JMP.com의 반응 표면 실험 계획 설명서를 참조하십시오.

완전 요인 실험 계획

요인 수준의 가능한 모든 조합을 검정하려면 완전 요인 실험 계획 플랫폼을 사용합니다. 이 플랫폼은 두 수준에 있는 연속 요인에 대한 실험 계획과 임의의 수준 개수를 갖는 범주형 요인에 대한 실험 계획을 구성합니다. 중심점을 추가하거나 해당 실험 계획을 복제할 수 있습니다.

자세한 내용은 JMP.com의 완전 요인 실험 계획 설명서를 참조하십시오.

참고: 본 문서에 기술된 기능은 JMP 12를 기반으로 합니다.

혼합 실험 계획

공정에 합이 일정한 총계가 되는 성분이 포함되었다고 가정해 봅시다. 예를 들어, 어떤 공정에 주어진 용량의 용액이 필요한데 이 용액을 구성하는 성분들의 용량은 변동될 수 있습니다. 이 경우, 요인들은 *혼합* 성분입니다.

혼합 실험 계획 플랫폼은 다양한 유형의 표준 혼합 실험 계획을 제공하는데 심플렉스 중심 설계, 심플렉스 격자 설계, 꼭지점 설계 및 ABCD 설계가 여기에 해당됩니다.

또한 혼합 실험 계획 플랫폼은 *공간 충진*이라 불리는 최신 유형의 강력한 실험 계획을 제공하는데, 이 실험 계획은 해당 실험 계획 공간 내에서 다수의 점을 고르게 분산시킵니다. 공간 충진 방법, 최적 방법 또는 꼭지점 방법을 사용하면 실험 계획 영역에 제약 조건을 부여할 수 있습니다.
최적 설계 방법은 사용자 정의 혼합 실험 계획을 구성합니다.

자세한 내용은 JMP.com의 혼합 실험 계획 설명서를 참조하십시오.

전통적인 실험 계획 옵션

중심점과 복제점: 실험 계획에 중심점을 추가하고 선별 계획, 반응 표면 실험 계획 및 완전 요인 실험 계획에서 다수의 복제점을 지정합니다. 혼합 실험 계획에서도 다수의 복제점을 지정할 수 있습니다. 전통적인 실험 계획에서 *복제점의 수*란 전체 실험 계획의 *추가* 복제 수를 가리킨다는 사실에 유의해야 합니다.

실험 계획 보기 및 수정: (전통적인 실험 계획 및 전문 실험 계획에 모두 적용됨) 실험 계획에서 실행을 미리 봅니다. 뒤로(Back) 버튼을 사용해 실험 계획을 변경하거나 새로운 실험 계획을 작성합니다.

실험 계획 평가: 다목적의 실험 계획 평가 옵션을 사용해 선별 계획 플랫폼과 반응 표면 실험 계획 플랫폼에서 고안한 실험 계획을 질적으로 평가합니다.

실행 순서: (전통적인 실험 계획 및 전문 실험 계획에 모두 적용됨) 실험 계획 데이터 테이블에서 실행 순서를 정의합니다.

전문 실험 계획

JMP는 전통적인 실험 계획에서 다루지 않은 특정 상황을 다루는 다양한 실험 계획을 제공합니다.

배열 설계

JMP 소프트웨어의 배열 설계를 활용하면 구성 요소 또는 보조 시스템 간의 상호작용으로 인해 고장이 발생하는 결정적 시스템을 매우 효율적으로 검정할 수 있습니다. 대부분의 범용 통계 패키지는 배열 설계를 제공하지 않습니다. 배열 설계를 제공하는 전문 패키지와 비교해 볼 때 JMP 구현은 극도로 효율적입니다.

참고: 본 문서에 기술된 기능은 JMP 12를 기반으로 합니다.

예를 들어, 배열 설계는 소프트웨어, 회로 및 네트워크 설계에 활용할 수 있습니다. 이들 시스템에서는 검사자에게 알려지지 않은 소수의 특정 요인-설정 조합으로 인해 고장이 발생할 때가 많습니다. 어떤 고장을 좌우하는 요인의 최대 수 *n*을 일컬어 *강도*라 합니다. 이 실험 계획의 목표는 해당되는 설정의 *n*원 조합이 시스템 고장을 일으키는지 여부를 밝히는 것입니다.

JMP® PRO

배열 설계는 해당 실험 계획의 지정된 강도에서 요구하는 모든 조합을 검정합니다. 여기서 중요한 관건은 최소 횟수의 실행으로 이를 처리하는 실험 계획을 구성하는 것입니다. JMP 배열 설계 플랫폼으로 구성한 실험 계획은 크기에 있어 최적인 경우가 많습니다. 실험 계획이 최적이 아닌 경우, 최적화 프로세스를 수동으로 계속 진행하면 더 작은 규모의 실험 계획을 찾을 수 있습니다. 진단 지표는 실험 계획의 질을 판단하는 데 도움이 됩니다.

실험 계획에 여러 가지 제한 사항이 있을 경우, 배열 설계 플랫폼은 이러한 제한 사항을 수용할 수 있습니다. 소프트웨어, 회로 및 네트워크 시스템에서는 호환이 되지 않는 시스템 설정이 종종 있습니다. 예를 들어, Mac 시스템에서는 Internet Explorer 10이 지원되지 않으므로 이를 검정할 수 없습니다. 배열 설계 플랫폼에서는 허용되지 않는 조합을 지정할 수 있으며, 그러한 제한 사항을 고려하는 배열 설계 실험 계획을 얻을 수 있습니다.

아래의 예는 강도 2의 5요인 배열 설계를 얻는 데 사용된 요인 및 설정을 보여줍니다. 설정을 320개까지 조합할 수 있습니다(5*4*2*4*2).

Factors

Add Factor | Remove | Add N Factors 1 | Strength: t = 2

Name	Role	Values				
Market	Categorical	USA	UK	Canada	France	Mexico
Near Phone	Categorical	ISDN	Bus	Coin	Res	
Near Interface	Categorical	A	B			
Far Phone	Categorical	ISDN	Bus	Coin	Res	
Far Interface	Categorical	A	B			

10쌍의 요인으로 만들 수 있는 모든 조합이 20회 실행의 배열 설계에 적어도 한 번 이상 나타나는 것을 확인할 수 있습니다.

참고: 본 문서에 기술된 기능은 JMP 12를 기반으로 합니다.

	Response	Market	Near Phone	Near Interface	Far Phone	Far Interface
1	•	USA	ISDN	A	ISDN	A
2	•	USA	Bus	B	Bus	B
3	•	USA	Coin	A	Coin	A
4	•	USA	Res	A	Res	A
5	•	UK	Bus	A	ISDN	A
6	•	UK	ISDN	A	Bus	A
7	•	UK	Res	B	Coin	A
8	•	UK	Coin	A	Res	B
9	•	Canada	Coin	B	ISDN	A
10	•	Canada	Res	A	Bus	A
11	•	Canada	ISDN	A	Coin	B
12	•	Canada	Bus	A	Res	A
13	•	France	Res	A	ISDN	B
14	•	France	Coin	A	Bus	A
15	•	France	Bus	A	Coin	A
16	•	France	ISDN	B	Res	A
17	•	Mexico	ISDN	A	ISDN	A
18	•	Mexico	Bus	B	Bus	B
19	•	Mexico	Coin	A	Coin	A
20	•	Mexico	Res	A	Res	A

자세한 내용은 JMP.com의 배열 설계 설명서를 참조하십시오.

선택 컨조인트 계획

신제품 또는 새로운 서비스를 설계하고 있습니까? 선택 컨조인트 계획을 사용하면 고객 선호도의 우선순위를 정해 가장 적합한 제품을 출시할 수 있습니다. 예를 들어, 어떤 커피숍의 점주가 대부분의 사람들이 선호하는 커피를 제공하고 싶어한다고 가정해 봅시다. 이 점주는 원두 분쇄, 온도, 시간 및 커피의 양을 최적으로 조합할 방법을 찾고 싶어합니다.

전통적인 실험에서는 각 응답자가 수많은 시음용 커피를 시음하고 점수 또는 등급으로 평가해야 합니다. 이는 현실적인 실험 방안이 아닙니다. 선택 컨조인트 실험을 사용하면 응답자들이 두 가지 이상의 제품 프로파일 중 각자가 선호하는 것을 선택할 수 있습니다.

	Choice Set	Choice ID	Grind	Temperature	Time	Amount
1	1	1	Coarse	200	3.5	2
2	1	2	Medium	195	3	2.4
3	2	1	Coarse	195	4	2
4	2	2	Medium	200	3.5	2.4
5	3	1	Medium	205	3	1.6
6	3	2	Coarse	195	4	2.4
7	4	1	Medium	195	4	1.6
8	4	2	Coarse	205	3	2.4
9	5	1	Coarse	200	3	1.6
10	5	2	Medium	205	3.5	2
11	6	1	Coarse	195	3.5	1.6
12	6	2	Medium	200	4	2
13	7	1	Coarse	205	4	1.6
14	7	2	Medium	195	3	2

위의 실험 계획은 7가지 선택 집합(Choice Set)을 각 응답자에게 제공합니다. 각 선택 집합은 두 개의 제품 프로파일 즉, 선택 ID(Choice ID) 1과 선택 ID 2로 구성됩니다. 각 선택 집합 내에서 응답자는 자신이 선호하는 커피에 대한 프로파일(선택 ID)을 가리킵니다.

참고: 본 문서에 기술된 기능은 JMP 12를 기반으로 합니다.

고객 선호도에 관한 사전 정보가 있을 경우, 선택 컨조인트 플랫폼에 이 정보를 입력하면 훨씬 더 세심한 실험 계획을 구성할 수 있습니다.

자세한 내용은 JMP.com의 이산 선택 실험 계획 설명서를 참조하십시오.

공간 충진 실험 계획과 고속 유연 충진 방법

공간 충진 실험 계획을 사용하면 결정적 시스템 또는 준결정적 시스템을 모델링할 수 있습니다. 예를 들어, 컴퓨터 시뮬레이션의 경우를 생각해 볼 수 있습니다. 이 시뮬레이션은 한정된 범위의 요인에 대해 시스템의 동작을 충분히 예측하면서도 좀 더 단순하고 좀 더 빠른 경험적 모형을 찾는 데 그 목적이 있습니다.

결정적 시스템에서는 분산이 없습니다. 여기서는 근사 모형과 실제 수학 함수 간 차이를 의미하는 *편향*을 최소화하는 데 목적이 있습니다. 공간 충진 실험 계획은 다음과 같은 방법을 통해 편향을 줄이려고 시도합니다.

- 실험 경계를 벗어나지 않으면서 설계점을 서로 최대한 떨어진 위치로 분산
- 설계점을 관심 영역 전체에 균등한 간격으로 배치

편향을 최소화하기 위해 몇 가지 방법 중 하나를 선택할 수 있습니다. 강력한 고속 유연 충진 방법은 관심 영역 전체에 설계점을 고르게 분산시키기 위한 혁신적인 방법으로서 군집을 기반으로 합니다. 표준 공간 충진 방법과는 달리, 고속 유연 충진 방법은 범주형 요인과 함께 사용할 수 있으며 실험 계획 영역에 대한 제약 조건이 있을 경우에도 사용할 수 있습니다. 두 가지 최적 기준인 중심(Centroid) 기준과 MaxPro 중 한 가지를 선택할 수도 있는데, 이렇게 하면 실험 계획 공간의 가장자리에 매우 가까운 지점에 일부 설계점이 배치됩니다.

공간 충진 실험 계획 플랫폼은 다음과 같은 표준 방법도 제공합니다.

- **구형 패킹:** 여러 쌍의 설계점 간에 최소 간격을 최대한 늘립니다.
- **라틴 초입방:** 설계점 간의 최소 간격을 최대한 늘립니다. 다만 각 요인의 수준은 균등한 간격을 유지해야 합니다.
- **균등:** 설계점과 이론적 균등 분포 간의 불일치를 최소화합니다.
- **최소 퍼텐셜:** 중심을 기준으로 하여 타원 내에 설계점을 분산시킵니다.
- **최대 엔트로피:** 일련의 데이터 집합 분포에 포함된 정보의 양을 측정합니다.
- **가우스 과정 IMSE 최적:** 실험 영역 전체에서 가우스 과정의 누적 평균 제곱 오차를 최소화하는 실험 계획을 생성합니다.

자세한 내용은 JMP.com의 공간 충진 실험 계획 설명서를 참조하십시오.

참고: 본 문서에 기술된 기능은 JMP 12를 기반으로 합니다.

가속 수명 검사(ALT) 계획

정상적인 사용 조건에서 제품 신뢰성이 매우 높을 경우, 가속 수명 검사(ALT)를 사용하면 정상적인 사용 수준으로 제품 성능을 예측할 수 있습니다. 가속 수명 검사(ALT) 계획 플랫폼을 사용하면 정상적인 사용 조건보다 더 가혹한 조건 하에서 제품을 검사하는 실험 계획을 구성할 수 있습니다. 이러한 가혹 조건은 제품의 성능을 더 빨리 저하시키며 더 빠른 시일 내에 고장을 일으킵니다. 이러한 가속 고장 데이터를 사용하면 정상적인 사용 조건에서의 제품 신뢰성을 예측할 수 있습니다.

ALT 플랫폼은 한두 가지의 가속 요인과 관련된 상황에 대해 실험 계획을 생성 및 평가할 수 있습니다. 두 가지 가속 요인이 있을 경우 두 요인의 상호작용도 포함시킬 수 있습니다. 실험 계획을 위한 최적 선택에는 D-최적 기준 또는 두 가지 유형의 I-최적 기준이 포함되어 있습니다.

ALT 플랫폼을 사용하면 초기 실험을 계획하거나 기존의 실험 계획을 보강할 수 있습니다. 예를 들어, 지정된 추정값의 분산을 줄이는 것을 목표로 하는 설계점을 이용해 기존의 실험 계획을 보강할 수 있습니다.

실험 계획 프로세스에서는 가속 모형 모수를 초기에 추정해야 합니다. 그러한 모수는 대체로 알려져 있지 않기 때문에 사전에 다변량 정규 분포를 지정하면 모수의 불확실성을 설명할 수 있습니다.

자세한 내용은 JMP.com의 가속 수명 검사(ALT) 계획 설명서를 참조하십시오.

비선형 실험 계획

일부 실험 계획 상황에서 *사전* 모형은 모수에서 비선형적인 것으로 알려져 있습니다. 이는 화학적 반응, 금속 활성도 및 기계적 영향을 모델링하는 경우에 종종 해당됩니다. 비선형 실험 계획 플랫폼을 사용하면 최적의 실험 계획을 구성하고 이러한 상황에서 실험 계획을 최적으로 보강할 수 있습니다.

비선형 실험 계획을 구성하려면 데이터 테이블에 요인과 반응 간 함수 관계를 보여주는 수식 열이 반드시 포함되어야 합니다. 모수에 관한 사전 정보가 있을 경우에는 비선형 실험 계획을 구성할 때 이 정보를 입력하면 되며, 사전 정보가 없는 상태에서 비선형 실험 계획을 구성할 수도 있습니다.

자세한 내용은 JMP.com의 비선형 실험 계획 설명서를 참조하십시오.

참고: 본 문서에 기술된 기능은 JMP 12를 기반으로 합니다.

다구치 배열

다구치 직교 배열은 실험 계획에 잡음 요인을 통합하는 과정을 다룹니다. 요인은 *신호* 효과 또는 *잡음* 효과로 간주됩니다. 신호 요인은 생산 시 제어할 수 있는 요인입니다. 잡음 요인은 실험 중에 반드시 제어해야 하지만 생산 시 변동되는 것으로 추정됩니다. 여기서는 잡음을 최소화하는 신호 요인 설정을 찾는 것이 목적입니다.

다구치 배열은 신호 효과에 대한 종래의 2수준, 3수준 및 혼합 수준 부분 요인 설계에 해당됩니다. 신호 효과에 대한 실험 계획을 일컬어 *내측* 배열이라 합니다. *외측* 배열은 잡음 효과의 설정을 제어합니다. 이 실험은 내측 및 외측 배열 설정의 모든 조합을 포함합니다. 각 내측 배열 설정에 대해 외측 실행 전체에 걸쳐 평균 및 신호 대 잡음 비율이 계산됩니다. 이들 두 값은 내측 배열 설정에 대한 반응입니다.

내측 배열 설정과 외측 배열 설정의 모든 조합에서 실행이 필요하기 때문에 보다 효율적인 실험 계획 전략은 신호 요인과 잡음 요인을 모두 포함하는 선별 계획 사용을 기반으로 하고 있습니다. 이른바 *결합 배열* 접근법이라 불리는 이 방법은 제어 요인과 잡음 요인 간의 상호작용에 관한 지식을 활용합니다. (Montgomery, Douglas C., *Design and Analysis of Experiments(실험의 설계 및 분석)* 중 12장 참조, 제8판, Hoboken, NJ: Wiley Custom Learning Solutions, 2012.)

자세한 내용은 JMP.com의 다구치 설계 설명서를 참조하십시오.

참고: 본 문서에 기술된 기능은 JMP 12를 기반으로 합니다.

SAS 및 JMP® 소개

JMP는 SAS의 소프트웨어 솔루션으로서 1989년에 첫 출시되었습니다. SAS의 공동 설립자이자 부사장인 John Sall은 JMP의 수석 설계자이기도 합니다. SAS는 비즈니스 분석 소프트웨어 및 서비스 분야를 선도하는 업체이며, 비즈니스 인텔리전스 시장에서 가장 큰 규모의 독립 판매업체로 자리매김하고 있습니다. SAS는 혁신적인 솔루션을 통해 전 세계 7만 5천여 곳의 고객이 보다 나은 결정을 더욱 신속하게 내림으로써 성능을 개선하고 가치를 전달할 수 있도록 도와줍니다. 1976년부터 SAS는 전 세계 고객에게 THE POWER TO KNOW®를 제공해 왔습니다.

한국쌔스소프트웨어(유) 서울시 서초구 서초대로 398 플래티넘타워 2-3층 06619

JMP®는 SAS®의 소프트웨어 솔루션입니다. JMP®와 SAS®에 대해 자세히 알아보려면 **sas.com**을 참조하십시오.
한국에서 JMP의 판매 문의는 **sas.com/korea** 또는 **jmp.com/korea**를 참조하십시오.

SAS® 및 기타 SAS Institute Inc.의 제품 또는 서비스명은 미국 및 다른 국가에서 SAS Institute Inc.의 등록 상표 또는 상표입니다. ®은 미국에 등록되어 있음을 나타냅니다. 그 밖의 상표 및 제품명은 해당 기업의 등록 상표입니다. 108329_S153866.0816