

# 실험계획법(DOE)을 사용한 공정 최적화

저자: Malcolm Moore, Robert Anderson 및 Phil Kay(SAS)

기술 입문서

## 목차

도입부 .....	1
실험계획법(DOE)이 내 비즈니스에 어떤 도움을 줄 수 있는가? .....	1
실험계획법(DOE)의 배경 .....	2
DOE를 적용할 시점 .....	3
DOE를 적용하는 이유 .....	4
DOE의 세부 특성 .....	4
전통적인 실험적 접근법 .....	5
학습은 점진적인 과정 .....	9
데이터 중심의 DOE: 관측 데이터의 통합 .....	10
사례 연구 1: 제조하기 까다로운 제품에 대해 견고한 공정을 개발함으로써 신제품 도입을 촉진 .....	10
요약 .....	14
사례 연구 2: 제조 공정을 최적화함으로써 수율 및 품질을 증대 .....	14
요약 .....	19
결론 .....	19

## 도입부

어떤 공정을 변경해야 최대 이득을 낼 수 있는지 효율적으로 결정할 방법이 필요합니까?

조직의 규모가 커져 한 번에 한 가지 요인을 변경하는 실험으로는 역부족입니까?

해답을 찾기에다 바빠 어쩔 수 없이 절차를 무시함으로써 공정의 견고성(robustness), 효과 및 효율성을 좌우하는 실질적인 요인에 대해 제대로 이해하지 못하고 있습니까?

문제 해결을 시도하는 데 시간을 쏟아붓느라 혁신과 공정 개선을 위한 기회가 줄어들고 있습니까?

이러한 질문에 '예'라고 답했다면 그리고 주어진 문제를 처리하기 위한 데이터가 부족하다면 아래의 내용을 계속해서 읽어보십시오. 그러면 세계적 수준의 JMP 실험계획법(DOE) 기능이 어떻게 사용자로 하여금 그러한 문제를 신속하면서도 영구적으로 해결할 수 있는 통찰력을 얻도록 도와주면서 조직이 현재의 경쟁 우위를 선점하고 향후 성장을 위해 혁신에 필요한 능력을 확보하도록 해주는지 확인할 수 있습니다. 기존 데이터를 이미 충분히 확보하고 있다면 본 문서의 자매 기술 입문서인 *통계 모형을 사용한 공정 개선*을 함께 참조하셔도 됩니다.

DOE는 어떤 문제를 해결하기 위한 적절한 데이터가 없을 때 도움이 됩니다. 이를테면 다른 목적을 위해 데이터를 수집했기 때문에 해당 데이터가 직접적인 관련성이 없을 수도 있고, 수집된 데이터에서 주요 변수가 동시에 동일한 방식으로 변동되었을 수도 있습니다. 때때로 사용자가 조사 중인 공정이 새로운 공정이기 때문에 사용 가능한 이전의 데이터가 한정되어 있기도 합니다. 이러한 상황에서 DOE용 JMP는 사용자가 새로운 관련 데이터를 수집하여 이를 신속 간편하게 분석함으로써 비용 대비 가장 효과적인 계획을 정의할 수 있도록 도와줍니다.

실제 사례 연구를 통해, DOE의 최근 기법을 사용하여 비용 대비 효과적인 새 데이터 수집 계획을 정의하는 모범 사례를 살펴볼 수 있으며, 결과 데이터의 중요한 변동 패턴을 통계적으로 모델링하고, 이들 모형과 시각적으로 상호작용하여 최적의 견고한 운영 조건을 파악할 수 있습니다.

## 실험계획법(DOE)이 내 비즈니스에 어떤 도움을 줄 수 있는가?

업체들은 DOE용 JMP에서 다양한 방식으로 가치를 얻고 있습니다. 한 회사는 신제품을 제조하기 위한 생산 공정을 예측하여 확장 및 이전할 수 없었습니다. 그 결과, 제품 출시가 지연되었으며 한때 생산 단계에서 공급 예측 능력도 떨어졌습니다. 이 조직은 문제를 해결하기 위해 한 번에 한 가지 요인(OFAT)을 다르게 변경하는 엔지니어링 방법을 사용하고 있었습니다. 직원들은 DOE에 대한 지식이 부족했으며 학습에 따른 비용이 너무 비싸다고 생각했습니다.

DOE를 시작하는 과정에서 느끼는 복잡성과 학습 임계를 줄이기 위해 업체의 자체 용어 및 공학 용어에 맞게 사용자 정의된 응용 프로그램이 개발되었습니다. 이 덕분에 엔지니어링 담당자들은 DOE를 쉽게 채택할 수 있었으며 지금은 처음으로 제대로 공정을 확장 및 이전하고 있습니다. 이제는 공정 확장 및 이전이 예측 가능하면서도 효율적으로 이루어지고 있으며, 전 세계 수 많은 생산 공장의 엔지니어들이 DOE를 채택하고 있습니다.

한 번에 한 가지 요인을 다르게 변경하는 종래의 접근법과 비교해 볼 때 이 회사는 이제 개별 실험 실행 횟수를 줄이면서 생산 공정을 최적화하고 확장하는 일이 가능해졌으며, 실험과 관련하여 줄어든 비용만으로도 생산 현장당 연간 약 3백만 달러(USD)를 절감하고 있습니다. 보다 빠른 시일 내에 더 예측 가능한 방법으로 시장에 진입할수록 그에 따른 이점은 큼니다.

또 다른 업체는 늘어나는 수요에 부응하기 위해 생산 라인의 생산 능력을 두 배로 증강해야 했습니다. 이 업체는 주요 공정 단계를 제한적으로 이해하고 있었으며, 처리량에 영향을 미칠 수 있는 잠재적 주요 변수가 많았을 뿐만 아니라, 실험 활동을 위한 예산이 한정되어 있었습니다. 이 업체는 실험 비용을 최소화하기 위해 혁신적인 실험계획법인 확정 요인 선별 계획을 사용했습니다. 결과 데이터를 통계적으로 모델링한 결과, 자본 투자 없이도 생산 속도를 두 배로 높이는 데 도움이 될 노하우를 얻게 되었습니다. 다시 강조하지만, 제품 생산량은 두 배가 되었고 추가적인 자본은 들지 않았습니다. 확정 요인 선별 계획을 사용함으로써 개발 예산에서 수십만 달러의 비용이 절감되었으며 개발 부서는 회사 내에서 신뢰를 얻게 되었습니다.

## 실험계획법(DOE)의 배경

DOE는 1920년대에 영국의 Ronald A. Fisher 경이 Rothamsted 실험소에서 처음으로 개발했습니다. Fisher는 농업 분야에서 곡물 수확량을 늘리기 위해 처음으로 DOE를 적용했습니다. 이후 DOE는 농산물 생산량을 늘리는 데 있어 중요한 역할을 담당해 왔습니다(그림 1 참조).

### 미국 옥수수 수확량

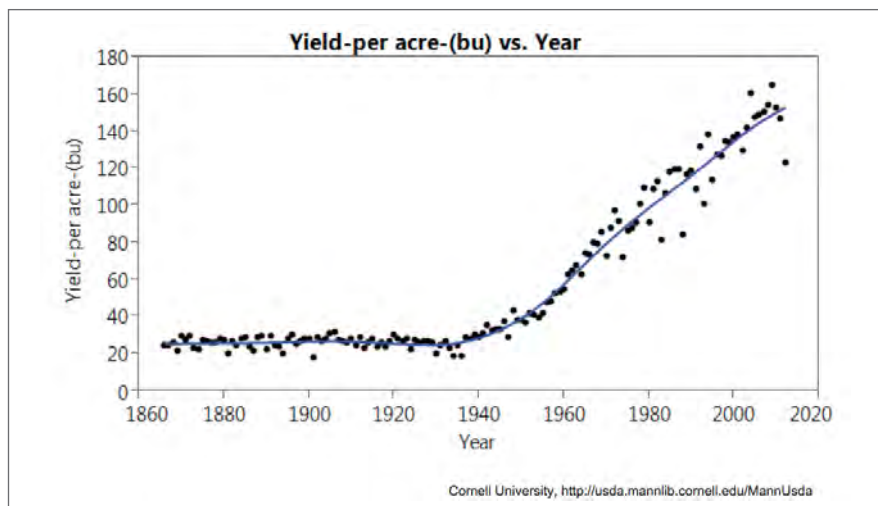


그림 1: DOE의 도입 이후 농산물 수확량의 증가

Fisher는 다음 4가지 DOE 원리를 도입했습니다.

1. **계승(Factorial) 개념** - 한 번에 한 가지 요인을 다르게 하기 보다는 요인 격자를 사용해 모든 요인을 한꺼번에 서로 다르게 하는 것입니다.
2. **랜덤화(Randomization)** - 잠복(식별되지 않은) 변수로 인한 편향을 방지하기 위해 요인 격자 내에서 개별 실험 실행의 순서를 무작위화하는 것입니다.
3. **블록화(Blocking)** - 방해 변수에 따른 잡음을 줄이는 데 목적이 있습니다.
4. **복제(Replication)** - 잡음(예측 불가능한) 변동으로 인한 실험 요인의 잠재적인 감춤(masking)을 줄이는 데 목적이 있습니다.

DOE 방식은 이후 수십년 동안 개선 및 향상되어 왔습니다.

- 1930년대 말, Frank Yates는 Yates 알고리즘을 도입하여 DOE 데이터의 분석 과정을 간소화했는데, 이 때문에 상당수 실험 계획은 여전히 -1 ~ +1 척도에서 코딩되고 있습니다.
- 1940년대 들어 DJ Finney는 부분 요인 설계를 도입했는데, 이 설계 방식을 적용했을 때 Fisher의 요인 설계에 비해 1/2 내지는 1/4 수준의 비용으로 많은 요인을 조사할 수 있었습니다.
- 1950년대에는 George Box와 그 외 연구자들이 화학 분야에 DOE를 도입했으며 이를 산업적으로 응용했습니다.
- 그 후 DOE 방식은 10년마다 한 번씩 진전을 보였습니다. 불과 몇 년 전에는 SAS의 Brad Jones와 미네소타 대학의 Chris Nachtsheim이 확정 요인 선별 계획을 창안하기도 했습니다.

주요 문제에 대한 답을 예측 가능한 방법과 적은 비용으로 찾기 위해 DOE 방식은 현재 설계, 개발, 설비 확장, 제조 및 “QbD(Quality by Design)” 영역에서 널리 응용되고 있습니다.

## DOE를 적용할 시점

DOE는 기술적 문제 또는 비즈니스 문제가 있고 해당 문제에 대한 답을 제공할 데이터가 부족할 때면 언제나 도움이 될 수 있습니다. 특히 다음과 같은 경우에 유용합니다.

- 주어진 시간보다 더 많은 문제가 있을 경우
- 문제를 해결하는 데 걸리는 시간을 예측할 수 없거나 스스로 여러 번의 학습 주기를 수행하거나 반복하고 있음을 발견한 경우
- 어쩔 수 없이 절차를 무시하고 불완전한 정보에 근거해 의사를 결정하고 있다고 생각되는 경우
- 제품 및 공정의 작동 방식을 충분히 이해하지 못한 상태에서 이를 정의하거나 이전하는 경우
- 기존 제품 및 공정에서의 문제를 해결하느라 혁신 및 새로운 공정이나 제품 개발을 위한 시간에 제한을 받게 되어 반작용적 악순환에 때때로 빠질 경우

위에 열거한 각 경우에서 적극적인 개입을 통해 새로운 데이터를 수집할 수 있다면 DOE는 수집해야 할 데이터를 정의하는 데 도움이 될 뿐만 아니라, 결과 데이터를 분석함으로써 문제를 효율적이면서도 효과적으로 해결하는 데에도 도움이 될 것입니다.

## DOE를 적용하는 이유

DOE 방식은 제품 및 공정을 예측 가능한 방식으로 신속하게 최적화하는 데 도움을 줍니다. DOE를 활용하면 풍부한 정보에 근거해 더 나은 의사 결정을 할 수 있으며 의사 결정에 예측 가능성을 더함으로써 비즈니스의 위험 부담을 줄일 수 있습니다.

그리고 제품 및 공정의 작동 방식을 보다 잘 인지한 상태에서 이를 이전할 수 있습니다. 그 덕분에 생산 단계에서 제품 또는 공정을 개선하거나 “급한 문제를 해결”하는 일에 매달릴 필요가 줄어드는 반면, 혁신과 신제품/신공정 개발을 위한 R&D에 더 많은 시간을 할애할 여유가 그만큼 늘어나게 됩니다.

## DOE의 세부 특성

제품 및 공정의 특성은 대체로 수많은 요인 또는 입력의 영향을 받습니다. 예를 들어 그림 2가 보여주는 화학 공정에서 화학자는 5가지 입력으로 인해 2가지 반응 또는 출력에서 변동이 발생한다고 여기고 있습니다. 입력 집합을 결정할 때 이전 데이터를 통계적으로 분석하면 조사할 요인을 식별하는 데 도움이 될 수 있습니다. 이와 달리, 예산이 충분하다면 신중을 기하면서 한 가지 이상의 반응에 영향을 미친다고 생각되는 요인을 최대한 많이 포함시키는 것이 좋습니다.

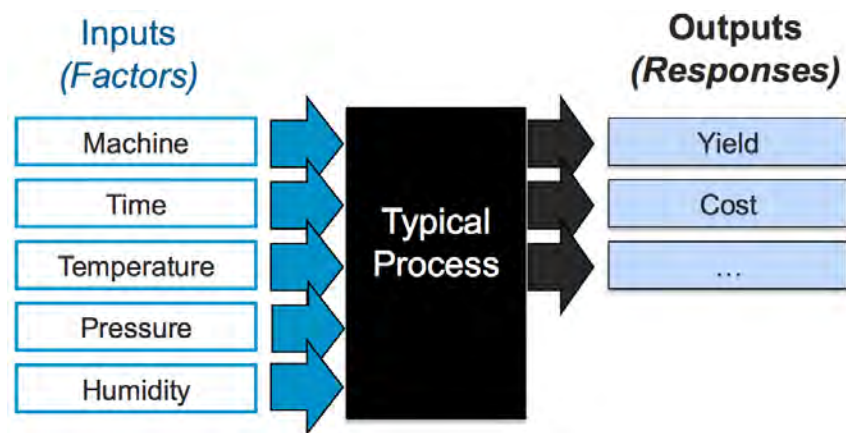


그림 2: 화학적 공정

## 전통적인 실험적 접근법

일반적인 과학적 및 공학적 접근법은 한 번에 한 가지 요인(OFAT)을 다르게 변경하여 실험하는 것입니다. 그림 2에는 요인이 반응 중 한 가지(수율)에 미치는 효과를 조사하기 위해 요인들 중 2가지(온도 및 시간)만 사용하는 OFAT 접근법이 나와 있습니다. 사전 지식에 따르면 섭씨 500~550도(화씨 900~1,000도) 범위에서 온도를 조사하고 500~1,300분 범위에서 시간을 변동하는 것이 가장 좋다고 나와 있습니다.

첫 번째 실험은 온도를 섭씨 520도로 일정하게 유지하면서 시간을 500~1,300분 범위 내에서 100분씩 늘리는 방법으로 진행되었습니다. 그 결과, 그림 3과 같은 수율 곡선이 나타났으며, 수율을 최대화하기 위해 제안된 시간은 1,100~1,200분입니다.

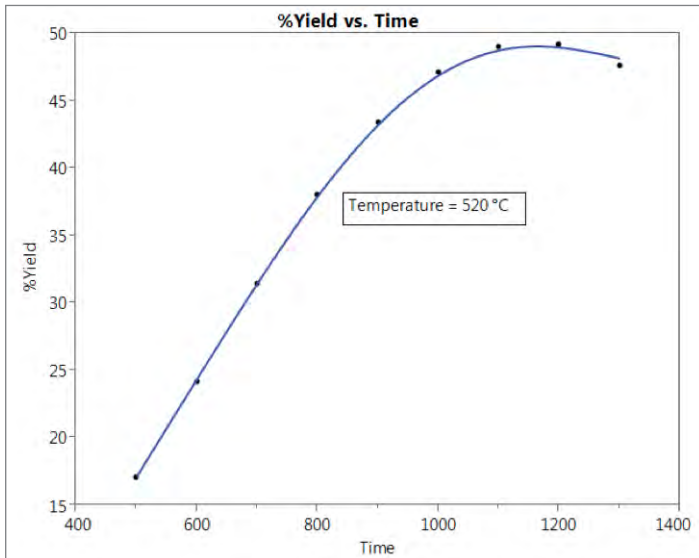


그림 3: 섭씨 520도에서 수율과 시간의 관계

그 다음 실험은 500°~550°까지 10°(50°F)씩 온도를 높여가면서 시간은 1,100분으로 항상 일정하게 유지한 상태로 진행되었습니다. (공정 실행 비용을 낮게 유지하려면 1,100분이 좀 더 높은 값보다 유리했습니다).

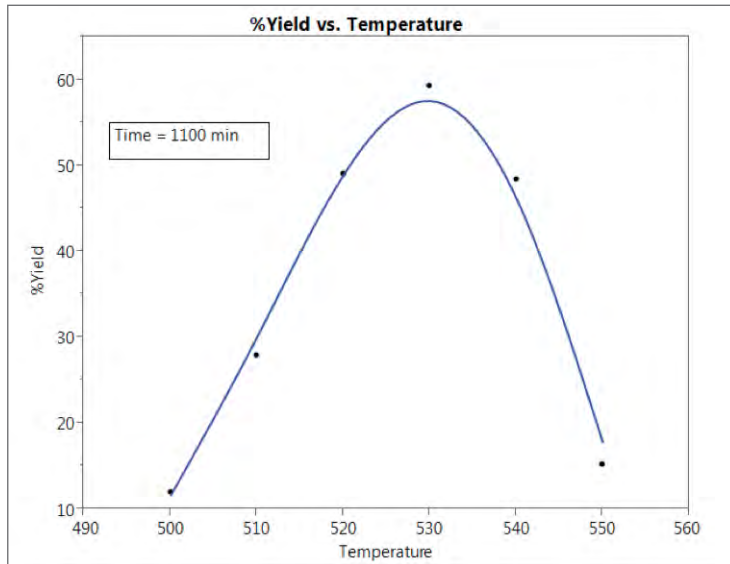


그림 4: 1,100분에서 수율과 온도의 관계

1,100분에서 온도의 최적 설정값은 530°C이며, 결과적으로 수율은 60%를 밑도는 것으로 나타났습니다. 그림 5는 각 실험 시점의 수율값에 색 변화를 주어 시간과 온도에 대한 도표로 나타낸 것입니다. 여기서 수율은 1,100분 및 530°C에서 최대치인 59.3%로 나타납니다. 또한 상당히 넓은 여백도 나타나는데 이는 문제가 됩니다. 이러한 여백은 아래의 같은 경우에 예상 수율을 알 수 없음을 의미합니다.

- 시간이 1,000분 미만이고 온도가 530°C보다 높은 경우
- 시간이 1,000분 미만이고 온도는 510°C보다 낮은 경우
- 시간이 1,200분을 초과하고 온도가 530°C보다 높은 경우
- 시간이 1,200분을 초과하고 온도가 510°C보다 낮은 경우

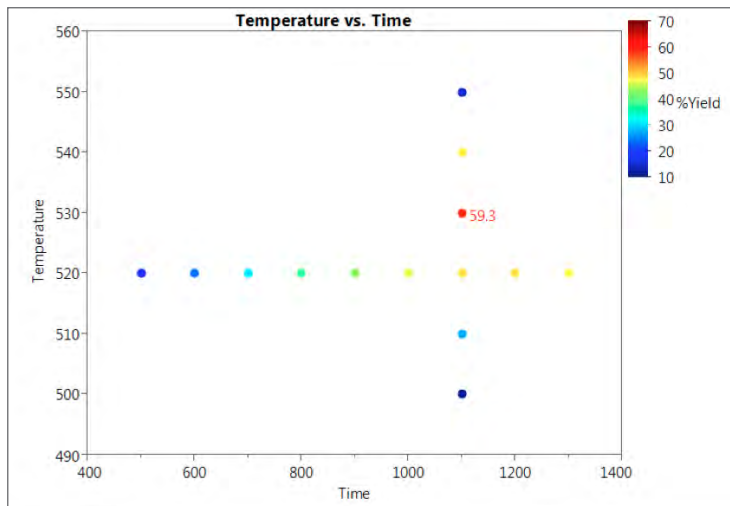


그림 5: 실험 시점의 수율을 색으로 구분하여 시간과 온도를 비교



530°C의 온도와 500분의 시간에서 66.5%라는 더 높은 수율이(훨씬 낮은 비용으로) 나온다는 사실을 알게 되면 1차원의 일부에서 연속으로 실험을 진행하는 것이 위험하다는 것은 자명해집니다.

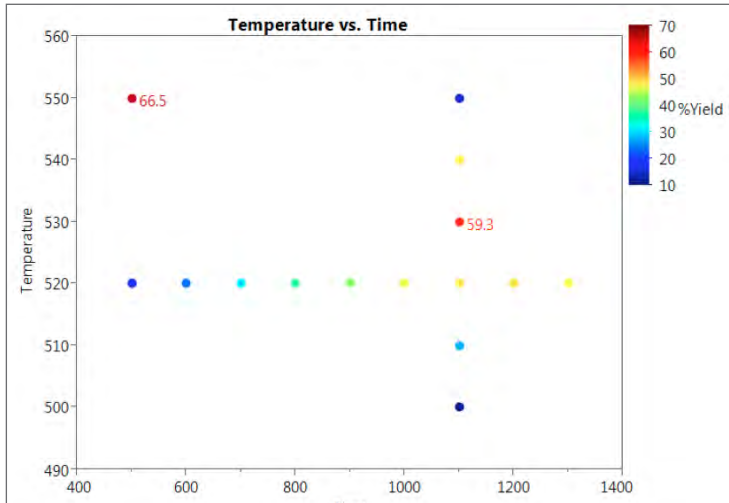


그림 6: 550°C 및 500분에서 더 나은 값의 수율을 획득

OFAT 접근법은 차선의 해결책으로 유도하는 경우가 많습니다. 그 이유는 OFAT 접근법에서는 한 가지 요인의 효과가 나머지 요인의 각 수준에서 동일하다고 가정(즉, 해당 요인들이 상호작용하지 않는다고 가정)하기 때문입니다. 안타깝게도 요인들은 실제로 상호작용을 할 때가 많으며, 조사 대상인 요인의 개수가 많을수록 그리고 요인의 변동 범위가 넓을수록 2가지 이상의 요인이 상호작용할 가능성은 그만큼 늘어납니다.

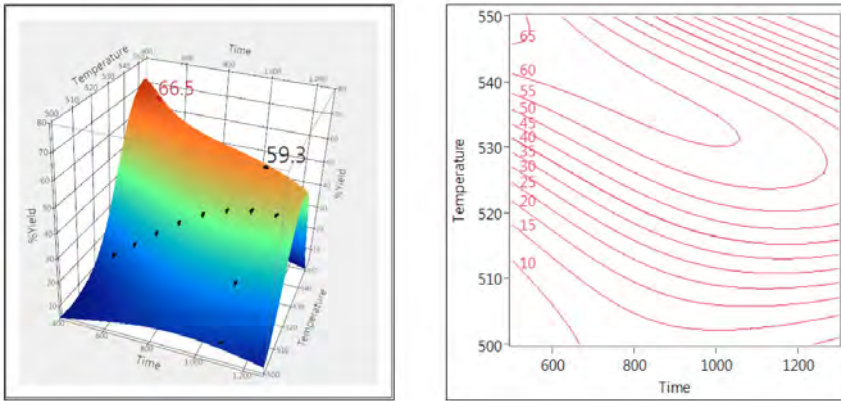


그림 7: 수율, 시간 및 온도의 관계

그림 7의 3D 도표와 등고선도는 시간 및 온도가 수율에 미치는 상호작용 효과를 보여주며, 그와 동시에 1,200분의 시간과 528°C의 온도(수율: 56%)에서 시작해 900분의 시간과 536°C의 온도(수율: 61%)까지 진행하다가 500분의 시간과 550°C의 온도(수율: 65% 이상)까지 이어지는 능선 효과도 보여줍니다. 이러한 상호작용(또는 능선) 효과는 OFAT에 따라 선택된 온도의 최적 설정값이 시간 값에 따라 달라진다는 사실을 나타냅니다.

예를 들면 시간이 1,000분으로 고정될 경우 최적의 온도 설정값은 534°C이며 결과적으로 수율은 60%를 약간 상회하게 됩니다. 반면, 앞서 확인한 바와 같이 시간이 500분으로 고정될 경우 최적의 온도 설정값은 550°C이며 결과적으로 수율은 65%를 약간 상회하게 됩니다. 반응에서 요인의 상호작용 효과가 존재할 경우, OFAT로 파악되는 해결책은 시작점에 따라 달라지게 되며 전역 최적은 순전히 우연으로 결정됩니다.

DOE를 활용하면 요인과 반응 간의 관계를 가장 효율적이고 효과적인 방법으로 조사할 수 있습니다. 요인 간에 상호작용 효과가 숫적으로 늘어날수록 OFAT에 비해 DOE의 효율성과 효과는 그만큼 증가합니다.

시간과 온도가 수율에 미치는 효과를 조사하고 전역 최적을 찾는 데 필요한 DOE가 그림 8에서 나와 있습니다. 이것은 시간과 온도를 3x3 점 격자의 형태로 나타낸 것으로, 잡음이나 조절되지 않는 변동의 기준선을 제시하기 위해 중심점의 복제점 3개를 추가로 표시하고 있습니다. 그림 8에서 나와 있는 결과 데이터 테이블의 12개 행은 그림 5에 나와 있는 전체 실험 공간에서 시간-온도 조합의 균형 분포를 제시합니다. 결과 데이터와 시간 및 온도에 대한 수율의 종속성을 통계적으로 분석해 보면 현재까지 알려진 내용과 차이가 없는 것으로 나타납니다. 결과 데이터를 다중 회귀로 분석해 보면 그림 7에 나와 있는 3D 표면 및 등고선도를 얻을 수 있는데, 이는 최적의 운영 지점이 500분의 시간과 550°C의 온도임을 보여줍니다. 만약 이보다 적은 시간과 더 높은 온도를 적용한다면 추가적인 개선 효과가 나타날 수 있지만 이러한 이득을 신뢰할만한 방법으로 얻으려면 추가적인 실험 주기가 요구됩니다.

Pattern	Run	Temperature	Time
+-	1	550	900
0A	2	525	1300
++	3	550	1300
00	4	525	1100
00	5	525	1100
00	6	525	1100
-+	7	500	1300
A0	8	550	1100
--	9	500	900
0a	10	525	900
a0	11	500	1100
00	12	525	1100

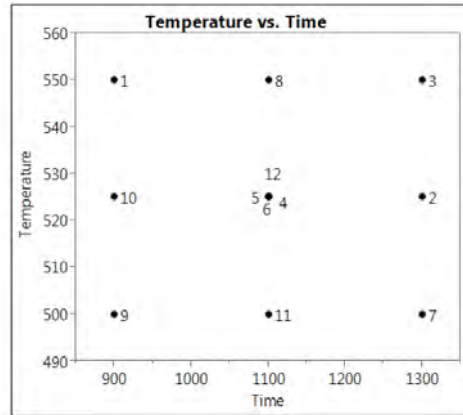
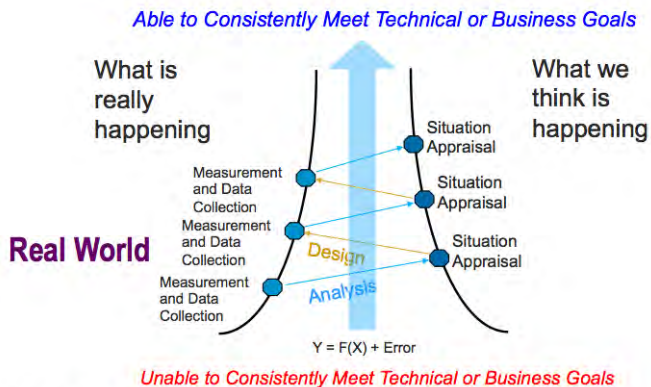


그림 8: 시간과 온도로 나타낸 DOE

## 학습은 점진적인 과정

그림 9는 주어진 상황 또는 이론을 평가하는 데 도움을 얻기 위해 분석된 데이터 또는 이론으로 시작하는 일반적인 과정을 보여주는데, 이는 대체로 해답을 제공하기 위해 DOE를 통해 새로운 데이터를 수집해야 하는 질문들이 그만큼 더 많이 늘어나는 결과를 초래합니다.



Adapted from Box, Hunter and Hunter

그림 9: 학습은 점진적인 과정

수많은 요인이 존재하는 상황에서 OFAT 접근법을 활용할 경우 여러 번의 반복 또는 주기에 걸쳐 학습을 수행하게 됩니다. 만약 제품 및 공정을 더 잘 이해한 상태에서 개발 및 이전할 수 있었다면 발생하지 않았을 제품 또는 공정상의 문제를 해결하기 위해 때때로 생산 과정에서 다시 제품 또는 공정에 대한 추가적인 학습을 거쳐야 할 경우가 생기기도 합니다. Fisher가 개발하고 Finney에 의해 다듬어졌으며 Box에 의해 산업적으로 응용된 종래의 DOE 방식은 OFAT에 비해 학습 주기의 총 횟수는 줄이면서 R&D의 예측 가능성을 높여줍니다. Jones와 Nachtsheim이 창안한 확정 요인 선별 계획 등과 같은 오늘날 DOE는 더 진전되어 학습 주기의 횟수를 더욱 줄여 줍니다.

DOE용 JMP는 보다 적은 횟수의 학습 주기로 필요한 정보를 예측 가능한 방식으로 추출함으로써 올바른 결정을 내리는 데 필요한 정보를 제공할 뿐만 아니라, 한정된 예산과 시간으로 그러한 결정에 도달할 수 있는 예측 가능성을 높여줍니다.

## 데이터 중심의 DOE: 관측 데이터의 통합

그림 9는 학습이 점진적인 과정임을 보여줍니다. DOE 학습 과정이 시작될 때 사용자가 기존 데이터를 가지고 있을 수 있는데, 이 경우 해당 데이터의 효과적인 통계 모델링이 다음 DOE를 설계하는 데 도움이 될 수 있습니다. 특히 이전 데이터를 분석하면 DOE에 포함시킬 요인과 그러한 요인의 변동 범위를 결정하는 데 도움이 될 수 있습니다.

기존 데이터는 복잡하게 얽혀 있을 수 있기 때문에 해당 요인과 요인 범위에 관한 정보를 정확하게 추출하기가 어렵습니다. 복잡한 데이터 문제에 관련된 요인들이 포함될 수 있습니다(예: 하나의 X가 증가하면 또 다른 X가 증가하거나 감소). 데이터 셀의 일부가 잘못 기록될 수도 있고 어떤 셀은 비어 있거나 누락될 수도 있습니다. JMP의 통계적 발견 기능을 활용하면 복잡한 데이터에서 의미를 추출함으로써 잠재적 요인과 요인 범위를 식별할 수 있습니다. 오늘날의 DOE 방식과 통합하면 학습에 소요되는 총체적인 시간, 노력 및 비용이 절감됩니다.

## 사례 연구 1: 제조하기 까다로운 제품에 대해 견고한 공정을 개발함으로써 신제품 도입을 촉진

액정 디스플레이(LCD) 제조업체에 색소를 공급하는 한 전문 화학약품 공급업체는 고객 수요를 충족하기 위해 필수 규격에 충분히 부합하는 색소를 제조하고자 노력하고 있습니다. 선명한 디스플레이 성능을 구현하기 위해 색소 입자는 200나노미터 미만의 크기로 세립 처리해야 하며, 이를 수행하는 데 소요되는 시간은 변동이 심합니다. 세립 처리 단계는 많은 에너지를 필요로 하고 병목 현상이 발생하며, 세립 처리 시간이 길어질수록 과도한 에너지 비용이 발생하고 처리량에도 영향을 미치게 됩니다. 업체는 더 빠른 공정을 사용해야 하거나 기존 장비와 병행하여 작동시킬 추가적인 세립 처리 장비가 필요합니다.

그림 10은 최근 색소 생산 배치(batch)에서 200나노미터 미만의 크기로 세립 처리하는 데 걸리는 시간이 증가 추세를 보여줍니다. 추가적인 세립 처리 장비를 설치하는 데 따른 자본 비용의 지출을 막으려면 세립 처리 시간을 5시간 미만으로 단축할 필요가 있으며, 이것은 당면 과제로 보입니다. 이전 배치들은 이러한 목표를 달성하지 못했습니다.

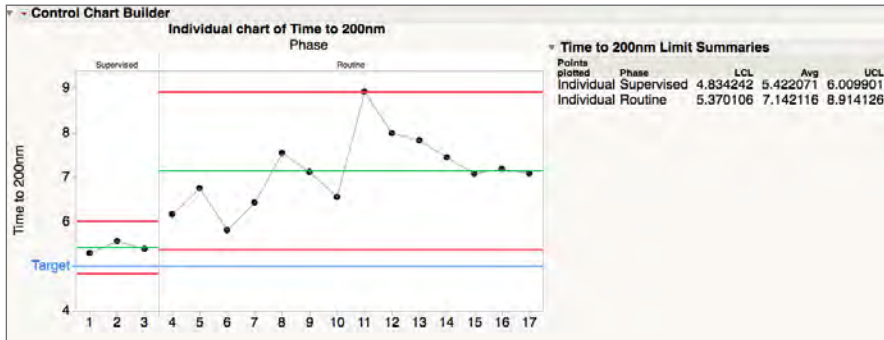


그림 10: 첫 17개의 배치를 세립 처리하는 데 걸리는 시간

처음에는 공정을 개발할 때 OFAT를 사용했지만 해당 공정의 소요 시간이 너무 길었기 때문에 이 업체는 해당 공정의 속도를 높일 방법을 시도하고 학습하기 위해 초기 개발 업무를 반복해야 합니다. 이전의 학습 주기를 반복하는 데 따른 비용 외에, 현행 공정은 긴 세립 처리 시간으로 인한 높은 에너지 비용을 발생시키며 LCD 제조업체들의 수요를 충족할 만큼 충분한 재료를 공급하지도 못합니다.

요구되는 5시간 이하의 속도로 200나노미터 미만으로 세립 처리하는 세립 처리 공정을 운영할 수 없다면 업체는 제2의 세립 처리 설비를 구입해야 하며 에너지 효율이 낮은 공정을 지속하는 데 따른 비용을 계속 감수해야 할 것입니다. 그 결과, 수익성은 저하되고 다른 프로젝트에 투자할 여유 자본도 감소하게 될 것이며 투자자에게 돌아갈 배당 이익은 줄어든 것입니다.

세립 처리는 수평 비드 밀(bead mill)에서 이루어집니다. 이 설비는 수많은 비드로 채워진 챔버 형태로 되어 있으며, 색소가 분산되면서 이 챔버를 통과합니다. 챔버 내부의 비드가 고속으로 회전되면서 색소 입자가 잘게 갈아집니다.

부트스트랩 포리스트를 이용해 이전 17회의 생산 실행을 통해 얻은 데이터를 분석한 결과, DOE를 통해 조사할 상위 요인이 확인되었습니다.

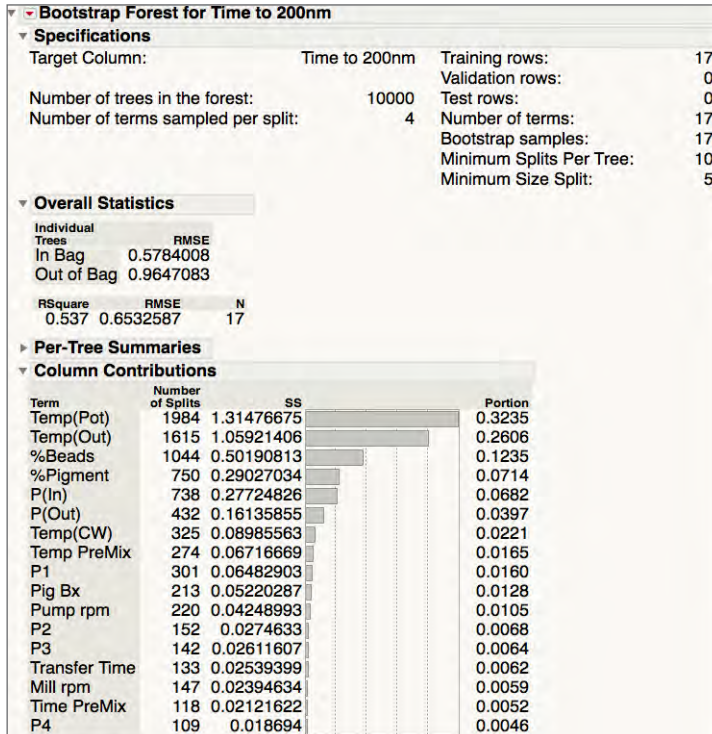


그림 11: 입력 변수 선택

엔지니어링 관점에서 판단할 때 출력 온도[Temp(Out)]는 Temp(Pot)와 상관관계가 있지만 세립 처리 시간의 변동을 좌우하는 요인은 될 수 없습니다. 따라서 Temp(Out)는 DOE에서 제외되었습니다. P1도 제외되었으며 Temp PreMix에서의 경계점은 총 실험 비용을 제한해야 할 필요성에 근거해 사용되었습니다. 그림 11에서 Temp(Out)와 P1을 제외하고 Temp PreMix 및 그 위의 목록에 해당되는 입력은 DOE에 포함되었습니다.

7가지 요인의 확정 요인 선별 계획이 설계되었으며 그 결과, 17가지 DOE 조합을 얻을 수 있었습니다. 이는 가장 효율적인 진행 방법으로 간주되었는데, 그 이유는 중요 요인을 선별할 수 있으며(단, 중요한 요인이 최대 3개인 경우에 한함) 그런 다음 추가 실험을 수행할 필요 없이 상호작용 및 비선형 효과를 모델링하여 공정을 최적화할 수 있기 때문입니다.

그림 12에는 17회에 걸쳐 실행될 7가지 요인의 확정 요인 선별 계획을 위해 작성된 워크시트가 들어 있습니다. 그림 13은 DOE에 따른 통계 모형의 프로파일러와 3D 도표를 보여줍니다. 7가지 요인 중 200nm 세립 처리 시간에 중요한 영향을 미친 요인은 단 3가지였는데 Temp(Pot), %Beads 및 %Pigment가 바로 그것입니다.

그림 13에 나와 있는 것처럼 200nm로 세립 처리하는 시간을 최소화하는 데 필요한 3가지 요인의 설정값은 다음과 같습니다. Temp(Pot) = 50°, %Beads = 68.8, %Pigment = 13.5일 때 예측 세립화 시간은 2.6시간(2.2~3.0시간에 대해 95%의 신뢰 구간)입니다. 이들 설정값으로 3회의 확인 실행을 진행한 결과, 200nm로 세립 처리하는 시간이 상한인 5시간보다 훨씬 적은 것으로 확인되었습니다(그림 14 참조).



8/0 Coils								
17/0								
	Temp(Pot)	Temp CW	%Beads	%Pigment	P(In)	P(Out)	Temp PreMix	Time to 200nm
1	50	11.25	70	15	0.9	1.3	25	6.2
2	35	7.5	70	15	1.15	0.7	25	11.3
3	50	7.5	70	13.5	0.9	1	50	2.5
4	35	7.5	65	15	0.9	1.3	50	10.3
5	35	15	70	14.25	0.9	0.7	50	9.4
6	50	7.5	65	14.25	1.4	1.3	25	3.6
7	35	15	67.5	13.5	0.9	1.3	25	7.9
8	50	7.5	67.5	15	1.4	0.7	50	4.9
9	35	15	65	15	1.4	1	25	10.8
10	50	15	65	13.5	1.15	1.3	50	4.1
11	35	7.5	70	13.5	1.4	1.3	37.5	8.0
12	35	11.25	65	13.5	1.4	0.7	50	9.2
13	42.5	11.25	67.5	14.25	1.15	1	37.5	6.1
14	42.5	7.5	65	13.5	0.9	0.7	25	6.5
15	50	15	65	15	0.9	0.7	37.5	5.1
16	50	15	70	13.5	1.4	0.7	25	2.5
17	42.5	15	70	15	1.4	1.3	50	8.8

그림 12: 7가지 요인의 확정 요인 선별 계획을 위해 작성된 워크시트

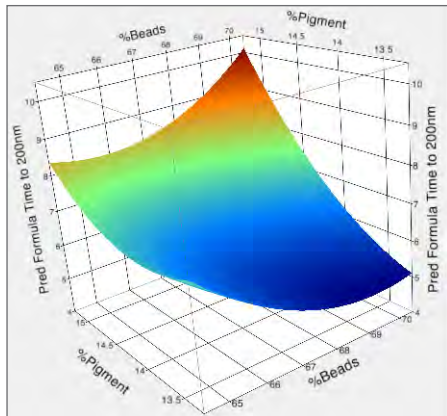
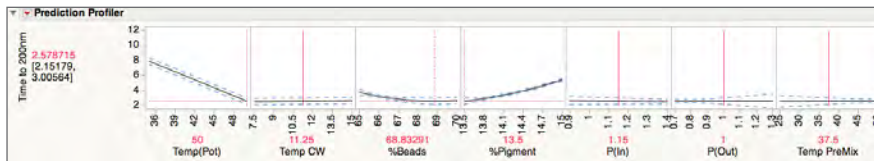


그림 13: 통계 모형의 프로파일러 및 3D 도표

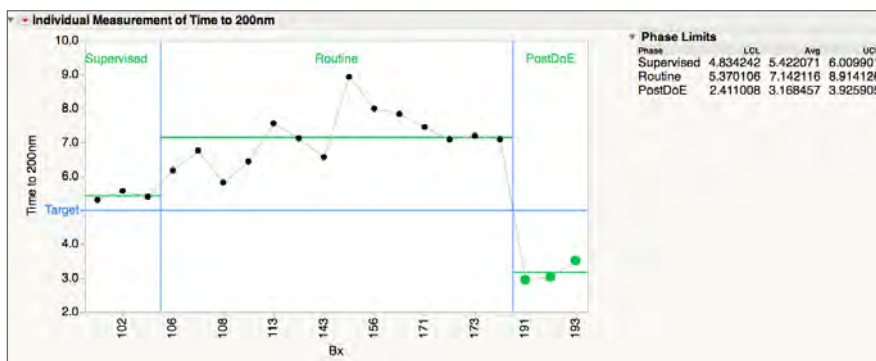


그림 14: 3회의 확인 실행

## 요약

이전 데이터에 대한 데이터 마이닝은 확정 요인 선별 계획에 입력할 변수를 제공했으며, 확정 요인 선별 계획은 효율적인 실험 계획을 제공했습니다. 결과 데이터를 통계적으로 모델링한 것이 영구적인 해결책을 식별하는 데 도움이 되었습니다. 문제가 신속하게 해결되었고, 수십만 달러의 개발 예산이 절감되었으며, 해당 생산 현장은 비용 대비 효과가 뛰어난 우수 제조 현장으로서 신뢰를 쌓을 수 있었습니다.

## 사례 연구 2: 제조 공정을 최적화함으로써 수율 및 품질을 증대

한 반도체 제조업체는 신제품 규격을 구현하기 위해 노관(furnace tube) 내에서 저압 화학 증착(LPCVD) 공정을 운영하면서 문제를 겪고 있었습니다. 이 공정에서는 장비의 각 실행에서 로트당 웨이퍼가 24개씩인 4개의 웨이퍼 로트를 처리합니다.

해당 공정이 진행되는 동안 각 웨이퍼 표면에 질화규소가 한 겹으로 새로 증착되는데, 이 때 웨이퍼마다 균일한 목표 두께와 굴절률의 질화규소 피막을 입히는 것이 목표입니다. 이 공정은 노관을 가열하여 노관 한 쪽 끝에서 나오는 가스를 다른 쪽 끝으로 흐르게 함으로써 웨이퍼 사이를 통과시키는 방식으로 운영됩니다. 이 공정은 가열 속도, 온도, 가스 흐름 및 압력을 조절하는 제조법에 따라 실행됩니다.

이 공정에서는 공정이 한 번 실행될 때마다 로트당 웨이퍼 1개씩, 총 4개의 검사용 웨이퍼를 모니터링합니다. 각 검사용 웨이퍼에는 웨이퍼 내에 49곳의 측정 지점이 있습니다. 그림 15는 각 검사용 웨이퍼의 피막 두께와 굴절률을 도표로 보여줍니다. 여기서 x축은 실행 ID와 실행 내에서의 검사용 웨이퍼 ID를 나타냅니다. y축은 각 검사용 웨이퍼 내에 있는 49곳의 측정 지점 각각에 대한 피막 두께 또는 굴절률 값을 나타냅니다. 각 그래프는 규격 한계와 목표치도 보여줍니다.

피막 두께에서 나타나는 일차적인 문제는 두께 값이 규격 범위 내에서 중앙에 집중되어 있지 않기 때문에 결과적으로 모든 웨이퍼가 규격을 벗어나게 된다는 점입니다. 이 값은 웨이퍼-웨이퍼 간에는 거의 변동이 없지만(규격 범위와 대비해) 웨이퍼 내에서는 어느 정도 변동이 있습니다. 굴절률 값도 규격 범위 내의 중앙에 집중되어 있지 않은데다 웨이퍼-웨이퍼 간에 변동이 있으며 웨이퍼 내에서는 약한 변동이 나타납니다(규격 범위와 대비해). 이러한 상황을 개선하기 위한 OFAT 접근법을 사용했지만 유의미한 개선 효과를 거두지 못했습니다.



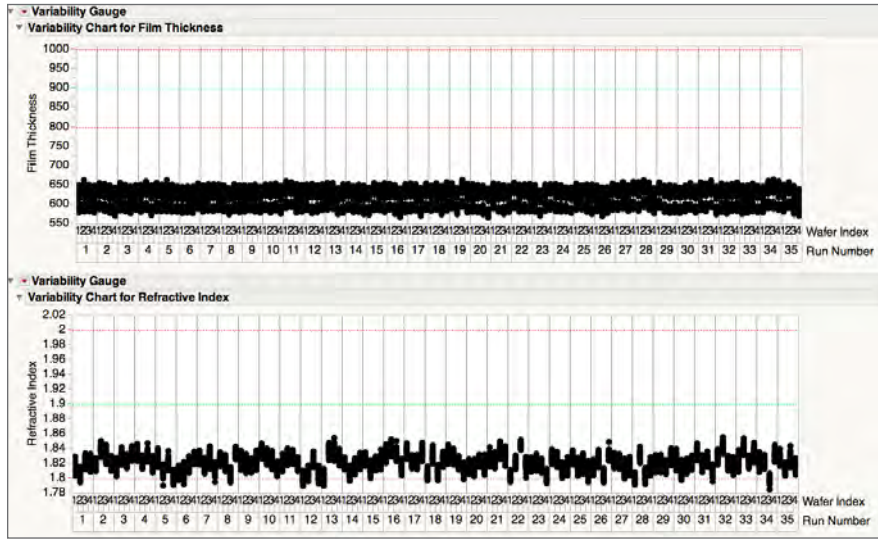


그림 15: 규격 대비 성능

OFAT를 계속 적용하면 실효성이 없는 해결책과 반복적인 작업을 초래하게 됩니다. 노관 문제를 해결할 수 없으면 생산 라인 끝부분에서 기대했던 기능 장치의 수율이 낮아지는 문제가 발생합니다. 이 회사는 기존의 장비를 활용해서는 필요한 기능 장치를 충분히 생산할 여력이 없었습니다. 규격에 적합한 제품을 일관되게 생산하도록 해당 공정을 운영할 수 없다면 장비를 추가로 구입해야 합니다. 그러나 이 접근법 역시 표준 규격보다 성능이 떨어지는 비교적 저렴한 가격의 장치를 계속 양산하겠다는 것을 의미합니다. 이것이 비즈니스에 미치는 영향으로는 다른 프로젝트에 투자할 자본의 수익성 및 여유가 줄어든다는 점을 들 수 있습니다.

질화규소 피막의 두께와 굴절률을 좌우하는 요인을 파악하기 위한 실험을 계획하기 전에, 해당 공정 엔지니어는 웨이퍼 내에서, 로트 내 웨이퍼와 웨이퍼 간에 그리고 로트 간에 질화규소 피막 및 굴절률의 변동 패턴을 파악하고자 했습니다. 이를 위해 엔지니어는 그림 16에 나와 있는 웨이퍼맵 격자 구조를 만들었습니다. 이 그래프 격자 구조 내에서 각 열은 생산 실행 내에 있는 검사용 웨이퍼를 나타내며 각 행은 한 번의 생산 실행을 나타냅니다. 격자 구조 내 행과 열이 교차하는 지점에 웨이퍼가 하나씩 존재하며, 웨이퍼 내 49곳의 검사 지점에서 검사 측정값은 색이 지정된 원으로 표시됩니다.

질화규소 피막 두께의 경우 웨이퍼 간 변동과 실행 간 변동이 거의 없습니다. 변동의 주요 요소는 웨이퍼 내 변동이며 그림에서 보는 것처럼 방사상 패턴이 나타납니다. 두께 측정값은 웨이퍼의 바깥쪽 가장자리(바깥쪽 영역)에서 가장 낮은 반면, 안쪽으로 이동할수록 두께 측정값이 가장 높아집니다(영역 2). 두께는 영역 1을 향해 안쪽으로 이동할수록 줄어들고 중심부에 도달하면 더욱 감소합니다. 두께는 방사상 패턴(웨이퍼의 중심부에서 방사하는 파형 패턴과 비슷함)으로 증착됩니다.

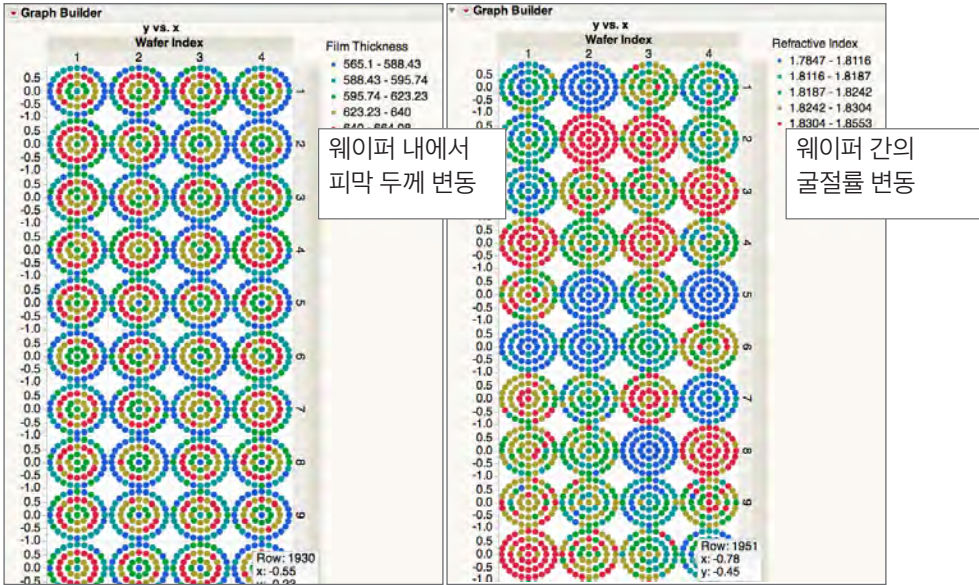


그림 16: 웨이퍼맵 격자 구조

굴절률에 대한 웨이퍼맵 격자 구조는 실행 내 웨이퍼 간 변동과 실행 간 변동을 일부 보여주고 있지만 웨이퍼 내에서는 매우 일관된 측정값을 보여줍니다.

웨이퍼 내 변동 패턴, 웨이퍼 간 변동 패턴 및 실행 간 변동 패턴을 각각 근거로 하여, 공정 엔지니어는 측정 및 최적화할 반응(출력)을 중앙 지점, 영역 1, 영역 2 및 바깥쪽 영역에서의 평균 두께와 평균 굴절률로 정의했습니다.

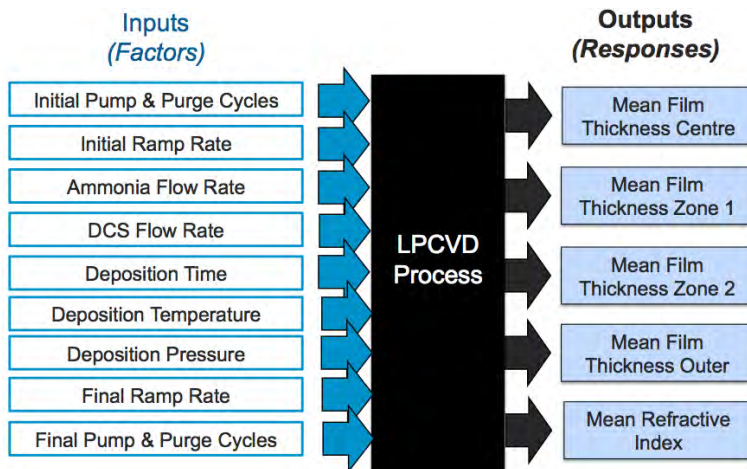


그림 17: 입력 및 출력

이러한 과정을 DOE에서 변동되는 요인(입력)과 함께 간략히 요약하면 그림 17과 같습니다.

9가지 요인의 확정 요인 선별 계획이 설계되었으며 그 결과, 21가지 DOE 조합을 얻을 수 있었습니다. 이 계획은 가장 중요한 요인을 선별할 수 있도록 해주므로 가장 효율적인 진행 방법으로 간주되었습니다. 중요한 요인의 수가 3개 이하일 경우 상호작용 및 비선형 효과를 모델링하면 추가 실험을 실시할 필요 없이 해당 공정을 최적화할 수 있습니다.

그림 18에는 21회에 걸쳐 실행될 9가지 요인의 확정 요인 선별 계획을 위해 작성된 워크시트가 들어 있습니다. 그림 19는 DOE에 따른 통계 모형의 프로파일러를 보여줍니다. 9가지 요인 중 5가지 반응에 중요한 영향을 미친 요인은 3가지에 불과했습니다(즉, 증착 시간, 온도 및 압력).

	Initial Pump and Purge Cycles	Initial Ramp Rate	Amonia Flow Rate	DCS Flow Rate	Deposition Time	Deposition Temperature	Deposition Pressure	Final Ramp Rate	Final Pump and Purge Cycles	Ave Refractive Index	Ave Film Thickness Centre T
1	5	350	60	20	200	700	320	500	5	2.058	695.9
2	5	500	60	40	300	700	260	350	5	1.803	702.1
3	5	500	80	20	300	700	320	200	0	2.039	692.7
4	5	200	80	40	200	770	320	200	5	2.058	692.8
5	2.5	350	70	30	250	770	290	350	2.5	1.834	594.1
6	0	500	60	20	300	770	260	500	0	1.599	615.8
7	2.5	200	60	20	200	700	260	200	0	1.622	506.9
8	2.5	500	80	40	300	840	320	500	5	2.043	1116.0
9	5	200	80	40	250	700	260	500	0	1.597	623.4
10	5	200	70	20	300	840	260	200	5	1.595	932.5
11	0	200	80	20	300	700	290	500	5	1.818	766.3
12	0	350	80	40	300	840	260	200	0	1.596	629.6
13	5	200	60	30	300	840	320	500	0	2.065	1126.4
14	0	500	80	30	200	700	260	200	5	1.604	498.2
15	0	200	80	20	200	840	320	350	0	2.057	916.5
16	0	500	70	40	200	700	320	500	0	2.064	689.6
17	0	500	60	20	250	840	320	200	5	2.048	1004.0
18	0	200	60	40	200	840	260	500	5	1.607	710.8
19	5	500	80	20	200	840	260	500	2.5	1.592	698.9
20	0	200	60	40	300	700	320	200	2.5	2.037	863.1
21	5	500	60	40	200	840	290	200	0	1.838	782.4

그림 18

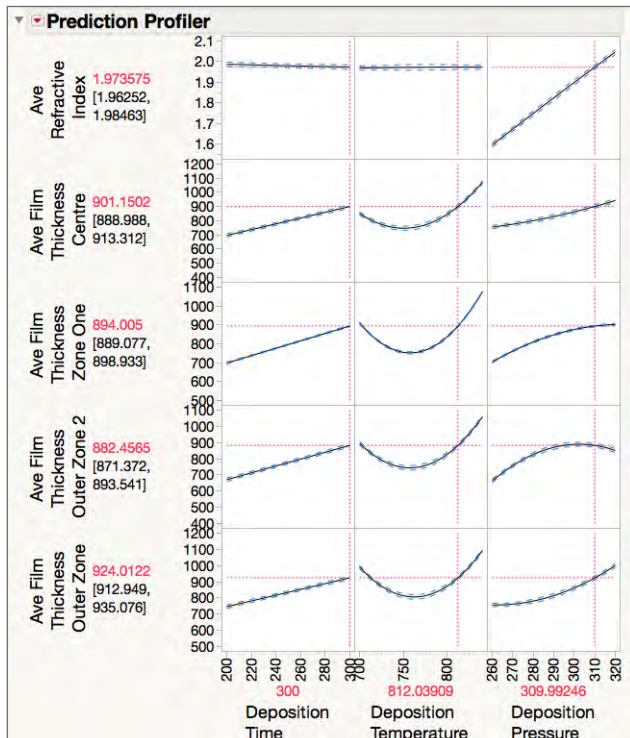


그림 19

그림 19에 나와 있는 것처럼 5가지 반응을 규격 범위 내에서 중앙에 집중되도록 만드는 데 필요한 이들 3가지 요인의 설정값은 다음과 같습니다.

- 증착 시간: 300
- 증착 온도: 812
- 증착 압력: 310

이러한 설정을 적용하면 다음과 같이 예측된 반응이 생성됩니다.

- 예측 평균 굴절률: 1.97
- 중심 지점의 평균 피막 두께: 895
- 영역 1의 평균 피막 두께: 900
- 영역 2의 평균 피막 두께: 880
- 바깥쪽 영역의 평균 피막 두께: 926

3회의 생산 실행을 진행하여 규격 범위에 모두 부합하는 웨이퍼가 생산된 것을 확인한 후에 먼저 증착 시간, 온도 및 압력에 대한 새로운 공정 제조법을 신중히 구현하고 검사했습니다. 그림 20은 새로운 제조법을 사용한 첫 20회 생산 실행의 개선 효과를 보여줍니다. 피막 두께 측정값은 목표치에 매우 가깝게 중앙에 집중해 있고 웨이퍼 내 측정값 중에 규격 한계에 가까운 측정값은 없습니다.

따라서 해당 공정은 질화규소 피막을 필요한 두께로 일관되게 증착할 수 있는 능력이 매우 우수합니다. 굴절률은 목표치의 중앙에 집중되어 있지 않으므로 웨이퍼-웨이퍼 간 변동이 현저하게 나타납니다. 하지만 모든 굴절률 측정값이 규격 한계 내에 있다는 것은 굴절률과 관련된 해당 공정의 처리 능력이 매우 우수하다는 것을 의미합니다. 물론 굴절률을 더 향상시킬 수 있겠지만 그에 따른 이득이 거의 없습니다.

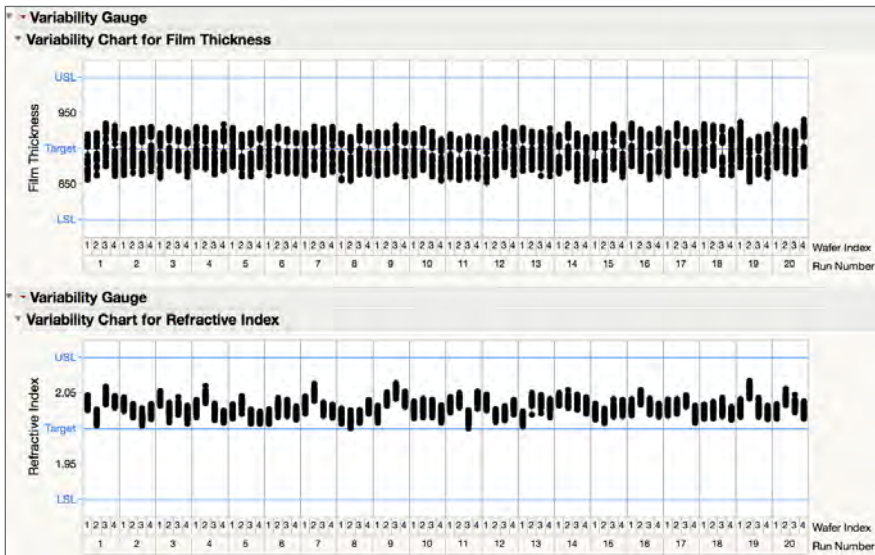


그림 20: 개선 후 성능



## 요약

이전 데이터를 탐색한 것이 DOE를 이용해 최적화할 출력 변수를 정의하는 데 도움이 되었습니다. 확정 요인 선별 계획은 노관 공정을 이해하는 데 필요한 데이터를 제공하기 위한 효율적이면서 효과적인 실험 계획을 제공했습니다. 결과 데이터에 대한 통계 모델링은 해결책을 제공하였으며 향후 웨이퍼가 질화규소 피막 두께와 굴절률에 대해 바람직한 특성을 갖추도록 보장해 주었습니다. 추가적으로 개선할 수도 있지만 그럴 필요는 없습니다.

문제가 신속하면서도 영구적으로 해결되었으며, OFAT 사용 시 일반적으로 요구되는 학습 주기에 대한 필요성을 없앴으로써 수십만 달러의 개발 예산을 절감했습니다. 업체는 제품의 공급을 보장하면서 사전에 예상한 판매 실적을 달성했으며 이제는 불필요해진 수백만 달러의 추가 처리 장비 구입 비용을 절감했습니다.

## 결론

간략한 설명을 위해 여기서는 2가지 예만 제시했습니다. 현재 운영 중인 공정에서 실험을 하거나 공정에 적극 개입할 수 있는 경우에도 마찬가지로 DOE를 활용하면 공정을 통계적으로 모델링하고 실질적인 이해를 증진하기 위해 필요한 데이터를 생성할 수 있습니다. 본 백서에서는 다음과 같은 사항을 설명하고자 했습니다.

- DOE란 무엇인가?
- DOE를 활용할 경우 도움이 되는 문제 유형
- DOE를 간편하면서도 효과적으로 적용할 수 있는 방법
- DOE에서 지식을 추출하는 방법
- DOE에서 얻은 모형 및 그에 따른 지식을 다른 이해관계자에게 제시 및 전달하는 방법
- 제품과 공정을 보다 나은 방향으로 더 신속하게 최적화하는 방법

DOE는 개인 또는 회사에 다음과 같은 도움을 줄 수 있습니다.

- 보다 짧은 시간 내에 업무를 더욱 효과적으로 수행
- 제품 및 공정에 대한 이해를 증진
- 제품과 공정을 더욱 효율적으로 최적화
- 설계, 개발 및 엔지니어링 프로젝트의 예측 가능성을 증대
- 경쟁 우위를 선점
- 추가적인 혁신과 개선을 위해 필요한 여유 자금을 확대

궁금한 사항이 있으신가요? 가장 가까운 지역에 위치한 JMP 지사에 문의하시기 바랍니다. [jmp.com/contact](http://jmp.com/contact)

## 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.

