

# 선별실험계획을 활용한 신제품의 다수품질특성 확보 방안 : 사례 연구를 중심으로

변재현<sup>1\*</sup> · 이기창<sup>2</sup> · 서판석<sup>3</sup> · 곽경환<sup>4</sup> · 장성일<sup>3</sup>

<sup>1</sup>경상대학교 산업시스템공학부, 공학연구원 / <sup>2</sup>경상대학교 나노신소재공학부, 공학연구원  
<sup>3</sup>동성화학(주), R&BD 팀 / <sup>4</sup>금호화학, PPG 연구팀

## A Study on Securing Multiple Quality Requirements of New Product Using Screening Design with a Case Study

Jai-Hyun Byun<sup>1</sup> · Ki-Chang Lee<sup>2</sup> · Pan Seok Suh<sup>3</sup> · Kyung-Hwan Kwak<sup>4</sup> · Sung Il Jang<sup>3</sup>

<sup>1</sup>Department of Industrial and Systems Engineering and Engineering Research Institute  
Gyeongsang National University, Jinju, Gyeongnam

<sup>2</sup>Department of Materials Science and Engineering and Engineering Research Institute  
Gyeongsang National University, Jinju, Gyeongnam

<sup>3</sup>Research and Business Development Team, Dong Sung Chemical, 99 Shinsan-ro, Saha-gu, Busan

<sup>4</sup>PPG Research Team, Kumho Petrochemical R&BD Center, 1557 Yuseong-daero, Yuseong-gu, Daejeon

For product or process design and development, it is common to optimize multiple responses (characteristics) based on experimental data. To determine optimal conditions, we need to design the experiment, estimate a proper model for each response, and optimize the multiple responses simultaneously. There are several techniques and many research results on optimizing multiple responses simultaneously, when the experimental data are available. However, the experimental design issue for optimizing multiple responses has not been discussed yet. This paper proposes some idea on how to plan screening design when requirements for multiple performance characteristics are to be met in developing new products. A screening design procedure is developed for securing the requirements of multiple responses. Initial design factors are classified into three categories; specific, non-conflicting common, and conflicting common. After screening experiments, follow-up design region search method is suggested with respect to the most unsatisfied or important response, or overall desirability. A case study on a synthesis of melamine formaldehyde resin is presented to illustrate the procedure and to show the validity of the approach.

**Keywords:** Design of Experiments, New Product Development, Multiple Responses, Screening Design, Common Factors, Specific Factors, Follow-Up Experiment

### 1. 서론

최근 우리나라의 기업은 다양한 첨단기술을 바탕으로 고객의

요구 또는 기대에 부응하는 신제품을 개발함으로써 경쟁력을 높이고자 한다. 첨단제품의 주요성능을 확보하기 위한 실험연구를 수행함에 있어서 엔지니어의 직관적 판단에 근거하여 매번

이 논문은 2013년 산학협력 선도대학(LINC) 육성사업과 2013년도 정부(미래창조과학부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 기초연구사업임 (2013062959).

\* 연락저자 : 변재현 교수, 52828 경남 진주시 진주대로 501 경상대학교 산업시스템공학부, Tel : 055-772-1692, Fax : 055-772-1699,  
E-mail : jbyun@gnu.ac.kr

2017년 1월 10일 접수; 2017년 2월 12일 수정본 접수; 2017년 2월 15일 게재 확정.

한 변수만을 변화시키는 '1회 1인자(one-factor-at-a-time) 실험'으로는 실험의 효과를 보장할 수 없고, 전문가의 지식을 바탕으로 실험계획법을 이용하여 실험을 하고 체계적인 방법으로 분석을 해야 효율적이고 효과적으로 최적조건을 구할 수 있다 (Box *et al.*, 2005; Montgomery, 2013; Otto and Wood, 2001). 특히 Otto and Wood는 신제품을 설계하고 개발함에 있어서 실험 데이터를 가장 잘 표현하는 경험적 수학적 모델을 찾기 보다는 제품의 성능 최적화를 도모하기 위한 인자들의 수준 조합을 찾는 것이 중요하다고 강조하고 있다.

신제품을 개발하기 위한 실험에서는 제품의 성능특성, 즉 반응변수가 하나가 아니라 다수이고, 이들의 성능특성을 일정 수준 이상 확보해야 하는 경우가 일반적이다. 신약개발 분야를 보면, 미국에서는 이미 2004년부터 식품의약청(Food and Drug Authority; FDA)을 중심으로 고품질의 신약을 개발하고 제조하기 위하여 통계적 방법을 적용하기 위한 연구를 활발하게 수행해 오고 있다(FDA, 2004; FDA, 2006). Peterson *et al.*(2009)은 신약개발과 제조를 위하여 다수의 성능특성을 확보하기 위한 방법을 제시하였다. 문제는 다수의 반응변수가 있을 때에는 반응변수별로 인자의 최적조건이 상충(conflict)하기 때문에 실험을 계획하거나 이들을 동시에 최적화하는 것이 어렵다는 것이다. 지금까지는 제품 개발자들이 다수의 성능특성을 일정 수준 확보하기 위하여 시행착오적 방법으로 막대한 자원과 시간을 투입하고 있는 실정이다. 본 논문에서는 다수의 반응변수 문제를 해결하기 위하여 선별실험계획을 적용하고, 데이터 분석 결과에 따라 인자를 분류한 후, 어떠한 순차적 실험계획을 적용할 것인지에 대한 방법을 제안하고 그 적용절차를 사례를 통하여 제시하고자 한다.

다수반응변수 최적화를 위한 방법론 측면의 연구는 실험을 통하여 데이터를 얻고 각 반응변수별로 적합한 모형을 얻은 후에, 이러한 모형에 근거하여 다수반응변수를 절충 최적화하는 분야에 집중되어 있다. 실험을 수행한 후, 다수의 반응변수를 대상으로 적절한 절충조건을 찾는 동시최적화(Simultaneous Optimization) 방법은 여러 문헌에 정리되어 있다(Box *et al.*, 2005; Khuri, 1996; Myers, 1999; Myers *et al.*, 2004). 대표적인 방법으로는 등고선을 이용하는 방법(Biles, 1975), 하나를 목적함수로 삼고 나머지는 제약식에 두어 비선형 최적화 방법론을 이용하는 방법(Myers and Carter, 1973; Del Castillo and Montgomery, 1993), 호감도함수를 이용하는 방법(Byun and Kim, 1998; Derringer and Suich, 1980), 손실함수를 최소화하는 접근법(Vining, 1998; Ko *et al.*, 2005)이 있다. 하지만 다수반응변수를 최적화하는 문제는 실제로는 선별실험계획, 분석 후 순차적 실험계획, 절충 최적조건을 구하는 것의 3단계로 이루어져 있는데, 현재까지 거의 모든 연구는 마지막 단계인 다수반응변수의 절충 최적조건을 구하는 데에 집중되어 있다. 다수의 반응변수가 있을 때, 애초에 실험계획을 어떻게 설계할 것인지, 데이터 분석 후 반응변수의 수준 향상을 위하여 순차적 실험을 어떻게 실시할 것인지, 다수반응변수를 최적화하고 난 이후에 특정 반응변수

가 여전히 만족스럽지 못할 때에는 어떤 방법으로 이를 보완할 것인지에 관한 연구는 없다.

여러 개의 반응변수를 동시에 최적화하기 위해서는 초기 실험계획을 구성함에 있어서 전략적 접근이 필요하다. 여러 개의 성능특성 중 하나만 고려하여 실험을 계획한다면, 주요한 성능특성은 모두 고려하지만 한정된 수의 인자만 고려하는 경우, 실험을 실시하고 난 후 고려한 인자와 실험영역에서 만족할만한 제품 또는 공정조건을 구할 수 있으면 다행이지만 그렇지 않으면 실험을 통한 연구개발 기간이 한없이 길어질 수 있다. 실험연구자들은 이런 상황에서 주로 문제가 되는 성능특성을 최적화하기 위하여 추가 실험을 수행한다. 그런데 이러한 실험을 통하여 해당 성능특성은 개선할 수 있겠지만, 기존에 만족스러운 다른 특성은 악화될 가능성이 높다. 본 연구에서는 이러한 문제를 실험초기부터 해결하기 위해서 여러 개의 잠재적 인자를 고려하여 선별실험을 수행하고, 데이터 분석 후 인자를 구분하며, 분석결과에 따라 후속 실험을 계획하는 방법을 제안하고자 한다. 개발된 방법론은 실제 신제품 개발실험을 통하여 그 적용절차를 제시하고 효과성을 입증한다. 제 2장에는 선별실험계획을 이용한 다수반응변수 최적화 방법을 제안하고, 제 3장에서는 제 2장의 최적화 방법을 이용하여 멜라민 합성수지 개발 시 4개의 성능특성을 확보한 사례를 기술하며, 결론과 추후 연구방향은 제 4장에 제시한다.

## 2. 다수반응변수 최적화를 위한 선별실험

다수의 성능특성에 대한 고객의 요구 또는 기대에 부응하는 제품을 신속하게 개발하기 위하여 다수반응변수의 최적화를 수행한 이후에 여전히 1개 또는 그 이상의 반응변수의 값이 만족스럽지 않을 수 있다. 이러한 문제를 개발실험 초기부터 해결하기 위해서 여러 개의 잠재적 인자를 고려하여 선별실험을 수행하고, 분석 결과에 따라 아직 만족스럽지 못한 성능특성을 개선하거나 보다 중요한 특성을 더욱 향상하기 위한 방향으로 후속 실험영역을 정하는 방법이 필요하다. 이를 위하여 초기 실험 단계에서부터 적은 수의 실험으로도 주요 성능특성과 잠재적 인자들을 모두 고려하여 효율적으로 실험을 수행할 수 있는 실험절차가 개발되어야 한다. 우선 다수반응변수를 고려한 선별실험계획을 적용함에 있어서는 반응변수의 수와 인자 수의 비율, 반응변수 간 상관성, 확인할 교호작용의 유무, 반응변수에 영향을 미치는 잡음의 특성 등을 고려하여 전통적인 부분요인배치(Fractional Factorial Design), Plackett-Burman Design, Supersaturated Design, 다구치가 제시한 직교배열 등 다양한 실험계획 중에서 선별실험계획 방법을 선택할 수 있다.

본 논문에서는 초기의 변수선별 단계에서 잠재적 인자와 다수의 반응변수를 모두 고려한 실험을 계획하고, 실험데이터를

분석하여 유용한 정보를 습득함으로써 가능한 적은 수의 실험으로 중요한 반응변수의 값을 모두 만족시키는 체계적인 후속 실험방법을 제시하고자 한다. <Table 1>에는 5개의 반응변수와 10개의 인자를 대상으로 한 선별실험계획의 결과를 예로 나타내었다. ‘O’ 표시를 한 것은 해당 인자가 그 셀에 대응하는 반응변수에 영향을 미친다는 것을 의미한다. 예를 들어, X<sub>1</sub>은 3개의 반응변수 Y<sub>1</sub>, Y<sub>3</sub>, Y<sub>5</sub>에 영향을 미친다. 분석 결과를 보면, X<sub>1</sub>, X<sub>2</sub>, X<sub>3</sub>, X<sub>4</sub>는 2개 이상의 반응변수에 영향을 미친다. 이런 변수들을 ‘공통인자(Common factors)’로 표현하기로 한다. 반면에 X<sub>5</sub>-X<sub>10</sub> 인자는 하나의 반응변수에만 영향을 주는데, 이들은 ‘특정인자(Specific factors)’로 표시한다. 공통인자는 다시 그 인자가 반응변수에 미치는 영향에 충돌이 생기지 않는 ‘비충돌(non-conflicting) 공통인자’와 반응변수 별로 바뀔만한 방향이 서로 다른 ‘충돌(conflicting) 공통인자’로 구분할 수 있다. 이렇게 구분을 한 후에, 특정인자와 비충돌 공통인자는 실험영역 내에서 독립적으로 최적조건을 선정하고, 충돌 공통인자를 대상으로 절충최적조건을 구한다.

Table 1. Classification into Common and Specific Factors

Response Variables	Factors									
	X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	X <sub>3</sub>	X <sub>4</sub>	X <sub>5</sub>	X <sub>6</sub>	X <sub>7</sub>	X <sub>8</sub>	X <sub>9</sub>	X <sub>10</sub>
Y <sub>1</sub>	○		○	○			○			
Y <sub>2</sub>		○	○			○				
Y <sub>3</sub>	○		○		○					○
Y <sub>4</sub>		○	○	○						
Y <sub>5</sub>	○	○						○	○	

\*X<sub>1</sub>~X<sub>4</sub> : Common Factors, X<sub>5</sub>~X<sub>10</sub> : Specific Factors.

만일 이런 조건에서 모든 반응변수가 만족스런 값을 가지면 바로 확인실험 단계로 들어가고, 그렇지 않으면 개선을 위한 추후 실험영역을 탐색하여 실험을 수행한다. 추후 영역을 선택하는 기준은 각 충돌 공통인자별로 1) 가장 불만족스런 반응변수, 2) 반응변수의 중요도에 차이가 있으면 가장 중요한 반응변수, 또는 3) 반응변수들의 종합적 호감도를 기준으로 정할 수 있다. 이에 더하여 인자가 각 반응변수에 미치는 영향도가 다르다면, 즉, 해당 인자의 영향성을 ‘강함(strong)’, ‘보통(moderate)’, ‘약함(weak)’으로 구분할 수 있을 때에는 영향도가 강한 쪽을 우선 고려할 수 있겠다. 예를 들어, 어떤 A라는 인자가 Y<sub>1</sub>이라는 반응변수에는 약한 영향을 미치고 Y<sub>2</sub>에는 강한 영향을 미치는 반면, 인자 B는 역으로 Y<sub>1</sub>에는 강하고 Y<sub>2</sub>에는 약한 영향을 주며, A와 B가 모두 충돌 공통인자라고 하자. 이때 추후 실험영역을 정함에 있어서, A는 Y<sub>2</sub>에, B는 Y<sub>1</sub>에 초점을 맞추어 개선하는 방향으로 인자의 수준범위를 정하는 것이다. 한편, 이러한 영향성의 정도를 정하는 기준은 1) 실험오차를 추정할 수 있을 때에는 해당하는 요인의 p값이 0.01, 0.05, 0.10 이하일 때 각각 강한, 보통, 약한 영향도를 나타낸다고 정할 수 있으며, 2) 그렇지 않을 때에는 효과의 영향도를 나타내는 그림을 바탕으로 요인효과들의 상대적 크기에 따라 정할 수 있겠다. 물론 Box et al.(2005)이 강조한 바와 같이, 실험데이터에서는 효과가 약하게 나타날 지라도 해당 제품의 개발을 담당하는 엔지니어의 지식과 경험에 의거하여 아주 중요하다고 판단이 되는 인자는 강한 영향성을 갖는 인자로 분류할 수 있다. <Figure 1>에 다수반응변수 최적화를 위한 선별실험계획의 흐름도를 나타내었다. 이러한 흐름도에 따라 선별실험계획을 활용한 다수반응변수 최적화 절차를 다음의 제 3장에서 사례를 통하여 기술한다.

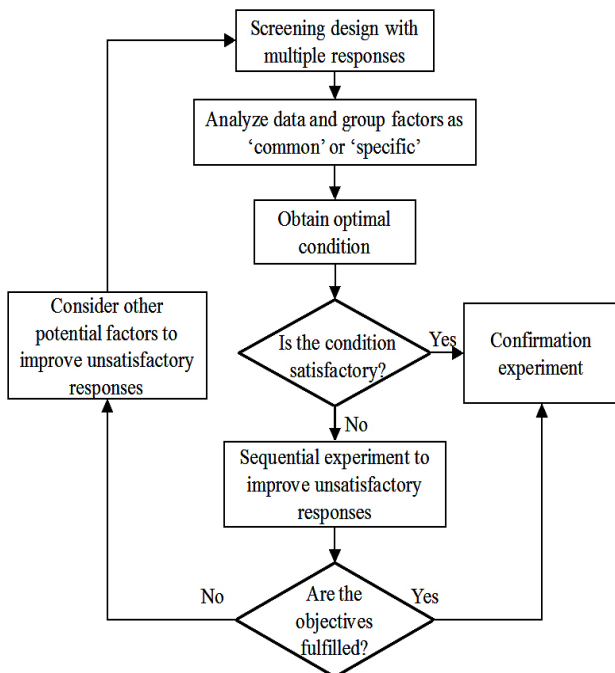


Figure 1. Overall Procedure of Screening Design for Multiple Responses

### 3. 합성수지 개발 실험계획 사례

#### 3.1 실험의 목적과 실험계획

본 사례에서 다루는 멜라민수지는 멜라민의 아미노기와 포름 알데하이드(Formaldehyde; FA)와의 부가 축합반응에 의해 제조되는 아미노계 열경화성수지이다. 이 수지는 표면경도가 크고 내열성, 내약품성, 내수성 및 전기적 성질이 우수하여 성형수지, 접착제, 도로, 화장판 제조에 널리 사용되고 있다. 특히, 표면광택과 착색성이 우수하여 식기류 제조에 널리 사용된다. 멜라민수지합성 중 포름 알데하이드 사용량은 멜라민수지의 최종물성에 지대한 영향을 미친다. 일반적으로 멜라민에 대한 포름 알데하이드의 물비가 클수록 경도 및 인장강도가 큰 수지를 제조할 수 있다. 그러나 포름 알데하이드는 1급 발암물질로서 이를 과도하게 사용하여 생기는 잔류 포름 알데하이드는 인체에 유해하다. 따라서 포름 알데하이드 양이 적정 수준보다 높으면 이를 저감할 수 있는 공정 조건을 파악하는 것이 필요하다(Brydson, 1982).

본 장에서는 선별실험계획을 이용하여 멜라민 합성수지의

FA 함량을 저감하기 위한 다수반응변수 최적화 사례를 제시하고자 한다. 멜라민 알데하이드 축합물의 합성 조건 및 안정화 조건 연구를 통해 발포체 형성에 적합한 축합물 제조기술을 개발하였는데, FA 함량이 기준치를 초과하여 이를 낮추기 위한 실험을 수행함에 있어서, 이 특성치 외에 인장강도(Tensile Strength), 연신률(Elongation), 압축 변형률(Compression Set) 등 3가지 특성도 동시에 고려해야 한다. 여기서 압축 변형률은 시험규격 KSM 6518 인 시료를 압축온도 70℃로 22시간 동안 시험편 두께의 25%까지 압축하고, 압축 해제 후 30분 동안 방치하여 두께를 쥔 때 시험체가 영구적으로 변형된 정도를 측정한다. 이러한 4개의 반응변수에 영향을 미칠리라 기대되는 잠재 인자를 7개 선정하였는데, 이들은 투입횟수(No. of Inj.), 부가 pH(Add pH), 축합 pH(Cond pH), 부가온도(Add Temp), 축합온도(Cond Temp), 멜라민비율(Mel Ratio) 및 몰비(Mole Ratio)이다. 가능한 적은 실험횟수로 7개의 인자들이 각 반응변수에 미치는 영향을 파악하기 위한 선별실험을 계획하고 각 인자에서 2수준 실험을 수행하였다(<Table 2> 참조). 2수준을 갖는 7개의 인자를 대상으로 해(Resolution) IV 인 부분요인배치법(Fractional Factorial Design)에 근거한 선별 실험(Screening Experiment)을 <Table 3>과 같이 16회 랜덤하게 시행하였다. 실험의 목표는 다음과 같다: (1) FA 함량 ≤ 0.3%, (2) 인장강도 ≥ 1kgf/cm<sup>2</sup>, (3) 연신률 ≥ 20%, (4) 압축 변형률 ≤ 5%.

Table 2. Factors and Levels

Factors	Meaning	Low Level	High Level
X <sub>1</sub> : No. of Injections	Number of injections of melamine	1	2
X <sub>2</sub> : Addition pH	pH during addition reaction	9.5	10.0
X <sub>3</sub> : Condensation pH	pH during condensation reaction	8	9
X <sub>4</sub> : Addition Temp	Temperature during addition reaction	80	85
X <sub>5</sub> : Condensation Temp	Temperature during condensation reaction	80	85
X <sub>6</sub> : Melamine Ratio	Mole ratio between melamine and urea	0.8	1.0
X <sub>7</sub> : Mole Ratio	Mole ratio of formaldehyde compared to melamine	2.7	3.0

Table 4. Experimental Data of the Four Responses

Run Order	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16
FA content(%)	0.66	0.61	0.51	0.46	0.66	0.6	0.65	0.61	0.62	0.68	0.71	0.65	0.68	0.42	0.6	0.44
TS(kgf/cm <sup>2</sup> )	1.2	1.3	1.0	1.9	1.6	1.9	2.1	1.8	1.3	1.9	1.5	1.9	1.2	1.2	2.0	2.3
Elongation(%)	10.0	13.5	17.1	32.1	17.1	18.6	19.9	21.4	11.9	16.9	18.7	10.1	7.4	12.2	41.0	1.9
Comset(%)	4.2	5.8	3.3	3.1	6.3	5.8	6.2	5.4	2.1	3.6	2.3	7.4	5.4	5.2	7.2	8.3

Table 3. Design Matrix for the Screening Experiment

Std. Order	Run Order	X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	X <sub>3</sub>	X <sub>4</sub>	X <sub>5</sub>	X <sub>6</sub>	X <sub>7</sub>
1	1	1	9.5	8	80	80	0.8	2.7
5	2	1	9.5	9	80	85	1.0	3.0
13	3	1	9.5	9	85	85	0.8	2.7
15	4	1	10.0	9	85	80	1.0	2.7
11	5	1	10.0	8	85	85	0.8	3.0
4	6	2	10.0	8	80	80	1.0	3.0
6	7	2	9.5	9	80	80	1.0	2.7
16	8	2	10.0	9	85	85	1.0	3.0
14	9	2	9.5	9	85	80	0.8	3.0
12	10	2	10.0	8	85	80	0.8	2.7
7	11	1	10.0	9	80	80	0.8	3.0
9	12	1	9.5	8	85	80	1.0	3.0
2	13	2	9.5	8	80	85	0.8	3.0
3	14	1	10.0	8	80	85	1.0	2.7
8	15	2	10.0	9	80	85	0.8	2.7
10	16	2	9.5	8	85	85	1.0	2.7

### 3.2 선별실험 데이터 분석과 해석

7인자 2수준 부분요인배치법으로 실험한 결과, 데이터는 <Table 4>에, 실험데이터를 분석하여 각 성능특성에 따른 주 효과도는 <Figure 2>에 나타내었다. 본 연구에서는 신제품 개발자들이 실험계획을 통하여 효율적으로 다수의 성능특성을 확보하는 방법을 제시하는 것에 초점을 맞추고 있으므로 주요 인자를 통계적 기준보다는 효과그림을 통한 상대적 비교를 통하여 선정하고자 한다. Phadke(1989)은 실험데이터에 근거하여 실험에서 고려한 인자의 절반 이하를 주요 인자로 선정하라고 권고하고 있다. 각 반응변수별로 주효과를 상대적으로 비교해 보면, 먼저 FA 함량에 대해서는 몰비, 멜라민비율, 축합온도, 부가온도 순으로 영향을 주었다. 인장강도의 경우에는 투입횟수와 멜라민비율, 연신률에는 부가 pH, 축합 pH, 압축변형률에는 멜라민비율, 축합온도, 축합 pH 순으로 영향을 미쳤다.

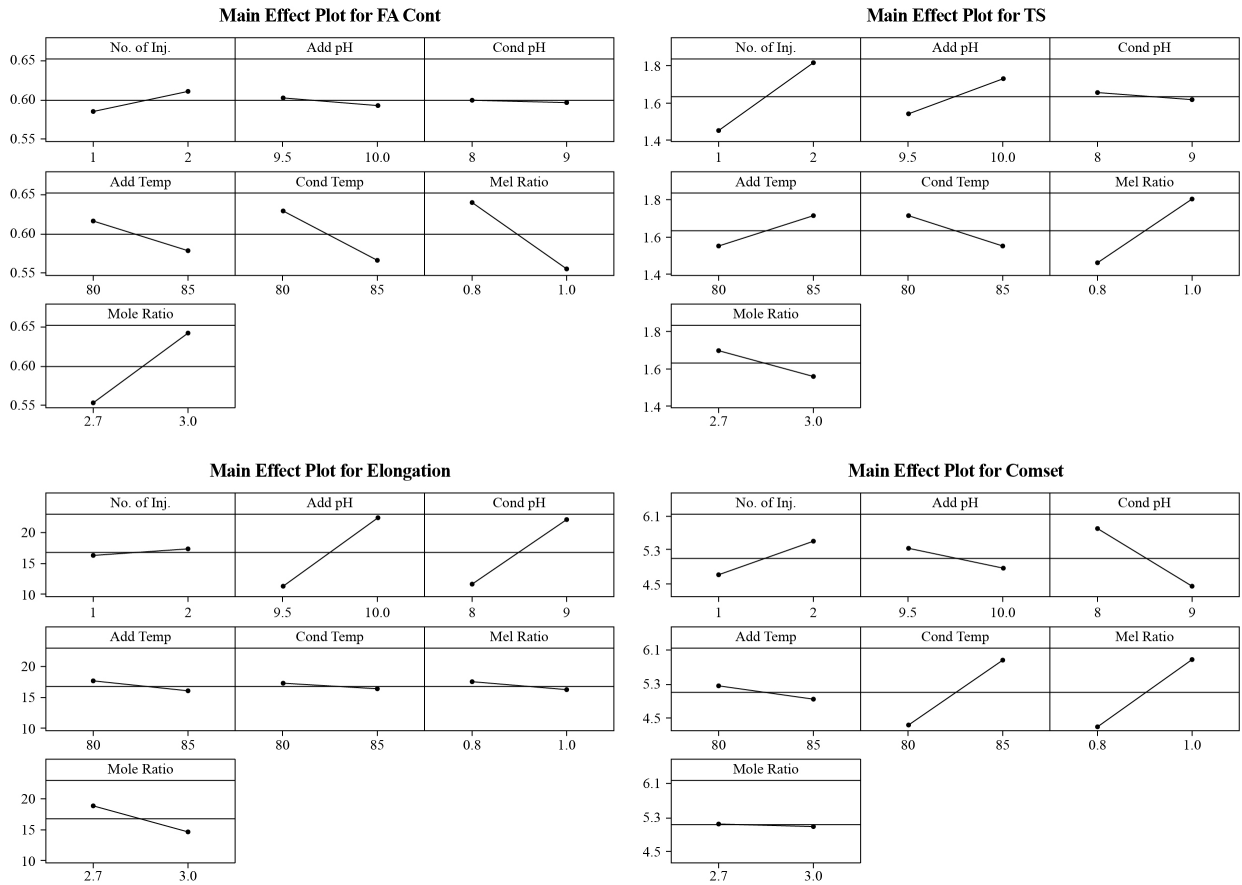


Figure 2. Main Effect Plots of the Screening Experiment

<Table 5>에 각 반응변수별로 인자들이 미치는 영향을 기호로 표시하였다. 여기에서 화살표는 각 반응변수의 목적과 반응변수에 영향을 미치는 인자들의 바람직한 방향성을 나타낸다. 즉, 'FA Cont. ↓'는 FA 함량은 작을수록 좋다는 의미를 나타내고, FA Cont.와 Mel Ratio가 만나는 셀에 있는 '◎↑' 표시는 FA 함량을 줄이기 위해서는 멜라민 비율을 높여야 한다는 뜻이다. <Table 5>에는 또한 인자의 반응변수에 대한 영향성이 강하면 '●', 보통이면 '◎', 약하면 '○' 기호로 표시하였다. 본 사례에서는 실험오차를 추정하기 어려워 인자들이 반응변수에 미치는 요인효과를 상대적으로 비교하여 영향성의 정도를 평가했다. 반응변수 간 상대적 중요성을 나타내는 중요도 (Importance)는 실험연구자들이 토의하여 FA 함량이 다른 반응변수들보다 5배 더 중요하다고 결정하였다. <Table 5>를 보면 X<sub>1</sub>, X<sub>4</sub>, X<sub>7</sub>은 특정인자, X<sub>2</sub>와 X<sub>3</sub>는 비충돌 공통인자, X<sub>5</sub>와 X<sub>6</sub>는 충돌 공통인자임을 알 수 있다. 예를 들어, X<sub>2</sub>(Add pH)는 TS(인장강도)와 ELONG(연신률)에 영향을 미치는데, 이를 증가시키면 TS와 ELONG이 둘 다 좋아지므로 비충돌 공통인자가 된다. 반면, X<sub>6</sub>(Mel Ratio)은 FA Cont.(FA 함량), TS(인장강도), Comset(압축 변형률)에 영향을 주는데, FA Cont.와 TS를 개선하려면 X<sub>6</sub>을 증가시켜야 하지만, Comset을 좋게 하려면 이를 줄여야 한다. 그러므로 X<sub>6</sub>는 충돌 공통인자가 되는 것이다.

Table 5. Factor Grouping and Direction of Improvement

Importance	Group	Spec	Com	Com	Spec	Com	Com	Spec
		X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	X <sub>3</sub>	X <sub>4</sub>	X <sub>5</sub>	X <sub>6</sub>	X <sub>7</sub>
	Factor	No. of Inj.	Add pH	Cond pH	Add Temp	Cond Temp	Mel Ratio	Mole Ratio
5	FA Cont. ↓				○↑	○↑	◎↑	◎↓
1	TS ↑	◎↑	○↑				◎↑	
1	ELONG ↑		●↑	●↑				
1	Comset ↓			◎↑		◎↓	◎↓	

선별실험에 근거한 최적조건은 <Table 6>에 나타내었다. X<sub>1</sub>(No. of Inj.), X<sub>4</sub>(Add Temp), X<sub>7</sub>(Mole Ratio)은 각각 영향을 미치는 개별 반응변수인 TS, FA Cont., Comset를 가장 좋게 하는 수준인 2, 80, 2.7에 고정하였다. 비충돌 공통인자인 X<sub>2</sub>(Add pH)의 수준 값을 올리면 TS와 ELONG이 둘 다 좋아지므로 실험의 고수준인 10에, X<sub>3</sub>(Add pH)은 영향을 미치는 ELONG과 Comset을 위해 고수준인 9로 설정하였다. 문제는 충돌 공통인자인 X<sub>5</sub>(Cond Temp)와 X<sub>6</sub>(Mel Ratio)의 수준을 정하는 것이다. X<sub>5</sub>는 FA Cont.에는 약하게, Comset에는 보통정도의 영향을 미치지만, FA Cont.가 Comset보다 5배 더 중요하고 모든 FA Cont.의 값이 요구조건으로부터 멀리 떨어져 있으므로 FA Cont.의 개선에 초점을 맞추어 85로 설정하였다. X<sub>6</sub>는 3개의

반응변수에 영향을 미치는데, 이 중 2개의 반응변수를 향상하기 위하여 고수준인 1.0을 선정하였다.

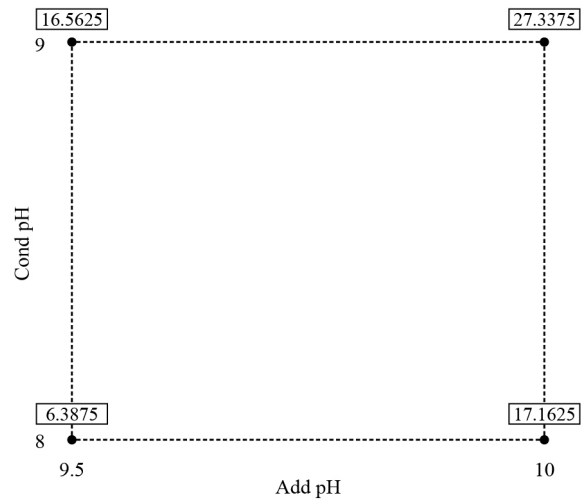
**Table 6.** Optimal Conditions from the Screening Experiment

Add Freq.	Add pH	Cond pH	Add Temp	Cond Temp	Mel Ratio	Mole Ratio
2	10.0	9.0	85	85	1.0	2.7

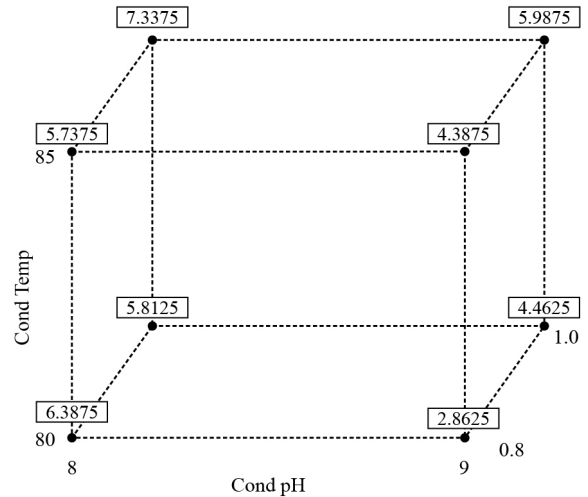
선별실험의 선정 조건에서 4개의 성능특성에 대한 실험목표가 달성될 수 있는지를 보도록 하자. <Table 4>를 보면, 우선 TS는 16개의 모든 실험조건에서 1.0 이상으로 요구조건을 만족하고 있다. <Table 5>로부터 ELONG에 영향을 미치는 변수는 X<sub>2</sub>와 X<sub>3</sub>임을 알 수 있다. X<sub>2</sub>(Add pH)와 X<sub>3</sub>(Cond pH)를 대상으로 그린 입방체도를 <Figure 3>에 나타내었는데, X<sub>2</sub>와 X<sub>3</sub>의 고수준인 10.0과 9.0에서 ELONG의 값은 27.3으로서 요구조건인 20 이상을 확보할 수 있을 것으로 예측된다. Comset에 영향을 주는 변수인 X<sub>3</sub>, X<sub>5</sub>, X<sub>6</sub>을 대상으로 입방체도를 그렸는데, 선별실험의 최적조건인 (X<sub>3</sub>, X<sub>5</sub>, X<sub>6</sub>) = (9.0, 85, 1.0)에서 Comset의 예측치는 5.99%로 나타났다(<Figure 4> 참조). 이는 압축변형률의 요구조건인 5.0% 이하를 만족하지 못하는 수치이다. 가장 중요한 특성치인 FA 함량의 경우, 영향력이 큰 3개의 인자인 몰비, 멜라민비율 및 축합온도를 대상으로 <Figure 5>와 같이 입방체도를 그렸는데, 8개의 모든 조건에서 FA 함량의 요구수준인 0.3% 이하인 것은 없다.

**3.3 후속 실험**

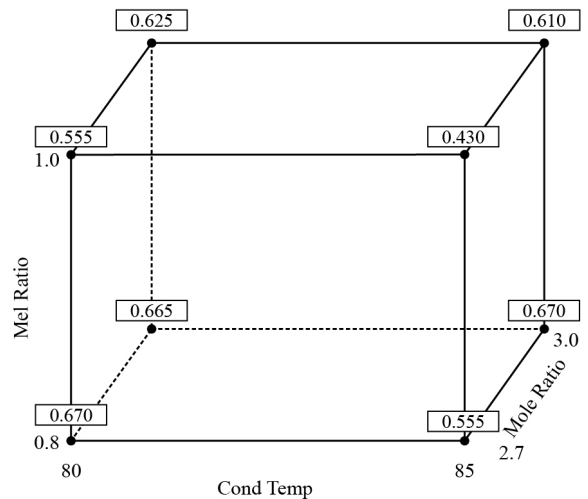
후속실험에서는 우선 가장 중요하면서도 목표에서 크게 떨어진 FA 함량을 개선하는 데에 초점을 맞추었다. 초기실험에서 고려한 7가지 인자 중 FA 함량에 영향을 크게 미치는 것은 몰비, 멜라민 비율, 축합온도와 부가온도이다. 그런데 여기서 FA 함량을 줄이려면 멜라민 비율을 높여야 하는데, 이를 높이면 다른 특성인 압축 변형률이 악화될 가능성이 크다. 그러므로 멜라민 비율은 선별실험 영역에서 가장 높은 값인 1.0에 고정하고, FA 함량에 영향을 미치는 다른 인자들인 축합온도, 부가온도, 몰비의 3개 인자를 대상으로 FA 함량을 줄일 수 있는 방향으로 영역이동 실험을 계획했다. FA 함량을 개선하기 위하여 몰비(Mole Ratio)는 현 수준인 2.7보다 낮추고, 축합온도와 부가온도는 각각 85에서 높이는 방향으로 수준을 선정하였으며, 수준 간격은 선별실험의 경우와 동일하게 각각 0.3, 5, 5로 정하였다. 이에 따른 후속 요인실험계획은 <Table 7>에, 그 실험결과를 <Table 8>에 나타내었다. <Table 8>에서 실험순서 3번, 즉 표준순서 1번의 실험조건에서는 폼의 발포가 이루어지지 않아 인장강도(TS)와 연신률(Elongation)의 결과 값을 얻을 수가 없었다. FA 함량에 대해 영역이동 시험을 수행한 결과, FA 함량은 종전의 0.4% 이상에서 0.2%대로 확연히 줄어들어 크게 개선된 것을 확인할 수 있었다.



**Figure 3.** Cube Plot for Elongation of the Screening Experiment



**Figure 4.** Cube Plot for Comset of the Screening Experiment



**Figure 5.** Cube Plot for the 'FA Content' from the Screening Experiment

**Table 7.** Design Matrix for the Follow-up Experiment

Std. Order	Run Order	Add Temp	Cond Temp	Mole Ratio
2	1	90	85	2.4
3	2	85	90	2.4
1	3	85	85	2.4
5	4	85	85	2.7
7	5	85	90	2.7
4	6	90	90	2.4
8	7	90	90	2.7
6	8	90	85	2.7

**Table 8.** Data from the Follow-up Experiment

Run Order	1	2	3	4	5	6	7	8
FA Cont(%)	0.26	0.28	0.26	0.30	0.33	0.25	0.41	0.42
TS(kgf/cm <sup>2</sup> )	1.11	1.71	0*	1.76	1.48	1.57	1.51	1.20
Elongation(%)	20.1	29.5	0*	27.6	34.0	29.3	27.6	22.3
Comset(%)	4.18	5.79	3.26	3.09	6.29	5.85	6.24	5.41

\*At #3 condition, tensile strength and elongation cannot be measured, since foam was not formed.

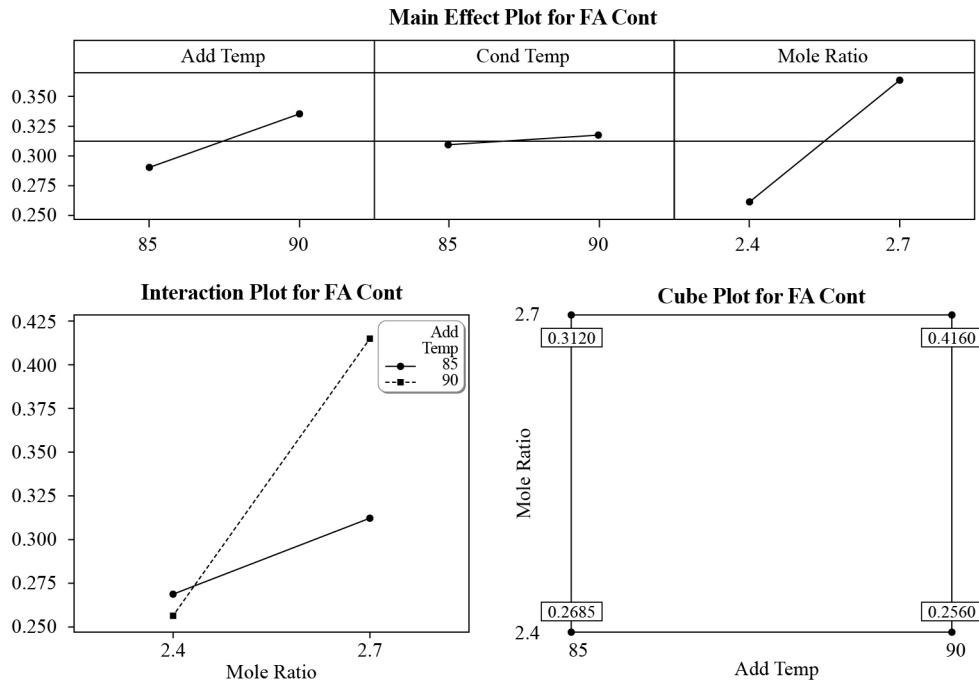
후속실험 데이터를 분석하여 FA 함량(%)에 대한 주효과도, 교호작용도, 입방체도를 <Figure 6>에 나타내었다. 후속실험에서 고려한 인자 중 축합온도(Cond Temp)는 영향을 미치지 않고, 몰비(Mole Ratio)와 부가온도(Add Temp) 순으로 영향을 미치며, 이들 간 교호작용도 유의함을 알 수 있다. <Figure 6>의 입방체도를 보면, 몰비 2.4, 부가온도 90도에서 FA 함량은 0.256%로서 가장 개선된 값을 나타내었다.

본 실험은 순차적 실험(Sequential Experimentation)의 유용성을 잘 나타낸 것이다. 실험초기에 선별실험을 이용하여 여러 개의 성능특성을 동시에 고려하여 각 특성별로 크게 영향을 미치는 주요 인자를 파악하고, 선별실험의 분석 결과에 근거하여 아직 목표를 달성하지 못한 성능특성을 대상으로 영역이동 실험을 수행함으로써 단계적으로 성능특성을 개선한 것이다. 선별실험 결과 가장 좋게 나타난 FA 함량의 값은 0.43%이었는데, 2차 실험에서는 이를 개선하기 위하여 FA 함량을 저감할 수 있는 방향으로 영역이동을 하여 2수준 3인자 요인배치실험을 수행한 결과 FA 함량을 0.26%까지 줄일 수 있었다.

이러한 후속실험을 통하여 4개의 성능특성에 대한 요구조건을 만족하기 위한 최적조건을 선정 후, 이 조건에서 실제로 원하는 물성이 나오는지 검증하기 위한 확인실험(Verification Experiment)을 실시하였다. <Table 9>를 보면, 4가지 특성인 FA 함량, 인장강도, 연신률, 압축 변형률이 모두 요구조건을 만족함을 알 수 있다. 선별실험의 최적조건에서 요구조건을 충족하지 못한 압축 변형률(Comset)의 경우, 후속실험의 최적 조건에서도 문제가 있으면 Comset의 특정인자인 축합pH(Cond pH)를 증가시키려고 했는데, 확인실험 결과 요구조건을 만족하여 더 이상의 실험은 실시하지 않았다.

**Table 9.** Verification Experimental Result for the Four Responses

Optimal Level		Responses			
Add Temp	Mole Ratio	FA Cont (%)	TS (kgf/cm <sup>2</sup> )	Elongation (%)	Comset (%)
90	2.4	0.26	1.11	20.07	3.30
		0.25	1.57	29.29	4.00
Average		0.26	1.34	24.68	3.69



**Figure 6.** Main Effect, Interaction, and Cube Plots for 'FA Content' from the Follow-up Experiment

#### 4. 결론과 추후 연구방향

신제품이나 공정을 개발함에 있어서 일반적으로 다수의 성능 특성을 고려하게 된다. 하지만 다수반응변수 최적화에 관한 대부분의 연구는 주어진 다수반응변수 실험데이터를 이용하여 다양한 방법으로 절충 최적조건을 구하는 데에 집중되어 왔다. 하지만 최적화를 수행하여 절충 최적조건을 구한 후, 어떤 반응변수가 여전히 필요한 성능을 확보하지 못하는 경우의 후속 실험계획방법에 대한 연구는 없다. 이로 인하여, 지금까지는 제품 개발자들이 다수의 성능특성을 일정 수준 확보하기 위하여 막대한 자원과 시간을 투입해야 하는 경우가 자주 발생하고 있다.

본 논문에서는 다수의 반응변수를 고려한 선별실험계획, 데이터 분석 후 인자의 구분, 후속 실험영역을 선정하는 방법을 제안하였다. 다수반응변수의 최적화를 위하여 여러 개의 잠재적 인자를 고려한 선별실험계획 데이터를 분석하여 실험에서 고려한 인자를 특정인자, 비충돌 공통인자, 충돌 공통인자로 구분하고, 특정인자와 비충돌 공통인자는 독립적으로 최적수준을 정하며, 아직 만족스럽지 못하거나 중요한 반응변수를 개선하기 위하여 충돌 공통인자를 대상으로 후속 실험영역을 정하는 방법을 제시하였다. 본 연구의 결과는 다양한 제품/공정 개발과 개선에 적용될 수 있으므로 그 활용도가 광범위하다고 할 수 있다. 본 연구의 결과를 이용하면 다수의 성능특성을 확보하기 위한 신제품 개발실험을 효율적이고 효과적으로 수행할 수 있을 것이다.

본 논문의 제 3장에서 알 수 있듯이 실험연구를 통하여 신제품을 개발함에 있어서 다수반응변수를 최적화하기 위한 선별 실험계획은 적용하고자 하는 대상과 실험환경이 따라 다르게 활용될 것이다. 이에 따라 선별실험계획의 선정과 실험데이터 분석 결과에 따라 후속 실험영역을 정하는 문제는 향후 지속적으로 연구할 만한 분야이다. 본 논문에서 제안한 방법론을 보완하기 위하여 1) 선별실험 후 후속 실험영역을 보다 효과적으로 설정하는 방법과 2) 다양한 제품개발과 개선 분야에 본 논문의 결과를 적용하여 각 분야에 적합한 방법론을 제시하는 연구가 필요하다.

#### 참고문헌

Biles, W. E. (1975), A Response Surface Method for Experimental Opti-

- mization of Multiresponse Processes, *Industrial and Engineering Chemistry*, **14**, 151-158.
- Box, G. E. P., Hunter, S. J., and Hunter, W. G. (2005), *Statistics for Experimenters : Design, Innovation, and Discovery*, 2nd Edition, Wiley, New York.
- Brydson, J. A. (1982), *Plastics Materials*, 4th Edition, Butterworth Scientific, London.
- Byun, J.-H. and Kim, K.-J. (1998), A Desirability Function Approach to the Robust Design for Multiple Quality Characteristics, *Journal of Korean Institute of Industrial Engineers*, **24**(2), 287-296.
- Del Castillo, E. (1996), A Nonlinear Programming Solution to the Dual Response Problem, *Journal of Quality Technology*, **25**, 199-204.
- Derringer, G. and Suich, R. (1980), Simultaneous Optimization of Several Response Variables, *Journal of Quality Technology*, **12**, 214-219.
- FDA (2004), *Guideline for Industry : PAT - A Framework for Innovative Pharmaceutical Development, Manufacturing and Quality Assurance*, Food and Drug Authority.
- FDA (2006), *Guideline for Industry : Investigating Out-of-Specification (OOS) Test Results for Pharmaceutical Production*, Food and Drug Authority.
- Khuri, A. (1996), Multi-response Surface Methodology, in *Handbook of Statistics : Design and Analysis of Experiments (Vol.13)*, edited by A. Ghosh and C. R. Rao, 377-406.
- Ko, Y. H., Kim, K. J., and Jun, C. H. (2005), A New Loss Function-Based Method for Multiresponse Optimization, *Journal of Quality Technology*, **37**(1), 50-59.
- Montgomery, D. C. (2013), *Design and Analysis of Experiments*, 8th Edition, Wiley, New York.
- Myers, R. H. (1999), Response Surface Methodology-Current Status and Future Directions, *Journal of Quality Technology*, **31**(1), 16-29.
- Myers, R. H. and Carter, W. H., Jr. (1973), Response Surface Techniques for Dual Response Systems, *Technometrics*, **15**, 301-317.
- Myers, R. H., Montgomery, D. C., Vining, G. G., Borror, C. M., and Kowalski, S. M. (2004), Response Surface Methodology : a Retrospective and Literature Survey, *Journal of Quality Technology*, **36**(1), 53-77.
- Otto, K. and Wood, K. (2001), *Product Design : Techniques in Reverse Engineering and New Product Development*, Prentice-Hall, New Jersey.
- Peterson, J. J., Snee, R. D., McAllister, P. R., Schofield, T. L., and Carella, A. J. (2009), Statistics in Pharmaceutical Development and Manufacturing (with Discussions), *Journal of Quality Technology* **41**(2), 111-147.
- Phadke, M. S. (1989), *Quality Engineering Using Robust Design*, Prentice-Hall, New Jersey.
- Vining, G. G. (1998), A Compromise Approach to Multiresponse Optimization, *Journal of Quality Technology*, **30**, 309-313.