

## 쌍대반응표면최적화의 방법론 및 응용 :

### A Literature Review

이동희<sup>1\*</sup> · 정인준<sup>2</sup> · 김광재<sup>3</sup>

<sup>1</sup>삼성전자 S.LSI 사업부 품질팀 / <sup>2</sup>대구대학교 경영학과 / <sup>3</sup>포항공과대학교 산업경영공학과

## Methods and Applications of Dual Response Surface Optimization : A Literature Review

Dong-Hee Lee<sup>1</sup> · In-Jun Jeong<sup>2</sup> · Kwang-Jae Kim<sup>3</sup>

<sup>1</sup>S.LSI Business, Samsung Electronics

<sup>2</sup>Department of Business Administration, Daegu University

<sup>3</sup>Department of Industrial and Management Engineering, Pohang University of Science and Technology

Dual response surface optimization (DRSO), inspired by Taguchi's philosophy, attempts to optimize the process mean and variability by using response surface methodology. Researches on DRSO were extensively done in 1990's and have been matured recently. This paper reviews the existing DRSO methods from the decision making perspective. More specifically, this paper classifies the existing DRSO methods based on the optimization criterion and the timing of preference articulation. Also, some of case studies are reviewed. Extension to multiresponse optimization, triple response surface optimization, and application of data mining method are suggested as future research issues.

**Keywords:** Dual Response Surface Optimization, Taguchi, Decision Making, Classification

### 1. 서론

반응표면법은 공정최적화에 활용되는 품질공학 방법론으로 입력변수와 반응변수와의 관계를 분석하여 최적 공정조건을 도출하는 것을 목표로 한다. 이 방법은 초기에는 1차 함수를 기반으로 한 최대경사법(Method of Steepest Ascent)을 통해 실험영역을 점차 축소해 나가다가, 실험영역이 최적 조건에 근접했을 때 반응변수를 고차원의 함수로 모형화하여 최적 공정조건을 도출한다. 과거에는 선형함수에 기반한 실험계획 분석 중심으로 공정의 최적조건을 탐색해 내는 연구가 진행되었으며, 1980년대에 이르러 고차의 비선형함수로의 모형화를 통한 반응표면의 개념을 도입하게 되었다. 비선형 함수 모형화를 위해서는 중심합성계획(Central Composite Design; CCD), 3수

준 요인배치법(3-Level Factorial Design), 3수준 일부실시법(3-Level Fractional Factorial Design) 등의 실험계획을 실행하게 되며, 비선형최적화 기법을 통해 최적해를 도출하게 된다.

다구치 방법론 역시 공정최적화에 활용되는 방법론으로 반응변수가 잡음인자의 영향에 강건하도록 최적 공정조건을 도출하는 것을 목표로 한다. 다구치 방법론은 1980년대에 활발히 연구되었다. 다구치 이전의 실험계획은 공정 평균의 최적화에 초점을 맞추어 왔으나, 다구치에 의해 산포 최적화의 필요성이 널리 전파되었다. 직교배열표를 기반으로 하는 실험계획이 사용되었으며, SN비(Signal-to-Noise ratio), 간이 분석 등과 같이 실무자에게 직관적이고 편리한 분석기법이 활용되었다.

쌍대반응표면최적화는 반응변수의 평균뿐만 아니라 산포가

\* 연락처 : 이동희 책임연구원, 446-711 경기도 용인시 기흥구 농서동 산24 삼성전자 S.LSI 사업부품질팀, Tel : 031-209-0516,

Fax : 031-209-4312, E-mail : dh2267.lee@samsung.com

2013년 7월 27일 접수; 2013년 8월 19일 수정본 접수; 2013년 9월 2일 게재 확정.

지 고려하는 다구치의 철학을 반응표면법을 통해 접근하는 연구분야이다. 1990년대 이후부터 활발히 연구되었다. 핵심은 반응변수의 평균과 산포를 각각 독립적인반응표면함수로 모형화하는 것이다. 즉, 2개의 반응표면함수(평균반응함수와 산포반응함수)가 모형화된다. 이를 위해서 기본적으로 반응표면법의 실험계획이 활용된다. 특히, 각 실험조건에서 평균과 산포가 추정되어야 하기 때문에 반복실험이 필수적으로 요구된다. 일반적인 반응표면법과는 달리 두 개의 반응표면함수를 최적화해야 하기 때문에 다목적의사결정방법(Multiple Objective Decision Making; MODM)도 활용되고 있다.

본 논문은 지금까지 수행된 쌍대반응표면최적화 분야에서의 방법론 및 사례연구를 의사결정의 관점에서 분석하고 연구동향을 제시하는 것을 목적으로 한다. 제 2장에서는 본 논문에서 채택한 기존논문들에 대한 분류 체계에 관하여 설명하고, 제 3장에서 분류결과와 더불어 주요 논문 간의 관계를 파악한다. 제 4장에서 향후 연구주제를 제시하고 제 5장에서 결론을 제시한다.

## 2. 쌍대반응표면최적화 분야의 기존연구 고찰

쌍대반응표면최적화는 크게 모형화(modeling)와 최적화(optimization)의 2가지 단계로 진행된다(<Figure 1> 참조). 모형화 단계의 목적은 반응변수의 평균과 산포를 반응표면함수로 모형화하는 것이다. 일반적으로 식 (1)과 같이 평균과 산포에 대해 2차 다항식으로 반응표면함수가 모형화된다. 식 (1)에서  $x_1, \dots, x_k$ 는  $k$ 개의 입력변수를,  $\hat{\omega}_\mu(x)$ 와  $\hat{\omega}_\sigma(x)$ 는 평균과 산포의 반응표면함수 추정식을 보여주고 있다.

$$\begin{aligned} \hat{\omega}_\mu(x) &= \hat{\beta}_0 + \sum_{i=1}^k \hat{\beta}_i x_i + \sum_{i=1}^k \hat{\beta}_{ii} x_i^2 + \sum_{i < j}^k \hat{\beta}_{ij} x_i x_j \\ \hat{\omega}_\sigma(x) &= \hat{\gamma}_0 + \sum_{i=1}^k \hat{\gamma}_i x_i + \sum_{i=1}^k \hat{\gamma}_{ii} x_i^2 + \sum_{i < j}^k \hat{\gamma}_{ij} x_i x_j \end{aligned} \quad (1)$$

반응표면함수의 추정을 위해 중심합성계획 혹은 3수준 요인배치법, 3수준 일부실험법 등의 실험계획을 실행하게 된다. 특히, 평균과 산포를 모형화하기 위해서 필수적으로 각 실험점에서 반복실험을 진행해야 한다.

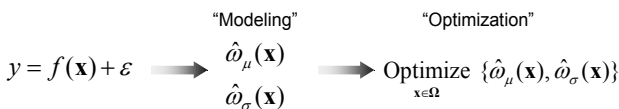


Figure 1. A Conceptual Framework of Dual Response Surface Optimization

최적화 단계의 목적은 앞서 모형화된 2개의 반응표면함수를 분석하여 최적의 공정조건을 도출하는 것이다. 기존 반응

표면법과 달리 두 개의 반응표면함수를 다룸으로써 필연적으로 두 함수의 최적화에 대한 의사결정의 이슈가 생긴다. 쌍대반응표면최적화 분야에서의 다수 연구가 이 의사결정에 대한 다양한 방법을 제안하였다. 따라서 본 연구에서는 기존연구를 아래의 두 가지 의사결정의 관점에서 분석한다.

- 어떤 최적화 기준 (what to optimize)을 제안하였는가?
- 의사결정자의 선호도정보의 반영시점 (when to optimize)이 언제인가?

의사결정에 대한 이슈 외에 반응표면함수가 비선형 함수임을 고려하여 광역최적해(global optimal solution)를 도출하는 비선형최적화에 대한 연구(how to optimize)도 수행되었으나, 본 논문에서는 이에 대한 연구는 분석 범위에 포함시키지 않았다.

### 2.1 최적화 기준관점에서의 기존연구 분석

최적화 기준에서는 기존 연구를 크게 네 가지 접근법으로 구분할 수 있다. 우선순위기반법(Priority-Based Approach), 호감도함수법(Desirability Function Approach), 손실함수법(Loss Function Approach), 목표계획법(Goal Programming Approach) 등이 이에 해당한다. 이들 접근법 모두 선호 파라미터(preference parameter)를 이용하여 최적화 기준을 구성한다는 공통점을 지니고 있다. 선호 파라미터는 두 반응함수에 대한 의사결정자의 선호도정보를 반영하는 역할을 한다. 선호 파라미터의 예로 두 반응함수에 대한 허용가능한 상한값 및 하한값, 두 함수에 대한 상대적인 가중치 등이 있다.

#### 2.1.1 우선순위기반법(Priority-Based Approach)

평균반응함수와 산포반응함수 중, 중요도가 높은 하나를 목적함수에 두고 나머지 반응함수를 제약식에 두어 최적화를 하는 접근법이다(<Figure 2> 참조). 쌍대반응표면최적화를 최초로 제안한 Vining and Myers(1990)이 우선순위기반법을 사용하였다. Vining and Myers(1990)는 산포반응함수를 목적함수에 두고, 평균반응함수를 제약식에 두었는데, 이는 산포를 최적화하는 다구치의 철학을 적극적으로 반영한 것이다. 이외 우선순위기반법에 해당하는 연구에서도 주로 산포반응함수를 목적함수에 두고 평균반응함수를 제약식에 두는 연구가 주를 이루었다. 우선순위기반법에서는 주로 제약식에 해당하는 반응함수에 대한 허용 가능한 상한값 또는 하한값을 표현하는 선호 파라미터가 사용된다.

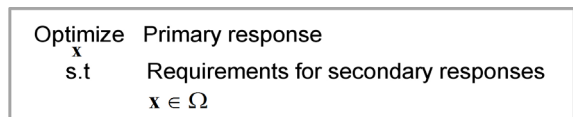


Figure 2. Optimization Model of Priority-Based Approach

**Table 1.** DRSO methods using Priority-Based Approach

Reference	Optimization Scheme	Preference Parameter
Vining and Myers(1990)	Minimize $\hat{\omega}_\sigma$ subject to $\hat{\omega}_\mu = T_\mu$	$T_\mu$ : Target of mean response
Copeland and Nelson(1996) Lee <i>et al.</i> (2010)	Minimize $\hat{\omega}_\sigma^2$ subject to $(\hat{\omega}_\mu - T_\mu)^2 \leq \Delta^2$	$\Delta$ : Upper limit on deviation of mean response from target.
Shin and Cho(2006)	Minimize $ \hat{\omega}_\mu - T_\mu $ subject to $\hat{\omega}_\sigma \leq \epsilon_\sigma$ Minimize $\hat{\omega}_\sigma^2$ subject to $ \hat{\omega}_\mu - T_\mu  \leq \epsilon_\mu$	$\epsilon_\mu, \epsilon_\sigma$ : Upper limit on deviation of mean and standard deviation responses from target.

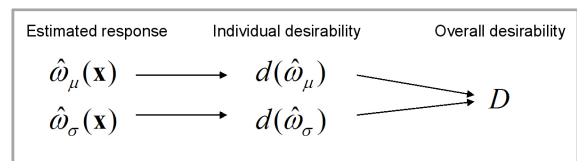
**Table 2.** DRSO case studies using Priority-Based Approach

Reference	Purpose
Luner(1994)	Optimization of quality characteristics of toys
Yang <i>et al.</i> (2005)	Optimization of integrated circuit packaging process
Wahdame <i>et al.</i> (2006)	Test of fuel cell durability
Yeniay <i>et al.</i> (2006)	Reduction of variability of quality characteristics of launch vehicle
Chen <i>et al.</i> (2010)	Optimization of plastic injection molding process
Lee and Kim (2013)	Optimization of semiconductor etching process

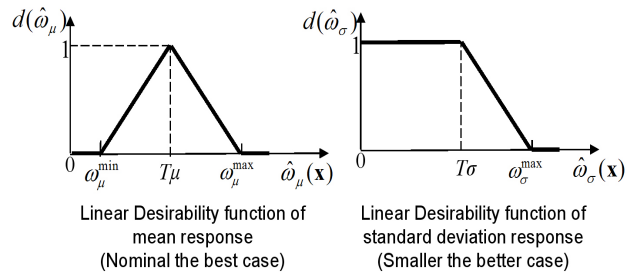
<Table 2>는 우선순위기반법을 이용한 사례연구의 주요내용이다. 주로 제조업의 공정최적화를 대상으로 하는 연구가 많다. 최근에 진행된 연구로 Chen *et al.*(2010)의 경우, 플라스틱 사출 성형 공정에서 공정진행조건(injection, packing time, packing pressure)을 입력변수로 두고 공정 출력물인 플라스틱이 휘어지는 정도(warpage)를 반응변수로 두었다. 즉, warpage의 평균과 산포가 최소화되는 공정조건을 찾고자 하였다. Lee *et al.*(2013)은 우선순위기반법과 동시에 2.2절에서 설명될 사후 선호도정보반영법을 이용하여 반도체 식각 공정을 최적화 한 사례연구이다. 반도체 식각 공정의 공정변수인 ACICD(After Cleaning Inspection Critical Dimension)은 반도체 칩의 전기적 특성에 영향을 미치는 주요 공정변수이다. Lee *et al.*(2013)은 반도체 칩의 전기적 특성을 반응변수로, ACICD를 입력변수로 두고 반응변수의 평균과 산포를 반응표면함수로 모형화한 뒤, 다수의 대안해를 도출하여 ACICD의 최적 조건을 도출하였다.

2.1.2 호감도함수법(Desirability Function Approach)

호감도함수는 효용함수의 하나로, 반응변수에 대한 의사결정자의 효용을 0에서 1 사이의 값으로 나타낸다. 평균반응함수와 산포반응함수에 각각 대해 개별 호감도함수를 모형화한 뒤, 이 두 함수를 하나의 종합호감도 함수로 취합한다(<Figure



**Figure 3.** Concept of Desirability Function Approach



**Figure 4.** Examples of Individual Desirability Functions

3> 참조.

<Figure 4>는 개별 호감도함수의 예를 보여준다. 좌측은 망목특성을 가진 반응변수의 평균반응함수에 대한 호감도함수를, 우측은 해당 반응변수의 산포반응함수에 대한 호감도함수를 나타낸다. 참고로, 산포는 작을수록 바람직하기 때문에 산포반응함수는 항상 망목특성을 지니게 된다. 평균반응함수의 값이 목표값에 근접했을 때 호감도함수값도 최대값인 1에 근접하게 된다. 선형함수가 일반적이거나, 의사결정자의 선호도체계에 따라 비선형함수로도 표현이 가능하다.

종합호감도함수를 구성할 때에는 기하평균(Derringer and Suich, 1980), Maximin(Kim and Lin, 1998), 또는 산술평균(Costa, 2010) 등이 채택되고 있다. 호감도함수법은 Derringer and Suich (1980)가 다중반응표면최적화 분야에 먼저 제안하였고, 이후 Kim and Lin(1998)이 쌍대반응표면최적화 분야에 제안하였다. 대부분의 호감도함수법에 해당하는 연구는 다중반응표면최적화 분야에서 이루어져 왔다.

호감도함수를 이용한 사례연구로 Borrer(1999)와 Coetzer *et al.* (2008)이 있다. Borrer(1999)는 식품업계에서 수행된 사례연구이다. 식품을 구성하는 원재료의 비율을 입력변수로 두고,

식품에 대한 평가자의 평가 점수를 반응변수로 두었다. 즉, 식품에 대한 평가자의 평가 점수의 평균이 높고 동시에 평가자 간의 점수 편차가 작은 식품을 구성하기 위한 원재료의 최적 비율을 찾는 것이 연구의 목적이다. 평가자의 평가 점수의 평균과 산포에 대한 호감도함수를 최적화하여 최적의 식품 원재료의 비율을 도출하였다. Coetzer *et al.*(2008)는 석탄 가스화 공정 최적화를 수행한 사례연구이다. 석탄 입자의 크기와 석탄 구성비를 입력변수로 두고 석탄화 공정의 성능을 반응변수로 두었다. 호감도함수법을 이용하여 최적의 석탄 입자의 크기와 석탄 구성비를 도출하였다.

2.1.3. 손실함수법(Loss Function Approach)

손실함수는 반응변수가 목표치를 만족하지 못할 때 발생하는 비용을 나타내는데, 흔히 반응변수와 목표치의 차이로 표현된다. 손실함수의 기대값은 반응변수의 평균값과 목표치의 차이의 제곱과 반응변수의 분산의 합으로 구성된다. 이를 평균제곱오차 또는 MSE(Mean Squared Error)라고 한다. Lin and Tu(1995)가 처음으로 쌍대반응표면최적화에 MSE에 도입하여 MSE를 최소화하는 방법을 제안하였다. 최근에는 평균과 산포에 대한 가중치를 이용한 가중 MSE(Weighted MSE)를 최소화하는 연구가 이루어지고 있다. Jeong *et al.*(2005)와 Jeong *et al.*(2010)은 평균과 산포에 대한 의사결정자의 선호도정보를 충실히 반영하도록 평균과 산포에 대한 상대적 가중치를 산정하는 방법을 제안하였다.

2.1.4 목표계획법(Goal Programming Approach)

목표계획법은 다목적의사결정 기법의 하나로 목적함수별

로 목표치를 정한 뒤, 목적함수와 목표치와의 차이를 편차변수(deviational variable)로 두고 이를 최소화하는 방법이다. Kim and Cho(2002)와 Tang and Xu(2002)가 목표계획법에 해당하는 연구이다. 두 연구 모두 평균과 산포에 대한 목표치와 상대적 가중치를 선호 파라미터로 사용하고 있다.

이외 Shin and Cho(2007; 2009)는 Tchebycheff 모형을 Koksoy and Doganaksoy(2003)은 NIMBUS(Non-differentiable Interactive Multi-objective BUndle-based optimization System)알고리즘을 각각 쌍대반응표면최적화에 제안하였다.

2.2 선호도정보 반영 시점 관점에서의 기존연구 분석

쌍대반응표면최적화는 두 개의 반응함수를 목적함수로 두고 최적화한다는 점에서 다목적의사결정 문제의 특수한 경우(special case)로 볼 수 있다. 따라서 다목적의사결정론 분야에서 방법론을 분류하고 있는 체계를 활용할 수 있다. 즉, 다목적의사결정론 분야에서는 방법론을 의사결정자의 선호도정보 반영 시점에 따라 사전/대화식/사후선호도정보반영법(Prior/Interactive/Posterior Preference Articulation Approach)으로 구분하고 있는데(Hwang *et al.*, 1979), 쌍대반응표면최적화 분야의 연구도 이러한 체계를 활용하여 분류할 수 있다.

<Figure 5>는 세 가지 선호도정보반영법의 주요 절차를 보여 준다. 사전선호도정보반영법은 최적화 문제를 풀기 전에 필요한 모든 선호도정보를 제공하는 것이다. 즉, 앞서 언급된 선호 파라미터의 값을 미리 결정하여 최적화 문제를 구성한 뒤, 최적화 문제를 푸는 것이다. 대화식 선호도정보반영법은 최적화 문제를 푸는 과정에서 선호도정보를 반영하는 것으로,

Table 3. DRSO methods using Loss Function Approach

Reference	Optimization Scheme	Preference Parameter
Lin and Tu(1995)	Minimize $(\hat{\omega}_\mu - T)^2 + \hat{\omega}_\sigma^2$	$T$ : Target value
Cho <i>et al.</i> (1996) Ding <i>et al.</i> (2004) Jeong <i>et al.</i> (2005) Jeong <i>et al.</i> (2010) Lee and Kim(2012)	Minimize $\lambda(\hat{\omega}_\mu - T)^2 + (1-\lambda)\hat{\omega}_\sigma^2$	$T$ : Target value $\lambda$ : weighting factor

Table 4. DRSO methods using Goal Programming Approach

Reference	Optimization Scheme	Preference Parameter
Kim and Cho(2002)	Minimize $P_\mu^-(d_\mu^-)^2 + P_\mu^+(d_\mu^+)^2 + P_\sigma(T_\sigma - d_\sigma^- + d_\sigma^+)^2$ subject to $\hat{\omega}_\mu + d_\mu^- - d_\mu^+ = T_\mu$ $\hat{\omega}_\sigma + d_\sigma^- - d_\sigma^+ = T_\sigma$	$T_\mu, T_\sigma$ : Targets of process mean and variability $P_\mu^-, P_\mu^+$ : priorities for under and over achievement of the process mean from $T_\mu$ $P_\sigma$ : priority of the process variability
Tang and Xu(2002)	Minimize $\delta_\mu^2 + \delta_\sigma^2$ subject to $\hat{\omega}_\mu - w_\mu \delta_\mu = T_\mu$ $\hat{\omega}_\sigma - w_\sigma \delta_\sigma = T_\sigma$	$T_\mu, T_\sigma(w_\mu, w_\sigma)$ : Targets(weights) of process mean and variability

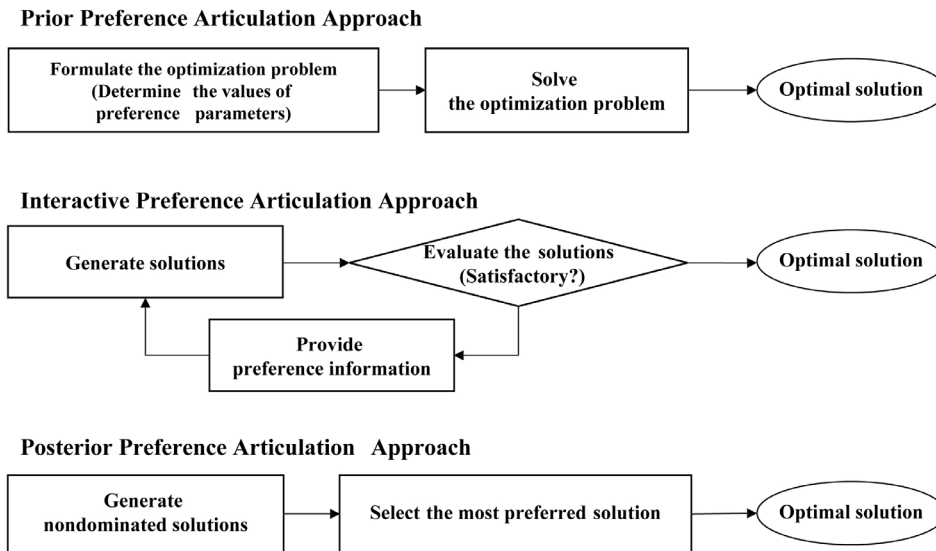


Figure 5. Concepts of Prior/Interactive/Posterior Preference Articulation Approaches

해를 평가하고 이에 대한 선호도정보를 제공하여 새로운 해를 생성하는 과정을 만족스러운 해가 도출될 때까지 반복한다. 사후 선호도정보반영법은 우수한 대안해를 생성한 다음 의사결정자에게 해를 제공한다. 그리고 생성된 해 가운데 의사결정자가 가장 만족스러운 해를 선택할 수 있도록 지원한다.

사전선호도정보반영법은 최적화 기준을 정의하고 최적화 문제를 구성 한 뒤, 이를 풀어서 최적해를 구한다. 이러한 접근법은 최적화 문제를 한번만 푼다는 점에서 간단하고 계산부담 (computational effort) 측면에서 장점을 가진다. 하지만 최적화 문제를 풀기 전에 모든 선호 파라미터 값을 오류 없이 제공해야 한다는 점에서 현실적인 어려움이 있을 수 있다. Vining and Myers(1990), Lin and Tu(1995), Copeland and Nelson(1996), Kim and Lin(1998)이 사전선호도정보반영법을 채택한 대표적인 연구에 해당한다. 제 2.1절에서 소개된 대부분의 사례연구 또한 사전선호도정보반영법을 채택한 연구에 해당한다.

대화식선호도정보반영법은 의사결정자에게 해를 평가하게 하고 평가결과를 반영해 새로운 해를 생성한다. 이러한 상호작용 과정을 통해 평균과 산포의 상충관계를 이해하게 되고, 점진적으로 만족스러운 해에 근접하게 된다. 사전선호도정보 반영법에 비해 선호 파라미터 값을 미리 제공하지 않고 해를 평가하면서 선호 파라미터 값을 제공한다는 점에서 의사결정자에게는 쉬운 방법이다. 최근 Lee and Kim(2012)이 대화식선호도정보반영법을 채택한 쌍대반응표면최적화 방법을 제안하였다.

사후선호도정보반영법은 사전/대화식선호도정보반영법과는 달리 선호 파라미터 값을 요구하지 않는다. 의사결정자는 다수의 대안해를 관찰하고 이 가운데 가장 만족스러운 해를 선택한다. 직접 해를 관찰하고 선택한다는 점에서 의사결정자에게 직관적인 방법이다. Lee et al.(2010), Koksoy and Doganaksoy (2003) 등이 사후선호도정보반영법을 이용한 대표적인 연구에

해당한다.

### 3. 쌍대반응표면최적화 기존연구 분류

본 장에서는 앞서 소개된 최적화 기준과 선호도정보 반영시점에 따라 기존 연구를 분류하여 연구의 동향을 살펴본다. 또한 주요 연구간의 관계를 살펴본다. 기존 쌍대반응표면최적화 연구를 최적화 기준을 가로축으로 선호도정보 반영시점을 세로축으로 하여 분류하였다(<Figure 6> 참조).

선호도정보 반영시점의 관점에서 보면 대부분의 연구가 사전선호도정보반영법에 해당한다. 90년대의 연구가 모두 사전선호도정보반영법에 해당하며, 최근의 연구는 대화식 혹은 사후 선호도정보반영법에 대해 이루어졌다. 사전선호도정보반영법은 간단하면서도 최적화 문제를 한번 푸는 형식이기 때문에 계산부담 측면에서 장점을 가진다. 하지만 의사결정자가 선호 파라미터의 값을 미리 결정해야 하는 현실적인 어려움이 있다. 이러한 어려움은 공정에 대한 사전 지식이 없을 때 더욱 문제가 된다. 반면, 대화식 혹은 사후선호도정보반영법의 경우, 의사결정자와상호작용 과정을 거치고 다수 대안해를 의사결정자에게 제시함으로써, 의사결정자는 공정 평균과 산포에 대한 상충관계를 이해할 수 있게 된다. 즉, 의사결정자에게 쉬운 방법이며 특히 공정에 대한 사전 지식이 없을 경우에 유용하다고 할 수 있다. 반복과정과 다수 대안해를 생성해야 한다는 측면에서 계산부담이 발생할 수 있다. 하지만 최근들어 컴퓨터 성능의 발달과 해 찾기 알고리즘의 발달로 계산에 대한 어려움이 해소되면서 대화식과 사후 선호도정보반영법에 해당하는 연구가 진행되었고, 각광을 받고 있다.

최적화 기준 관점에서 보면 우선순위기반법에 해당하는 연

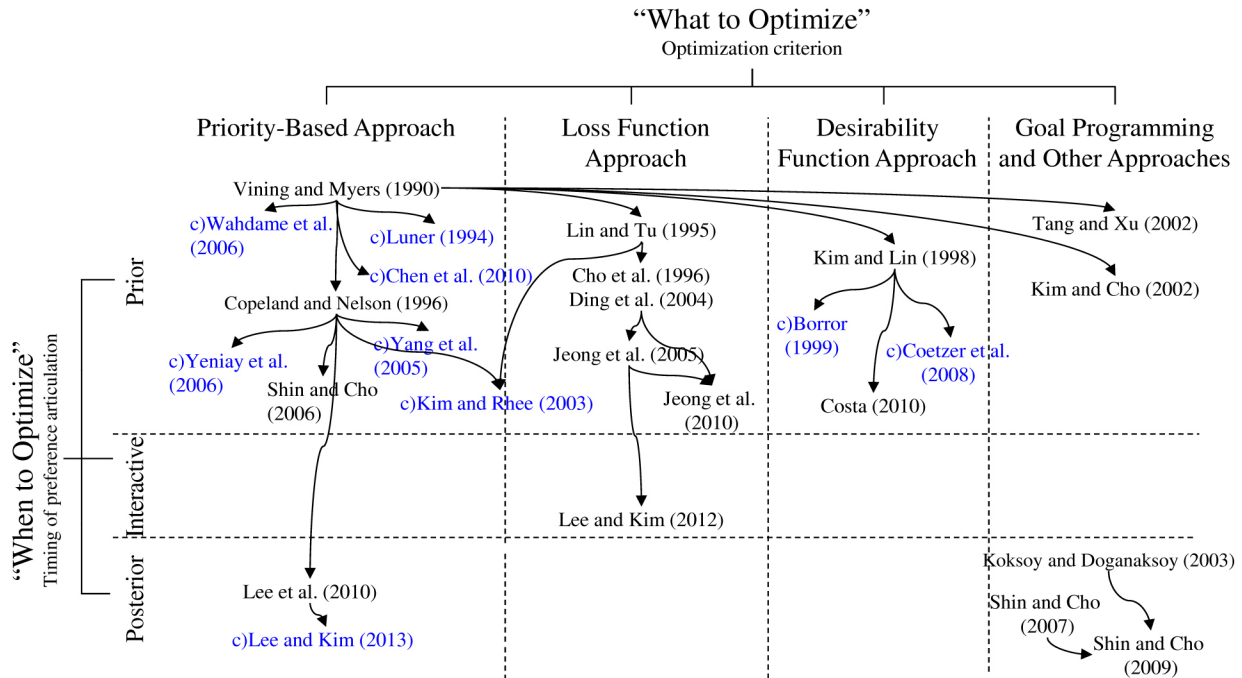


Figure 6. Classification of DRSO methods

구가 가장 많으며, 손실함수법, 호감도함수법, 목표계획법순으로 연구가 많이 이루어졌다. 우선순위기반법의 경우, 이를 이용한 사례연구가 다수 수행되었다. 손실함수법의 경우, 방법론 연구가 주를 이루고 있다. 특이한 점은 가스메탈아크공정의 최적화를 수행한 사례 연구(Kim and Rhee, 2003)로, 우선순위기반법과손실함수법을 모두 활용하였다. 목적함수로 손실함수법에서 사용되는 MSE를 두고, 제약식에 평균반응함수를 두고 최적화한다. 따라서 두 접근법 모두에 해당한다고 볼 수 있다. 이러한 종류의 연구가 향후에도 가능할 것으로 본다.

연구의 계보(genealogy) 관점에서 보면 쌍대반응표면최적화를 처음 제안한 Vining and Myers(1990)가 1세대 연구에 해당한다. Vining and Myers(1990)는 다구치 방법의 목적인 평균과 산포의 최적화를 위해 평균과 산포 모형화에 반응표면함수를 도입하였고, 이 두함수를 동시에 최적화하고자 하였다. 이들은 Myers and Carter(1973)가 두 개의 목적함수를 가진 최적화 문제에서 Lagrangian 방법을 이용하여 최적해를 도출한 점에 착안하여, 우선순위기반법을 제시하였다. 이후 2세대에 해당하는 Copeland and Nelson(1996), Lin and Tu (1995), Kim and Lin(1998)이 우선순위기반법, 손실함수법, 호감도함수법의 기틀을 마련하였고, 다수의 후속 연구가 진행되었다.

#### 4. 쌍대반응표면최적화 연구 이슈

본 장에서는 쌍대반응표면최적화 분야의 향후 연구이슈로, 다

중반응표면최적화로의 확장연구, 삼원반응표면최적화 연구, 데이터마이닝(datamining)을 이용한 공정평균과산포 최적화 연구를 제시한다.

#### 4.1 다중반응표면최적화로의 확장(Extended Multiresponse Surface Optimization)

쌍대반응표면최적화는 반응표면법의 확장된 연구로 단일 변수의 평균과 산포를 동시에 최적화 한다. 다구치 방법론의 철학을 반응표면법을 이용해 접근한 연구로, 반응표면법의 확장된 연구라고 할 수 있다. 이와 유사한 연구분야로 다중반응표면최적화(Multiresponse Surface Optimization; MRSO)가 있다. 다중반응표면최적화에서는 다수의 변수의 평균을 반응표면함수로 모형화하여 최적화한다. <Figure 7>은 반응표면법, 쌍대반응표면최적화, 다중반응표면최적화의 관계를 보여준다.

일반적으로 공정 최적화 단계에서는 다수의 변수를 동시에 최적화해야 하는 다중반응표면문제가 흔하다. 기존의 다중반응표면최적화 연구는 변수의 평균을 최적화하는데 초점을 맞추어왔으나, 산포가 공정 품질에 영향을 미치는 경우가 많으므로 이들의 산포까지 최적화를 해야 한다. 즉, 기존 쌍대반응표면최적화 연구가 다중반응표면최적화 연구로 확장되어야 한다. 이는 <Figure 7>의 우하향에 해당하는 연구로 확장다중반응표면최적화(Extended Multiresponse Surface Optimization; EMRSO)라고 한다. p개의 변수가 있다고 할 때, 각 변수의 평균과 산포를 모형화하여 최적화함으로 식 (2)와 같이 2p개의 반응표면함수를 최적화하는 문제로 치환된다.

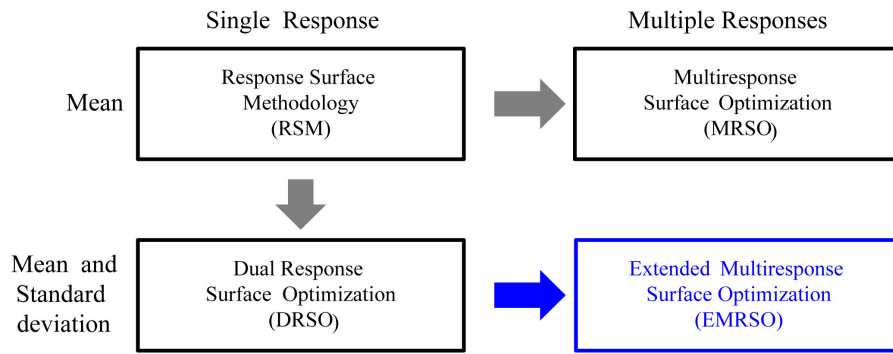


Figure 7. Concepts of RSM, MRSO, DRSO and EMRSO

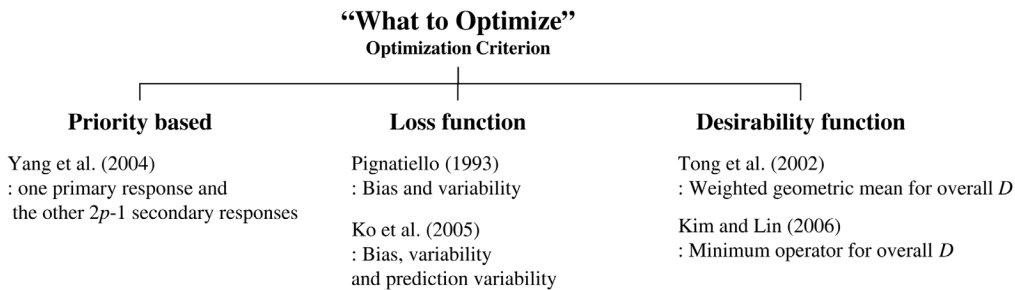


Figure 8. Existing methods of EMRSO

$$\text{Optimize } \{ \hat{y}_{1\mu}(x), \hat{y}_{1\sigma}(x), \dots, \hat{y}_{p\mu}(x), \hat{y}_{p\sigma}(x) \} \quad (2)$$

$$x \in \Omega$$

식 (2)의 최적화 문제는 다수의 목적함수를 동시에 최적화하는 문제이므로, 다목적의사결정(Multi-Objective Decision Making) 기법이 이를 해결하는데 활용될 수 있다. Ardakani and Wulff(2012), Murphy *et al.*(2005), Jeyapaul *et al.*(2005)는 다중 반응표면최적화분야와 확장다중반응표면최적화분야에 적용된 다목적의사결정기법을 고찰하고 있다.

본 연구에서는 5편의 확장다중반응표면최적화 연구를 살펴 보았다. 제 3장에서와 같이 최적화 기준 관점에서 분석해보면 <Figure 8>과 같이 분류가 가능하다. 손실함수법, 호감도함수법, 우선순위기반법 순으로 많은 연구가 이루어져왔다. 향후에도 이 분야에 대한 연구가 계속 진행 될 것으로 예상되는데, 기존에 수행된 쌍대/다중 반응표면최적화 방법론이 활용될 수 있을 것으로 예상된다. 특히 최근에 해선택 방법을 이용한 다중 반응표면최적화 방법이 Lee and Kim(2011), Lee *et al.*(2011; 2012)에 소개되었다. 의사결정자의 해선택 정보를 통해 최적해를 도출하는 방법으로 의사결정자에게 직관적이고 쉬운 방법이다. 이러한 방법 역시 확장다중반응표면최적화에 적용가능할 것으로 기대된다.

#### 4.2 삼원반응표면최적화(Triple Response Surface Optimization)

쌍대반응표면최적화는 반응변수 값이 평균을 중심으로

대칭적으로 분포되어 있는 경우에 적용될 수 있는 방법론이다. 그러나 실제 제품 또는 공정의 설계문제에서는 반응변수의 분포가 대칭적이지 않은 경우가 종종 발생한다. 평균을 중심으로 분포가 대칭적이지 않을 경우에는 평균과 산포뿐만 아니라 분포의 비대칭성도 동시에 고려하여 이들을 동시에 최적화하는 입력변수의 최적조건을 구하는 것이 바람직하다.

반응변수 분포의 비대칭성은 왜도(Skewness)라는 통계량을 도입함으로써 고려될 수 있다. 왜도는 수리적 기대치의 1차 모멘트로 나온 평균, 2차 모멘트로부터 나온 표준편차에 이어, 3차 모멘트로부터 구해지는 통계량으로, 확률분포의 기울어진 정도를 나타낸다. 왜도는 양의 값을 가지면 분포가 오른쪽으로 기울어져(skewed) 있음을 의미하며, 반대로 음의 값을 가지면 왼쪽으로 기울어져 있음을 의미한다. <Figure 9>는 왜도 값의 부호에 따른 분포의 기울어져 있는 모습을 보여주고 있다. 왜도는 평균의 추구 방향에 따라 바람직한 방향이 결정되는데, 가령 평균이 커지는 것을 추구한다면, 왜도도 큰 양의 값을 가지는 것이 바람직하다.

쌍대반응표면최적화의 추후 연구주제로 평균, 산포, 그리고 왜도를 하나의 체계에서 다루는 이른바 “삼원반응표면최적화(Triple Response Surface Optimization; TRSO)” 접근법을 개발하는 것을 들 수 있다(<Figure 10> 참조). 이와 관련된 세부 연구이슈로는 왜도를 어떻게 측정할 것인가, 왜도를 어떠한 방향으로 최적화하는 것이 바람직한가(증가시키는 것이 바람직한가, 또는 감소시키는 것이 바람직한가), 그리고 기존의 DRSO 체계에 왜도를 어떻게 추구할 것인가 등이 있다.

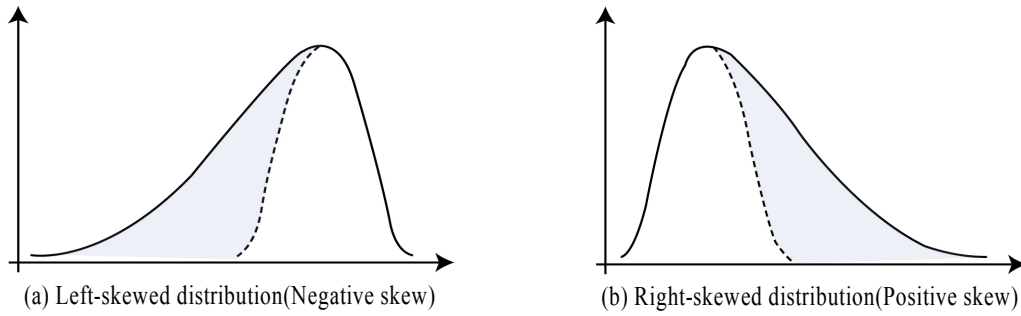


Figure 9. Shape of a skewed distribution

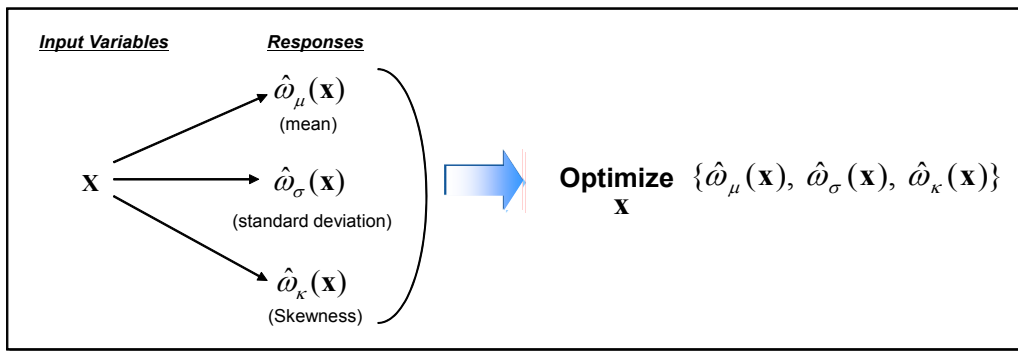


Figure 10. A Conceptual framework of Triple Response Surface Optimization

### 4.3 데이터마이닝 기법을 이용한 공정평균 산포 최적화

쌍대반응표면최적화의 핵심은 반응변수의 평균과 산포를 반응표면함수로 모형화하는 것이다. 이를 위해서는 실험을 수행하여 실험 데이터를 획득해야 한다. 하지만 실험 비용이 크거나, 기술적인 어려움 등으로 인해 실험이 불가능한 경우가 있다. 이러한 경우 진행중인 공정에서 계측되는 대량의 공정 운영데이터(operational data)를 분석하여 공정 최적화를 수행할 수 있다. 운영데이터를 분석하여 반응변수의 평균과 산포가 우수한 공정조건을 탐색하는 것이다. 최근 화두가 되고 있는 빅 데이터(big data) 또는 데이터마이닝기법 등이 활용될 수 있을 것이다.

## 5. 결론

쌍대반응표면최적화는 공정최적화 시 반응변수의 평균뿐만 아니라 산포까지 고려하여 최적 공정조건을 설정하는 다구치의 철학을 반응표면법을 통해 접근하는 연구분야이다. 본 논문은 성숙기에 접어든 쌍대반응표면최적화의 방법론 및 사례 연구를 살펴보았다. 의사결정의 관점에서 최적화 기준과 선호도정보 반영 시점을 기준으로 기존연구를 분류하였다. 분류 결과, 우선순위기법, 손실함수법, 호감도함수법에 해당하는 연구가 주를 이루었다. 선호도정보 반영 시점을 기준으로 보면 사전선호도정보반영법에 해당하는 연구가 주를 이루었고, 최근들어 대화식/사후선호도정보반영법에 해당하는 연구가

수행되었다. 향후에는 다중반응표면최적화 분야로의 확장, 삼원반응표면최적화, 데이터마이닝 기법의 활용 등의 주제를 중심으로 연구가 진행될 것으로 예상된다.

본 연구의 한계점으로 사례 연구 수집이 부족한 점을 들 수 있다. 본 연구에서는 품질공학/산업공학/최적화 관련 학술지만을 중심으로 사례 연구를 수집하여 9편의 사례 연구에 그쳤으나, 실제 더욱 많은 사례연구가 존재할 것으로 예상된다. 또한, 비선형최적화에 대한 다수의 연구가 존재하나 본 연구의 분석 범위에는 포함되지 않았다.

본 연구를 통해 쌍대반응표면최적화를 처음 접하는 연구자는 이 분야의 연구의 흐름과 동향을 파악할 수 있을 것으로 기대된다. 또한 성숙기에 이른 쌍대반응표면최적화 분야의 연구가 본연구에서 제안한 향후 연구주제를 중심으로 활발히 진행되기를 기대한다.

## 참고문헌

Ardakani, M. K. and Wulff, S. S. (2012), An Overview of Optimization Formulations for Multiresponse Surface Problems, *Quality Reliability Engineering International*, **29**, 3-16.  
 Borrer, C. M. (1998), Mean and variance modeling with qualitative responses : A case study, *Quality Engineering*, **11**(1), 141-148.  
 Chen, W., Huang, C., and Hung, C. (2010), Optimization of plastic injection molding process by dual response surface method with non-linear programming, *Engineering Computations*, **27**(8), 951-966.  
 Cho, B. R., Phillips, M. D., and Kapur, K. C. (1996), Quality improve-



- ment by RSM Modeling for Robust Design, Institute of Industrial Engineering, In : *5th Industrial Engineering Research Conference proceedings*, Minneapolis, 650-655.
- Coetzer, R. L. J., Rossouw, R. F., and Lin, D. K. J. (2008), Dual response surface optimization with hard-to-control variables for sustainable gasifier performance, *Journal of the Royal Statistical Society : Series C (Applied Statistics)*, **57**(5), 567-587.
- Copeland, K. A. and Nelson, P. R. (1996), Dual Response Optimization via Direct Function Minimization, *Journal of Quality Technology*, **28**(3), 331-336.
- Costa, N. (2010), Simultaneous Optimization of Mean and Standard Deviation, *Quality Engineering*, **22**, 140-149.
- Derringer, G. and Suich, R. (1980), Simultaneous optimization of several response variables, *Journal of Quality Technology*, **12**, 214-219.
- Ding, R., Lin, D. K. J., and Wei, D. (2004), Dual-Response Surface Optimization : A Weighted MSE Approach, *Quality Engineering*, **16**(3), 377-385.
- Hwang, C. L., Masud, A. S. M., Paidy, S. R., and Yoon, K. (1979), *Multiple Objective Decision Making-Methods and Applications : A State of the Art Survey*, Springer-Verlag, Berlin.
- Jeong, I., Kim, K., and Chang, S. (2005), Optimal Weighting of Bias and Variance in Dual Response Surface Optimization, *Journal of Quality Technology*, **37**(3), 236-247.
- Jeong, I., Kim, K., and Lin, D. (2010), Bayesian Analysis for Weighted Mean-Squared Error in Dual Response Surface Optimization, *Quality and Reliability Engineering International*, **26**(5), 417-430.
- Jeyapaul, R., Shahabudeen, P., and Krishnaiah, K. (2005), Quality Management Research by Considering Multi-response Problems in the Taguchi Method : a Review, *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, **26**, 1331-1337.
- Kim, D. and Rhee, S. (2003), Optimization of GMA welding process using the dual response approach, *International Journal of Production Research*, **41**(18), 4505-4515.
- Kim, K. and Lin, D. (1998), Dual Response Surface Optimization : A Fuzzy Modeling Approach, *Journal of Quality Technology*, **30**(1), 1-10.
- Kim, K. and Lin, D. (2006), Optimization of Multiple Responses Considering Both Location and Dispersion Effects, *European Journal of Operational Research*, **169**, 133-145.
- Kim, Y. and Cho, B. (2002), Development of Priority-Based Robust Design, *Quality Engineering*, **14**(3), 355-363.
- Ko, Y., Kim, K., and Jun, C. (2005), A New Loss Function-Based Method for Multiresponse Optimization, *Journal of Quality Technology*, **37**(1), 50-59.
- Koksoy, O. and Doganaksoy, N. (2003), Joint Optimization of Mean and Standard Deviation Using Response Surface Methods, *Journal of Quality Technology*, **35**(3), 239-252.
- Lee, D. and Kim, K. (2011), A Review on Posterior and Interactive Solution Selection Methods to Multiresponse Surface Optimization, *Journal of Quality*, **18**(4), 279-301.
- Lee, D. and Kim, K. (2012), Interactive Weighting of Bias and Variance in Dual Response Surface Optimization, *Expert Systems with Applications*, **39**(5), 5900-5906.
- Lee, D. and Kim, K. (2013), Determining the target value of ACICD to optimize the electrical characteristics of semiconductors using dual response surface optimization, *Applied Stochastic Models in Business and Industry*, **29**(4), 377-386.
- Lee, D., Jeong, I., and Kim, K. (2010), A Posterior Preference Articulation Approach to Dual-Response Surface Optimization, *IIE Transactions*, **42**(2), 161-171.
- Lee, D., Kim, K., and Köksalan, M. (2011), A Posterior Preference Articulation Approach to Multiresponse Surface Optimization, *European Journal of Operational Research*, **210**(2), 301-309.
- Lee, D., Kim, K., and Köksalan, M. (2012), An Interactive Method to Multiresponse Surface Optimization Based on Pairwise Comparisons, *IIE Transactions*, **44**(1), 13-26.
- Lin, D. and Tu, W. (1995), Dual Response Surface Optimization, *Journal of Quality Technology*, **27**(1), 34-39.
- Luner, J. J. (1994), Achieving Continuous Improvement with the Dual Response Approach : A Demonstration of the Roman Catapult, *Quality Engineering*, **6**(4), 691-705.
- Murphy, T. E., Tsui, K.-L., and Allen, J. K. (2005), A Review of Robust Design Methods for Multiple Responses, *Research in Engineering Design*, **15**, 201-215.
- Myers, R. H. and Carter, W. H. (1973), Response Surface Methods for Dual Response Systems, *Technometrics*, **15**(2), 301-307.
- Pignatiello, J. (1993), Strategies for Robust Multiresponse Quality Engineering, *IIE Transactions*, **25**(3), 5-15.
- Tang, L. C. and Xu, K. (2002), A Unified Approach for Dual Response Surface Optimization, *Journal of Quality Technology*, **34**(3), 437-447.
- Shin, S. and Cho, B. R. (2006), Robust design models for customer-specified bounds on process parameters, *Journal of Systems Science and Systems Engineering*, **15**, 2-18.
- Shin, S. and Cho, B. R. (2007), Integrating a biobjective paradigm to tolerance optimization, *International Journal of Production Research*, **45**(23), 5509-5525.
- Shin, S. and Cho, B. R. (2009), Studies on a biobjective robust design optimization problem, *IIE Transactions*, **41**, 957-968.
- Tong, L., Wang, C., Houg, C., and Chen, J. (2002), Optimizing Dynamic Multiresponse Problems Using the Dual-Response-Surface Method, *Quality Engineering*, **14**(1), 115-125.
- Vining, G. G. and Myers, R. H. (1990), Combining Taguchi and Response Surface Philosophies : A Dual Response Approach, *Journal of Quality Technology*, **22**(1), 38-45.
- Wahdame, B., Candusso, D., François, X., Harel, F., Péra, M., Hissel, D., and Kauffmann, J. (2006), Dual Response Surface Approach for the Analysis of a Fuel Cell Durability Test, *IEEE Industrial Electronics, IECON 2006-32nd Annual Conference on*, 4337-4342.
- Yang, T., Kuo, Y., and Chou, P. (2005), Solving a multiresponse simulation problem using a dual-response system and scatter search method, *Simulation Modeling Practice and Theory*, **13**(4), 356-369.
- Yeniaya, O., Unalb, R., and Lepsch, R. (2006), Using dual response surfaces to reduce variability in launch vehicle design : A case study, *Reliability Engineering and System Safety*, **91**, 407-412.