

만족도 함수의 편향과 산포를 고려한 다중반응표면최적화 기법 개발

정기효^{1*} · 이상기²

¹울산대학교 산업경영공학부 / ²삼성전자 무선사업부

Development of a Multiple Response Surface Method Considering Bias and Variance of Desirability Functions

Kihyo Jung¹ · Sangki Lee²

¹School of Industrial Engineering, University of Ulsan, Ulsan 680-749, Korea

²Communication Division, Samsung Electronics, Seoul 137-965, Korea

Desirability approaches have been proposed to find an optimum of multiple response problem. The existing desirability approaches use either of mean or min of individual desirability in aggregation of multiple responses. However, in order to find an optimum having high mean and low dispersion among individual desirability, the dispersion needs to be simultaneously considered with its mean. This study proposes bias and variance (BV) method which aggregates bias (ideal target-mean) and variance of individual desirability in multiple response optimization. The proposed BV method was applied to an example to evaluate its usefulness by comparing with existing methods. Evaluation results showed that the solution of BV method was a fairly good compared with DS (Derringer and Suich, 1980) and KL (Kim and Lin, 2000) methods. The BV method can be utilized to multiple response surface problems when decision makers want to find an optimum having high mean and low variance among responses.

Keywords: Bias and Variance(BV) Method, Desirability Approach, Aggregation Method, Multiple Response Surface Method

1. 서론

다중반응표면기법(multiple response surface methodology; 이하 MRS 방법)은 입력변수(independent variable)의 조합에 따른 2개 이상의 반응변수(dependent variable)를 동시에 최적화하는 기법이다. 기업들은 고품질의 제품을 생산하기 위해 2개 이상의 품질특성을 최적화하는 문제에 직면하게 된다(Zong *et al.*, 2006; Boudaoud *et al.*, 2006; Ok *et al.*, 2010). 예를 들면, 철강제조업은 인장력(tensile strength), 항복강도(yield strength), 신장도(elongation)를 최적화한 철강제품을 생산하고자 하며, 직물제조업체는 경도(hardness), 점착력(cohesiveness), 탄력성(springiness)이 우수한 직물을 생산하고자 한다. MRS 기법은 상술한

품질문제와 같이 다수의 반응변수를 동시에 최적화하는 입력 변수의 조건을 찾는 데 사용되고 있다(Lin and Tu, 1995; Pignatiello, 1993; Zhang *et al.*, 2008; Otero *et al.*, 2010; Khawas *et al.*, 2011).

MRS 방법은 손실함수를 이용하는 기법(loss function approach; 이하 LF 기법)과 만족도함수를 이용하는 기법(desirability function approach; 이하 DF 기법)으로 구분된다. LF 기법은 반응변수의 최적수준을 결정하기 위해 목표값과 반응변수 값 간의 차이를 비용(cost)으로 변환하여 이를 최소화시키는 기법으로서(Pignatiello, 1993), 통계적 이론에 충실하고 반응변수의 평균과 산포를 최적화 모형에 고려할 수 있는 특징을 가지고 있다. 반면, DF 기법은 반응변수의 값에 대한 의사결정자의 주관적

이 논문은 2012년 울산대학교 연구비에 의하여 연구되었음.

* 연락저자 : 정기효 박사, 680-749 울산광역시 남구 대학로 93 울산대학교 산업경영공학부, Tel : 052-259-2709, Fax : 052-259-2180,

E-mail : kjung@ulsan.ac.kr

2011년 10월 10일 접수; 2011년 11월 14일 게재 확정.

만족도(desirability)를 수량화하여 최적화하는 기법으로서(Derringer and Suich, 1980), 의사결정자의 선호도를 최적화에 반영할 수 있는 장점이 있다.

DF 기법을 적용한 MRS 최적화는 <Figure 1>에 나타난 것과 같이 반응표면 모델링(response modeling), 개별만족도(individual desirability) 계산, 그리고 종합만족도(overall desirability) 계산의 3단계 순서로 진행된다(Kim and Lin, 2000). 첫째 단계는 다양한 입력변수의 조건에서 실험을 통해 수집된 데이터로부터 입력변수와 반응변수의 관계를 모델링(예: 회귀분석)한다. 둘째 단계는 의사결정자의 선호도를 반영한 만족도함수(desirability function)를 정의하여 반응변수의 바람직한 정도를 0과 1사이의 점수로 변환한다. 마지막 단계는 다수의 반응변수를 동시에 최적화하기 위해 개별만족도를 한 개의 종합만족도로 통합(예: 개별만족도의 평균)한다.

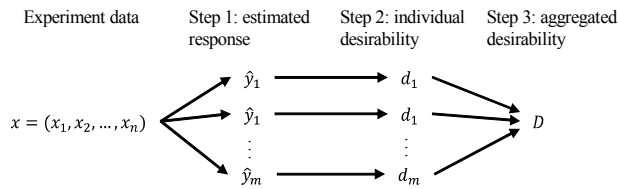


Figure 1. Process of Multiple Response Surface Method with Desirability Function

기존 연구는 다수의 개별만족도를 한 개의 종합만족도로 통합하는 DS 기법(Derringer and Suich, 1980)과 KL 기법(Kim and Lin, 2000)을 제안하였으나, 개별만족도 간의 산포를 최적화 모형에 고려하지 못한 한계점이 있다. DS 기법은 종합만족도를 개별만족도의 기하평균(geometric mean)으로 계산하였고, KL 기법은 종합만족도를 개별만족도의 최소값으로 설정하였다. 그로 인해, DS 기법은 개별만족도의 기하평균이 같은 두 개의 대안을 동일하게 간주하지만, 품질특성치가 균형 있게 높은 것을 중요시하는 의사결정자는 평균은 동일하더라도 개별만족도의 산포가 작은 대안을 상대적으로 선호할 것이다. 또한, KL 기법은 개별만족도의 최소값이 동일한 두 개의 대안을 동일하게 간주하지만, 의사결정자는 같은 최소값을 가지더라도 개별만족도의 평균값이 높은 것을 상대적으로 선호할 것이다. 따라서, MRS 기법을 적용해 보다 우수한 최적해를 도출하기 위해서는 개별만족도의 평균과 산포를 동시에 고려할 수 있는 새로운 DF 기반 MRS 방법의 개발이 필요하다.

본 연구는 개별만족도의 편향(bias)과 산포(variance)를 동시에 최적화할 수 있는 새로운 DF 기반 MRS 방법(이하, BV 기법)을 개발하였다. BV 기법은 목표값(개별만족도의 최대값 = 1)과 개별만족도 평균 간의 차이를 나타내는 편향과 개별만족도 간의 산포를 동시에 최소화하는 조건을 최적해로 탐색한다. 본 연구는 제안된 BV 기법의 유용성을 분석하기 위해 기존 연구에 사용된 Tire Tread Compound 최적화 문제에 BV 기법을 적용하여 기존 기법의 성능과 비교 평가하였다.

2. 관련 연구

DF 기법은 다수의 반응변수를 만족도 함수를 사용하여 개별 만족도들로 변환하는 단계와 변환된 개별만족도들을 하나의 종합만족도로 통합하여 최적해를 탐색한다(Kim and Lin, 2000). 먼저, DF 기법은 반응변수의 값을 <Figure 2>에 나타난 것과 같은 의사결정자의 선호도를 고려한 만족도 함수를 이용하여 0에서 1사이의 개별만족도들로 변환한다. 만족도 함수는 Harrington (1965)에 의해 처음으로 제안되었으며, 그 후 만족도 함수의 모양을 다양하게 변화시킬 수 있는 방법이 Derringer and Suich(1980)와 Kim and Lin(2000)에 의해 제안되었다(식 (1)과 식 (2) 참고). 예를 들면, 식 (1)의 만족도 함수는 상수 s 와 t 에 따라 함수의 모양이 달라지며, s 와 t 가 1일 때 <Figure 2>와 같은 선형 함수가 된다.

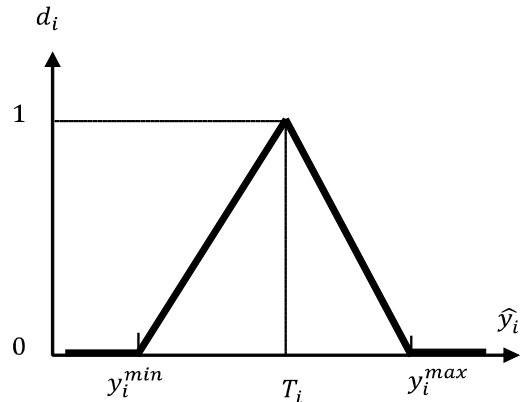


Figure 2. Linear Desirability Function(Refer to Equation 1 for the Symbols)

$$d_i = \begin{cases} 0 & \text{if } \hat{y}_i \leq y_i^{\min} \text{ or } \hat{y}_i \geq y_i^{\max} \\ \left[\frac{\hat{y}_i - y_i^{\min}}{T_i - y_i^{\min}} \right]^s & \text{if } y_i^{\min} \leq \hat{y}_i \leq T_i \\ \left[\frac{y_i^{\max} - \hat{y}_i}{T_i - y_i^{\max}} \right]^t & \text{if } T_i \leq \hat{y}_i \leq y_i^{\max} \end{cases} \quad (1)$$

where : d_i = individual desirability for response i

\hat{y}_i = estimated mean of response i

y_i^{\min} = lower limit of response i

y_i^{\max} = upper limit of response i

T_i = target value of response i

s, t = shape constant of desirability function
(if s and $t = 1$, linear)

$$d_i = \begin{cases} \frac{\exp(t) - \exp(t|z_i|)}{\exp(t) - 1} & \text{if } t \neq 0 \\ 1 - |z_i| & \text{if } t = 0 \end{cases} \quad (2)$$

where : d_i = individual desirability for response i
 t = shape constant of desirability function
 (if $t=1$, linear function)
 z_i = standardized value for response i ($[-1, 1]$)

종합만족도 계산에는 개별만족도들의 기하평균을 사용하는 DS 기법과 최소값을 사용하는 KL 기법이 사용되고 있다. DS 기법은 식 (3)과 같이 개별만족도의 기하평균으로 종합만족도를 계산한다(Derringer and Suich, 1980). DS 기법의 종합만족도는 0에서 1사이의 값을 가지는 개별만족도들의 기하평균으로 계산되기 때문에 0에서 1사이의 값을 가지게 된다. 또한, DS 기법은 기하평균을 사용하기 때문에 다수의 개별만족도 중에서 한 개 이상이 0이 되면 종합만족도가 0이 된다. 이러한 기하평균을 이용한 종합만족도는 하나 이상의 개별만족도가 0이 되면 최적조건이 될 가능성을 현저히 낮추는 특성이 있다.

$$D = (d_1 \times d_2 \times d_3 \times \dots \times d_r)^{1/r} \quad (3)$$

where : D = overall desirability
 d_i = individual desirability for response i
 r = number of responses

KL 기법은 식 (4)에 나타낸 것과 같이 개별만족도들 중에서 가장 작은 값을 종합만족도로 설정한다(Kim and Lin, 2000). 그로 인해, KL 기법은 개별만족도 중에서 최소값이 최대화되는 보수적인(conservative) 최적조건을 탐색하게 된다. 이러한 KL 기법의 보수적 최적화 특성은 극단적인 일부 문제에 있어서 합리적이지 못한 최적해를 탐색할 수 있는 한계점이 있다(Kim and Lin, 2000). 예를 들면, 개별만족도가(0.99, 0.99, 0.99, 0.49; 산술평균 = 0.86)인 경우와(0.5, 0.5, 0.5, 0.5; 산술평균 = 0.5)인 경우, 의사결정자에게는 평균만족도가 유의하게 높은 전자가 더욱 선호되지만, KL 방법은 최소값이 상대적으로 적은 후자를 최적대안으로 선정한다.

$$D = \min(d_1, d_2, d_3, \dots, d_r) \quad (4)$$

where : D = overall desirability
 d_i = individual desirability for response i
 r = number of responses

3. BV(Bias and Variance) 기법

BV 기법은 개별만족도의 편향과 산포를 통합한 종합불만족도(overall dissatisfaction)를 최소화하는 조건을 탐색한다. BV 기법의 개별만족도는 기존 연구들(Derringer and Suich, 1980; Boudaoud *et al.*, 2006; Otero *et al.*, 2010)에 적용된 선형 만족도 함수를 사용하여 정량화된다(제 3.1절 참조). 종합불만족도는 선형 만족도 함수를 이용해 계산된 개별만족도들 간의 편향과

산포를 더하여 정량화된다(제 3.2절 참조).

3.1 개별만족도

BV 기법의 개별만족도는 식 (5)와 같은 선형함수를 이용하여 정량화된다. 만족도 함수 정의를 위해 필요한 반응변수의 허용범위(y_i^{\min} , y_i^{\max})는 의사결정자의 경험이나 이론적으로 가능한 범위 내에서 가장 큰 값과 가장 작은 값으로 설정된다(Kim and Lin, 2000). 또한, 반응변수의 목표값(T_i)은 기업의 이상적인 목표 품질규격으로 설정된다.

3.2 종합불만족도

BV 기법의 종합불만족도는 기존 연구(Lin and Tu, 1995)를 참고하여 반응변수별 개별만족도의 편향과 산포를 동시에 최적화할 수 있는 식 (6)을 이용해 정량화된다. 먼저, 편향은 개별만족도가 가질 수 있는 최대값인 1과 개별만족도들의 산술평균값 간의 차이로 계산된다. 예를 들면, 반응변수 4개의 개별만족도가(0.5, 0.6, 0.7, 0.8; 산술평균 = 0.65)인 경우, 편향은 0.35(1-0.65)가 된다. 산포는 개별만족도들의 분산으로 계산된다. 예를 들면, 반응변수 4개의 개별만족도가(0.5, 0.6, 0.7, 0.8)이면 산포는 0.017이 된다. BV 기법은 편향과 산포를 동시에 고려하여 개별만족도의 산술평균이 높고(편향이 작음), 분산이 작은 입력변수의 조건을 최적대안으로 탐색하게 된다.

$$d_i = \begin{cases} 0 & \text{if } \hat{y}_i \leq y_i^{\min} \text{ or } \hat{y}_i \geq y_i^{\max} \\ \left[\frac{\hat{y}_i - y_i^{\min}}{T_i - y_i^{\min}} \right] & \text{if } y_i^{\min} \leq \hat{y}_i \leq T_i \\ \left[\frac{\hat{y}_i - y_i^{\max}}{T_i - y_i^{\max}} \right] & \text{if } T_i \leq \hat{y}_i \leq y_i^{\max} \end{cases} \quad (5)$$

where : d_i = individual desirability for response i
 \hat{y}_i = estimated mean value for response i
 y_i^{\min} = lower limit for response i
 y_i^{\max} = upper limit for response i
 T_i = target value for response i

$$D_{BV} = (1 - \bar{d})^2 + s_d^2 \quad (6)$$

where : D_{BV} = overall dissatisfaction
 \bar{d} = average of individual desirabilities
 s_d = standard deviation of individual desirabilities

3.3 BV 기법의 특성

BV 기법은 편향과 산포를 종합적으로 고려하기 때문에 반응변수들이 균형 있게 높은 최적 대안을 탐색할 수 있다. BV

기법에서 편향을 줄이기 위해서는 개별만족도의 평균이 높아야 하고, 산포를 줄이기 위해서는 개별만족도 간의 분산이 작아야 한다. 이러한 BV 기법의 특성은 반응변수들이 균형 있게 높은 조건을 최적해로 탐색할 수 있게 한다. 예를 들면, BV 기법은 개별만족도의 평균이 같은 대안 1(개별만족도 = 1.0, 0.8, 0.7, 0.5; 평균 = 0.75, 분산 = 0.21)과 대안 2(개별만족도 = 0.8, 0.7, 0.8, 0.7; 평균 = 0.75, 분산 = 0.06) 중에서 반응변수들의 값이 상대적으로 균형이 있는 대안 2를 최적 조건으로 결정하게 된다.

BV 기법은 가용한 정보를 최대한 활용(평균과 분산)하여 최적조건을 탐색하기 때문에 KL 기법에서 일부 정보(최소값)만을 사용할 때 발생할 수 있는 한계점을 보완할 수 있다. BV 기법의 종합불만족도는 개별만족도들의 편향과 산포의 합으로 정량화되기 때문에 반응변수에 대한 가용한 정보를 충분히 활용하여 최적조건을 탐색한다. 그로 인해, BV 기법은 KL 기법과 같이 가용한 정보 중 일부만(최소값)을 활용하여 종합만족도를 정의할 때 발생하는 한계점을 해결할 수 있다. 예를 들면, KL 기법은 대안 1(개별만족도 = 0.95, 0.95, 0.95, 0.45; 평균 = 0.79, 분산 = 0.225; 종합불만족도 = 0.10)보다 최소값이 큰 대안 2(개별만족도 = 0.5, 0.5, 0.5, 0.5; 평균 = 0.58, 분산 = 0.05; 종합불만족도 = 0.18)를 최적조건으로 결정되지만, BV 기법은 개별만족도의 편향과 산포를 절충하여 상대적으로 선호되는 대안 1을 최적해로 선택한다.

마지막으로, BV 기법은 개별만족도의 편향과 산포를 독립

적으로 적용하기 때문에 의사결정자의 선호도에 따라 가중치를 부여할 수 있다. 만약, 개별만족도의 평균을 상대적으로 중요하게 생각하는 의사결정자는 편향에 상대적으로 높은 가중치를 부여함으로써 의사결정자의 선호도를 최적화 모형에 반영할 수 있다.

4. 적용 사례 : Tire Tread Compound 연구

본 연구는 제안된 BV 기법의 유용성을 평가하기 위해 기존 연구에 적용된 Tire Tread Compound 연구(Derringer and Suich, 1980; 이하 TTC 연구)에 BV 기법을 적용하였다. TTC 연구에 사용된 입력변수는 hydrated silica level(x_1), silane coupling agent level(x_2), sulfur level(x_3)이고, 반응변수는 PICO abrasion index (y_1), 200% modulus(y_2), elongation at break(y_3), hardness(y_4)이다. 그리고 실험데이터는 <Table 1>에 나타난 것과 같이 중심합성계획(central composite design)을 활용해 수집되었다. TTC 연구에서 제시한 반응변수들의 평균에 대한 2차 회귀방정식은 식 (7)과 같으며, 각 반응변수의 형태(예 : 망대, 망목)와 규격범위는 <Table 2>와 같다.

$$\begin{aligned} \hat{y}_1 = & 139.12 + 16.49x_1 + 17.88x_2 + 10.91x_3 \\ & - 4.01x_1^2 - 3.45x_2^2 - 1.57x_3^2 + 5.13x_1x_2 \\ & + 7.13x_1x_3 + 7.88x_2x_3 \end{aligned} \quad (7)$$

Table 1. Experimental Data on Tire Tread Compound Study(Derringer and Suich, 1980)

Compound No.	Independent variable			Response variable			
	x_1	x_2	x_3	y_1	y_2	y_3	y_4
1	-1	-1	+1	102	900	470	67.5
2	+1	-1	-1	120	860	410	65
3	-1	+1	-1	117	800	570	77.5
4	+1	+1	+1	198	2294	240	74.5
5	-1	-1	-1	103	490	640	62.5
6	+1	-1	+1	132	1289	270	67
7	-1	+1	+1	132	1270	410	78
8	+1	+1	-1	139	1090	380	70
9	-1.633	0	0	102	770	590	76
10	+1.633	0	0	154	1690	260	70
11	0	-1.633	0	96	700	520	63
12	0	+1.633	0	163	1540	380	75
13	0	0	-1.633	116	2184	520	65
14	0	0	+1.633	153	1784	290	71
15	0	0	0	133	1300	380	70
16	0	0	0	133	1300	380	68.5
17	0	0	0	140	1145	430	68
18	0	0	0	142	1090	430	68
19	0	0	0	145	1260	390	69
20	0	0	0	142	1344	390	70

Table 2. Response Type and Specification of Tire Tread Compound Study(Derringer and Suich, 1980)

Response variable	Type*	Specification		
		Lower limit	Upper limit	Target
PICO Abrasion Index(y_1)	LTB	120	170	-
200% Modulus(y_2)	LTB	1000	1300	-
Elongation at Break(y_3)	NTB	400	600	500
Hardness(y_4)	NTB	60	75	67.5

Note) * LTB : larger the better, NTB: nominal the best.

$$\hat{y}_2 = 1261.11 + 268.15x_1 + 246.50x_2 + 139.48x_3 - 83.55x_1^2 - 24.79x_2^2 + 199.17x_3^2 + 69.38x_1x_2 + 94.13x_1x_3 + 104.38x_2x_3$$

$$\hat{y}_3 = 400.38 - 99.67x_1 - 31.40x_2 - 73.92x_3 + 7.93x_1^2 + 17.31x_2^2 + 0.43x_3^2 + 8.73x_1x_2 + 6.25x_1x_3 + 1.25x_2x_3$$

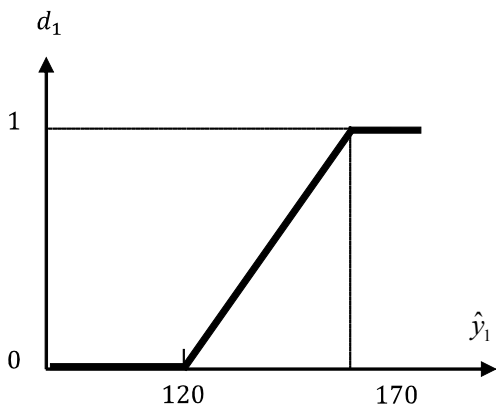
$$\hat{y}_4 = 68.91 - 1.41x_1 + 4.32x_2 + 1.63x_3 + 1.56x_1^2 + 0.06x_2^2 - 0.32x_3^2 - 1.63x_1x_2 + 0.13x_1x_3 - 0.25x_2x_3$$

x_1 = hydrated silica level
 x_2 = silane coupling agent level
 x_3 = sulfur level

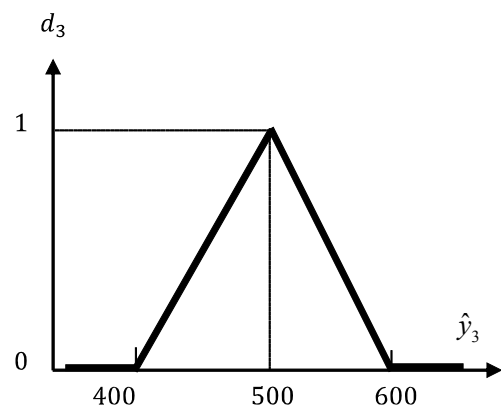
만족도 함수는 <Table 2>와 같이 TTC 연구에 제시된 규격범위를 활용하여 선형함수로 정의되었다. 예를 들면, PICO abrasion index(y_1)는 망대특성이므로 <Figure 3>(a)와 같이 규격하한(120)일 때 최소 만족도(0)가 되고 규격상한(170)일 때 최대 만족도(1)가 되도록 설정되었다. 한편, elongation at break (y_3)는 망목특성이므로 <Figure 3>(b)와 같이 목표값(500)에서 최대 만족도가 되고, 목표값에서 멀어질수록 규격하한(400)과 상한(600) 내에서 만족도가 비례적으로 감소하도록 설정되었다.

본 연구의 최적해는 MATLAB 7.0(Mathworks, USA)의 *fmin-search* 함수를 활용하여 계산되었다. 본 연구는 BV 기법의 성능을 기존 기법(DS 및 KL 기법)과 비교할 수 있도록 3종의 기법에 대해 각각 최적화 프로그램을 개발하여 사용하였다.

where : \hat{y}_1 = PICO abrasion index
 \hat{y}_2 = 200% modulus
 \hat{y}_3 = elongation at break
 \hat{y}_4 = hardness



(a) Desirability function of PICO abrasion index(y_1)



(b) Desirability function of elongation at break(y_3)

Figure 3. Desirability Function

Table 3. Optimization Results on Tire Tread Compound Study

Method	Response variable				Individual desirability				Geometric mean	Variance	Overall dissatisfaction
	y_1	y_2	y_3	y_4	d_1	d_2	d_3	d_4			
BV	130.25	1272.00	468.90	69.01	0.27	0.83	0.56	0.67	0.57	0.06	0.22
DS	129.36	1300.00	467.54	68.15	0.19	1.00	0.68	0.92	0.58	0.15	0.33
KL	139.38	1283.00	438.76	72.09	0.39	0.94	0.39	0.39	0.48		0.35

BV 기법은 <Table 3>에 나타난 것과 같이 기존 기법들보다 개별만족도의 평균이 높으면서 산포가 상대적으로 작은 최적해를 탐색하는데 유용한 것으로 나타났다. BV 기법의 최적해는 개별만족도의 기하평균(0.57)이 DS 기법(0.58)과 유사하였으나, BV 기법의 종합불만족도(0.22)는 DS 기법(0.33)보다 33% 작은 것으로 나타났다. 한편, KL 기법의 기하평균(0.48)은 BV 기법(0.57)보다 약 16% 낮은 것으로 분석되었으며, KL 기법의 종합불만족도(0.35)는 BV 기법(0.33)보다 6% 큰 것으로 파악되었다.

5. 토의 및 결론

본 연구는 개별만족도의 편향과 산포를 고려해 다중반응표면 문제를 최적화하는 BV 기법을 개발하였다. BV 기법은 다수의 반응변수에 대한 개별만족도들의 평균이 높으면서 개별만족도들 간의 산포가 작은 최적 대안을 탐색할 수 있다. 이러한 BV 기법의 특성은 균형 있게 개별만족도가 높은 조건을 최적해로 탐색하는 장점이 있다. 본 연구에서 제안된 BV 기법은 기존 기법(DS 기법과 KL 기법)과 더불어 다중반응표면 문제의 최적화에 유용하게 활용될 수 있을 것으로 기대된다.

의사결정자의 성향에 따라 주관적으로 선호하는 다중반응 최적화 기법이 상이할 수 있다. BV 기법은 개별만족도의 평균이 높으면서 산포가 작은 최적해를 상대적으로 선호하는 의사결정자에게 적합하다. 반면, DS 기법은 개별만족도의 평균이 높은 최적해를 선호하는 의사결정자에게 적합하며, KL 기법은 개별만족도의 최소값이 가장 큰 최적해를 선호하는 의사결정자에게 적합하다. 따라서 본 연구의 BV 기법과 기존의 다중반응최적화 기법은 의사결정자의 성향에 따라 선택적으로 사용되는 것이 바람직하다.

마지막으로, BV 기법은 개별만족도 통합 시 다중반응최적화기법에 널리 사용되고 있는 기하평균 대신 산술평균을 사용하고 있다. 기하평균은 대부분의 개별만족도가 높더라도 일부 개별만족도가 수용할 수 없을 정도로 낮으면($d_i = 0$) 최적해로 선택될 가능성을 현저히 낮추는 특징을 가지고 있다(Derringer and Suich, 1980). 예를 들면, 반응변수의 개별만족도가 (0.9, 0.9, 0.0)인 대안 A는 산술평균이 0.6으로 개별만족도가 (0.6, 0.7, 0.5)인 대안 B의 0.5보다 크지만, 대안 A의 기하평균은 0.0으로 대안 B의 0.12보다 현저히 낮아 최적대안으로 선택되지 않는다. 한편, BV 기법은 개별만족도의 산술평균과 분산을 함께 고려하여 최적해를 결정하기 때문에 기하평균을 사용하지 않더라도 상기 언급한 기하평균의 장점을 가지게 된다. 즉, 어

떤 대안의 산술평균이 높더라도 특정 개별만족도가 극단적으로 낮으면 분산이 커져서 기하평균을 사용할 때와 유사하게 최적해로 선택될 가능성이 현저히 낮아진다. 상기 예의 대안 A는 산술평균(0.6)이 대안 B(0.5)보다 높으나 분산($A = 0.27, B = 0.01$)이 커서 종합불만족도($A = 0.67, B = 0.41$)가 높아져 최적대안으로 선택되지 않는다. 이러한 BV 기법의 특징은 본 논문의 사례연구에서도 나타났다. BV 기법의 최적 개별만족도는 (0.27, 0.83, 0.56, 0.67)으로 기하평균을 사용한 DS 기법의 최적 개별만족도인 (0.19, 1.00, 0.68, 0.92)보다 최소값이 커서 극단적으로 작은 개별만족도를 가지는 해를 회피하는 것으로 파악되었다.

참고문헌

- Boudaoud, N., Cherfi, Z., Troussier, N., and Omezzine, B. (2006), The desirability function in a multiresponse optimization framework : A case study, *Computational Engineering in Systems Applications*, 1267-1271.
- Derringer, G. and Suich, R. (1980), Simultaneous optimization of several response variables, *Journal of Quality Technology*, 12(4), 214-219.
- Harrington, Jr. E. C. (1965), The desirability function, *Industrial Quality Control*, 4, 494-498.
- Khawas, A., Banerjee, A., and Mukhopadhyay, S. (2011), A response surface method for design space exploration and optimization of analog circuits, *IEEE Computer Society Annual Symposium on VLSI*.
- Kim, K. and Lin, D. K. J. (2000), Simultaneous optimization of mechanical properties of steel by maximizing exponential desirability functions, *Applied Statistics*, 49(3), 311-325.
- Lin, D. K. J. and Tu, W. (1995), Dual response surface optimization, *Journal of Quality Technology*, 27(1), 34-39.
- Pignatiello, J. J. (JR) (1993), Strategies for robust multiresponse quality engineering, *IIE Transactions*, 25(3), 5-15.
- Ok, Z. D., Isaacs, J. A., Benneyan, J. C., Antoinette, P. L., and Banash, M. A. (2010), Desirability functions for optimizing nanomanufacturing production scale-up, *Sustainable Systems and Technology, 2010 IEEE International Symposium*, 1-5.
- Otero, C. E., Shaw, W. H., Kostanic, I., and Otero, L. D. (2010), Multiresponse optimization of stochastic WSN deployment using response surface methodology and desirability functions, *IEEE Systems Journal*, 4(1), 39-48.
- Sun, X., Zhang, D., Chen, Y., and Zhao, Y. (2008), GA-based multi-response desirability function optimization approach, *IEEE International Conference on Service Operations and Logistics, and Informatics*, 1771-1773.
- Zong, Z., He, Z., and Kong, X. (2006), A new desirability function based method for multi-response robust parameter design, *International Technology and Innovative Conference*, 178-183.