

쌍대반응표면최적화를 위한 사후선호도반영법: TOPSIS를 활용한 최고선호해 선택¹

A Posterior Preference Articulation Method to Dual-Response Surface Optimization: Selection of the Most Preferred Solution Using TOPSIS

정인준 (In-Jun Jeong) 대구대학교 경영학과²

ABSTRACT

Response surface methodology (RSM) is one of popular tools to support a systematic improvement of quality of design in the product and process development stages. It consists of statistical modeling and optimization tools. RSM can be viewed as a knowledge management tool in that it systemizes knowledge about a manufacturing process through a big data analysis on products and processes. The conventional RSM aims to optimize the mean of a response, whereas dual-response surface optimization (DRSO), a special case of RSM, considers not only the mean of a response but also its variability or standard deviation for optimization. Recently, a posterior preference articulation approach receives attention in the DRSO literature. The posterior approach first seeks all (or most) of the nondominated solutions with no articulation of a decision maker (DM)'s preference. The DM then selects the best one from the set of nondominated solutions a posteriori. This method has a strength that the DM can understand the trade-off between the mean and standard deviation well by looking around the nondominated solutions. A posterior method has been proposed for DRSO. It employs an interval selection strategy for the selection step. This strategy has a limitation increasing inefficiency and complexity due to too many iterations when handling a great number (e.g., thousands ~ tens of thousands) of nondominated solutions. In this paper, a TOPSIS-based method is proposed to support a simple and efficient selection of the most preferred solution. The proposed method is illustrated through a typical DRSO problem and compared with the existing posterior method.

Keywords: Response Surface Methodology, Knowledge Management Tool, Dual-Response Surface Optimization, Posterior Preference Articulation Approach, Most Preferred Solution, TOPSIS

¹ 이 논문은 2015학년도 대구대학교 학술연구비 지원에 의한 논문임.

논문접수일: 2018년 4월 16일; 게재 확정일: 2018년 5월 22일

² 교신저자

1. 서론

오늘날 기술의 혁신과 소비자 니즈의 다양화로 인하여, 소비자가 원하는 ‘우수한 품질’의 제품을 제공하는 것이 기업의 지속가능한 성장 또는 생존을 위한 필수 불가결한 조건이 되고 있다. 이를 위해서는 소비자의 요구사항을 정확히 파악하고 수집하여 제품기획 및 설계 시에 꼼꼼히 반영하고(봉동원 외 2인 2007), 설계된 제품을 규격범위(Specifications)에 맞게끔 정확하고 정밀하게 양산하기 위하여 공정을 설계하고 설정해야 한다. 설계품질은 고객의 요구에 기반하여 제품 및 공정을 설계하는 과정의 품질을 의미한다. 품질활동은 제품 및 공정의 설계, 생산, 검사 및 출하 등 생산의 전 과정에서 이루어질 수 있으나, 그 효과는 실제 생산에 진입하기 전인 설계품질 단계에서 매우 큰 것으로 알려져 있다(이순룡 2012). 설계가 완료된 후, 설계문제가 발생하면 이를 변경하거나 개선하는데 매우 큰 비용이 유발되기 때문이다.

반응표면분석(Response Surface Methodology)은 제품 및 공정 개발 단계에서 설계품질의 체계적 개선을 지원하는 품질공학 분야의 대표적 방법론으로, 통계적 모형화 및 최적화 도구로 구성된다. 반응표면분석은 제품 및 공정에 관한 빅데이터(Big Data) 분석을 통해 공정능력에 대한 지식을 체계화하는 일종의 지식경영 도구로도 볼 수 있다(표인수 & 이재광 2016). 구체적으로, 반응표면분석은 반응변수(품질특성치)와 입력변수(제품 및 공정변수)와의 관계를 통계적으로 모형화한 후, 궁극적으로 반응변수를 최적화하는 입력변수의 조건을 찾는다(Box and Draper 1987, Khuri and Cornell 1996, Myers and Montgomery 2002). 전통적으로 반응표면분석은 반응변수의 산포가 입력변수의 값과 무관하게 항상 일정하다는 것을 가정한 후, 반응변수의 평균을 최적화하는데 초점을 맞추고 있었다. 그러나 실제로는 반응변수의 산포가 입력변수의 값에 따라

다르게 나타나기도 한다.

쌍대반응표면분석(Dual Response Surface Approach)은 반응변수의 평균뿐만 아니라 산포, 즉 표준편차도 동시에 고려하여 최적화하는 것을 목적으로 한다(Vining and Myers 1980). 쌍대반응표면분석에서는 반응변수의 평균과 표준편차가 마치 서로 다른 2개의 반응변수인 것처럼 모형화된다. 참고로, 모형화는 2차 함수 형태로 이루어진다. 식 (1)은 어느 반응변수와 k 개의 입력변수(x_1, \dots, x_k) 간 평균, 표준편차 함수의 추정식 ($\hat{\mu}(\mathbf{x}), \hat{\sigma}(\mathbf{x})$)을 보여주고 있다. 최종적으로 입력변수 \mathbf{x}^* 를 찾아낸다.

$$\begin{aligned}\hat{\mu}(\mathbf{x}) &= \beta_0 + \sum_{i=1}^k \beta_i x_i + \sum_{i=1}^k \beta_{ii} x_i^2 + \sum_{i < j}^k \beta_{ij} x_i x_j, \quad (1) \\ \hat{\sigma}(\mathbf{x}) &= \gamma_0 + \sum_{i=1}^k \gamma_i x_i + \sum_{i=1}^k \gamma_{ii} x_i^2 + \sum_{i < j}^k \gamma_{ij} x_i x_j.\end{aligned}$$

쌍대반응표면분석의 최적화(이하, 쌍대반응표면최적화)는 두 개의 함수를 목적식으로 두고 최적화한다는 점에서 다목적최적화(Multiple Objective Optimization)의 특수한 형태로 볼 수 있다. 다목적최적화에서는 다수 목적식 간에 상충하는 경우가 종종 발생하는데, 이를 조화롭게 절충하는 해를 찾는 것이 가장 중요하다. 효과적인 절충을 위해서는 의사결정자(품질설계자)의 선호도 정보가 최적화 과정에 적절히 반영되어야 하는데, 최근 사후선호도반영법(Posterior Preference Articulation Approach)이 각광받고 있다. 사후선호도반영법은 먼저 충분히 많은 수의 비지배적해(Nondominated Solutions)를 도출한 후, 여기서 의사결정자가 가장 선호하는 해를 선택하는 방식으로 진행된다(Hwang et al. 1979, Steuer 1986). 이 방법은 의사결정자가 비지배적해를 전체적으로 살펴봄으로써 목적식 간의 트레이드오프 관계를 보다 정확히 이해할 수 있어서 자신의 선호도에 부합하는 절충해를 잘 고를 수 있다는 장점이

있다. 그러나 많은 해를 한 번에 도출해야 하기 때문에 계산시간이 비교적 오래 걸리고, 수많은 해 중에서 가장 선호하는 해, 이른바 최고선호해를 고르는 과정이 의사결정자에게 부담을 준다는 단점이 있다.

최근 쌍대반응표면최적화 분야에서도 사후선호도반영법이 제안되었다(Lee et al. 2010). 이 방법은 일반적인 사후선호도반영법과 마찬가지로 크게 두 가지 단계로 구성된다. 먼저 반응변수의 평균과 표준편차 함수의 추정식, 즉 $\hat{\mu}(\mathbf{x})$, $\hat{\sigma}(\mathbf{x})$ 를 2개의 목적식으로 하는 이목적 최적화 문제를 풀어서 다수의 비지배적해를 도출한다. 이 때 다목적최적화 기법 중 하나인 ε -Constraint 방법을 활용하여 비지배적해를 생성한다. 그 다음 단계에서는 의사결정자가 최고선호해를 고른다. 이 때 구간선택 전략(Interval Selection Strategy)을 활용한다. 구간선택 전략은 비지배적해를 적당한 수의 대안구간(Alternative Intervals)으로 나눈 후, 의사결정자가 가장 선호하는 하나의 구간을 선택하는 과정을 반복하는 방식을 취한다. 이러한 구간선택 전략은 많은 수(가령, 수천 개 ~ 수만 개)의 비지배적해를 대상으로 할 경우에는 지나치게 많은 반복이 이루어져 비효율성과 복잡성이 증가한다.

본 논문에서는 쌍대반응표면최적화를 위해 제안된 기존 사후선호도반영법(Lee et al. 2010)에서 의사결정자의 선택 과정을 간단하면서도 효율적으로 지원하는 방법을 제안하고자 한다. 제안된 방법은 다수의 기준(속성)을 고려하여 대안을 결정하는 것을 다루는 다속성의사결정(Multiple Attribute Decision Making) 분야에서 많이 활용되고 있는 TOPSIS 기법(Hwang and Yoon 1981)을 기반으로 한다. 참고로, TOPSIS는 Techniques for Order Preference by Similarity to Ideal Solution의 약어이다.

본 논문은 다음과 같이 구성되어 있다. 2장에서는 Lee et al. (2010)이 제안한 선호도사후제시법을 상세히 고찰한다. 3장에서는 기존 선호도사후제시법을 개

선한 TOPSIS 기법 기반의 최고선호해 선택 방법을 제안한다. 4장에서는 제안된 방법을 활용하여 예제를 풀어보고 기존의 방법과 비교한다. 마지막으로, 결론 및 토의사항을 5장에서 제시한다.

2. 쌍대반응표면최적화를 위한 사후선호도반영법

본 절에서는 쌍대반응표면최적화를 위해 제안된 기존의 사후선호도반영법(Lee et al. 2010)을 간단히 살펴보고자 한다. 이 방법은 크게 두 단계로 구성되는데, 1단계에서는 $\hat{\mu}(\mathbf{x})$, $\hat{\sigma}(\mathbf{x})$ 를 2개의 목적식으로 하는 이목적최적화 문제를 풀어서 다수의 비지배적해를 도출한다. 2단계에서는 의사결정자가 생성된 비지배적해 중 최고선호해를 고른다. 각 단계별로 구체적인 설명은 하단에 제시되어 있다.

2.1 비지배적해의 생성(1단계)

1단계의 내용을 설명하기에 앞서, 비지배적해는 다음과 같이 정의된다. 입력변수의 해 \mathbf{x}^* 에 대하여, $|\hat{\mu}(\mathbf{x}) - T| \leq |\hat{\mu}(\mathbf{x}^*) - T|$ 와 $\hat{\sigma}(\mathbf{x}) \leq \hat{\sigma}(\mathbf{x}^*)$ 를 모두 만족시키는 \mathbf{x} 가 존재하지 않으면, \mathbf{x}^* 를 비지배적해라고 정의한다. 여기서 T 는 반응변수 평균의 목표수준을 나타낸다. 이후부터는 $\hat{\mu}(\mathbf{x}^*)$ 와 $\hat{\sigma}(\mathbf{x}^*)$ 를 간단히 $\hat{\mu}^*$ 와 $\hat{\sigma}^*$ 로 표기하기로 한다. 이 정의는 $(\hat{\mu}^*, \hat{\sigma}^*)$ 와 동등하거나 우수한 평균-표준편차 조합, 즉 $(\hat{\mu}(\mathbf{x}), \hat{\sigma}(\mathbf{x}))$ 을 만들어내는 다른 해 \mathbf{x} 가 존재하지 않으면 \mathbf{x}^* 가 비지배적해가 됨을 뜻한다.

Lee et al. (2010)은 비지배적해를 생성하는 방법으로, 다양한 다목적최적화 기법 중 ε -Constraint 방법을 채택하고 있다. ε -Constraint 방법(Haimes et al. 1971)은 여러 목적식 중 하나는 목적식으로 그대로 두고, 나머지는 제약식으로 두는 최적화 모형을 구성한

다. 쌍대반응표면최적화 문제에서는 ε -Constraint 방법을 적용할 때 두 가지 경우의 최적화 모형이 존재하는데, 그 중 하나는 $\hat{\mu}(\mathbf{x})$ 가 T 로부터 떨어진 거리가 일정 수준 이하가 되도록 하는 제약식 하에서 $\hat{\sigma}(\mathbf{x})$ 를 최소화하는 모형이다(식 (2-1)). 다른 하나는 $\hat{\sigma}(\mathbf{x})$ 가 일정 수준 이하가 되도록 하는 제약식 하에서 $\hat{\mu}(\mathbf{x})$ 가 T 로부터 떨어진 거리를 최소화하는 모형이다(식 (2-2)). 비지배적해는 식 (2-1) 또는 (2-2)에서 ε 을 변화시키면서 이 최적화 모형을 반복적으로 풀어 생성된다.

$$\begin{aligned} & \text{Minimize } \hat{\sigma}(\mathbf{x}) \\ & \text{s.t. } |\hat{\mu}(\mathbf{x}) - T| \leq \varepsilon, \\ & \quad \mathbf{x} \in \Omega. \end{aligned} \tag{2-1}$$

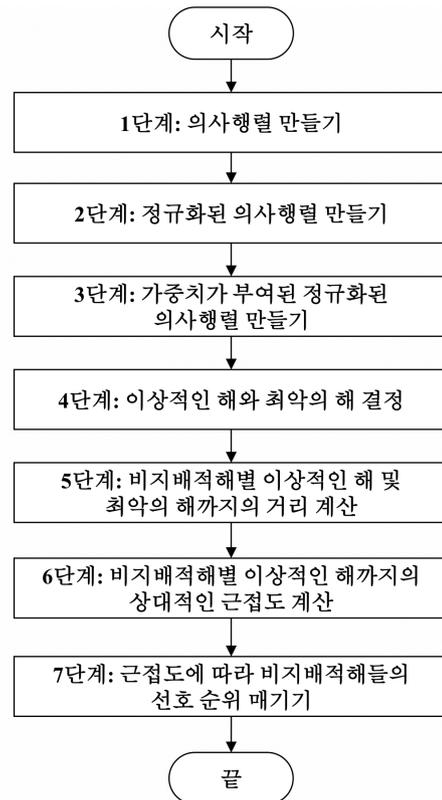
$$\begin{aligned} & \text{Minimize } |\hat{\mu}(\mathbf{x}) - T| \\ & \text{s.t. } \hat{\sigma}(\mathbf{x}) \leq \varepsilon, \\ & \quad \mathbf{x} \in \Omega. \end{aligned} \tag{2-2}$$

2.2 최고선호해의 선택(2단계)

2단계에서는 의사결정자가 평균과 표준편차의 트레이드오프를 고려하여 생성된 비지배적해 중 최고선호해를 선택한다. 이를 위하여 Lee et al. (2010)은 구간선택전략을 제안하였다. 구간선택전략의 절차는 다음과 같다. 우선 의사결정자가 대안구간의 개수(k)와, $\hat{\mu}^*$ 및 $\hat{\sigma}^*$ 의 범위에 대한 상한치 ($\delta_\mu, \delta_\sigma$)를 각각 결정한다. 만약 $\hat{\mu}^*$ 및 $\hat{\sigma}^*$ 의 범위가 각각 δ_μ 및 δ_σ 보다 작다면 대안구간이 충분히 좁은 것이다. 이들 δ_μ 및 δ_σ 는 이후 반복선택 과정에서의 종료 기준(Stopping Rule) 역할을 한다. 다음으로 비지배적해를 k 개의 대안구간으로 나눈 후, 의사결정자는 가장 선호하는 대안구간을 선택한다. 만약 $\hat{\mu}^*$ 및 $\hat{\sigma}^*$ 의 범위가 각각 δ_μ 및 δ_σ 보다 작다면, 의사결정자는 해당 대안구간 내에서 최고선호해를 선택하고 절차는 종료된다. 그렇지 않으면 선택된 대안구간을 다시 k 개의 대안구간으로 새롭게 나눈 후, 의사결정자는 이들 중 가장 선호하는 대안구간을 선택한다. 이러한 반복선택 과정은 선택된 $\hat{\mu}^*$ 및 $\hat{\sigma}^*$ 의 범위가 각각 δ_μ 및 δ_σ 보다 작을 때까지 지속된다.

3. 제안된 방법: TOPSIS 기반의 최고선호해 선택

제안된 방법은 Lee et al. (2010)의 사후선호도반영법 중 2단계, 즉 최고선호해의 선택 과정을 개선하는 것에 초점을 맞추고 있다. 앞서 언급한 바와 같이 본 논문에서는 최고선호해의 선택을 위해 TOPSIS(Hwang and Yoon 1981)를 활용하고자 한다. TOPSIS는 폭넓게 활용되는 다속성의사결정 기법 중 하나로, 여러 (비지배적)해들 중 ‘이상적인 해’에 가장 가깝고 ‘최악의 해’으로부터는 가장 먼 해를 최적해로 도출한다는 것이 핵심 개념이다. 여기서 이상적인 해와 최악의 해는 실현가능하지 않은(Infeasible) 또는 실제로는 존재할 수 없는 해로, 의사결정 변수(\mathbf{x})의 가능한 범위 내에서는 만들어질 수 없는 가상의 해를 뜻한다. 제안된 방법의 세부 절차는 그림 1에 제시되어 있다.



<그림 1> 제안된 방법의 세부 절차

3.1 의사행렬 만들기(1단계)

우선 m 개의 비지배적해 ($\mathbf{x}_i^*, i = 1, \dots, m$)가 생성되어, 이로부터 도출된 평균, 표준편차 값 ($\hat{\mu}_i^*, \hat{\sigma}_i^*$)이 주어져 있다고 하자. 그러면 식 (3)과 같이 의사행렬 (Decision Matrix, D)이 만들어 진다.

$$D = \begin{bmatrix} \hat{\mu}_1^* & \hat{\sigma}_1^* \\ \vdots & \vdots \\ \hat{\mu}_i^* & \hat{\sigma}_i^* \\ \vdots & \vdots \\ \hat{\mu}_m^* & \hat{\sigma}_m^* \end{bmatrix} \quad (3)$$

3.2 정규화된 의사행렬 만들기(2단계)

비지배적해 \mathbf{x}_i^* 들로부터 도출된 ($\hat{\mu}_i^*, \hat{\sigma}_i^*$) 값들을 살펴보면, 측정단위 차이 또는 변동범위 차이가 존재한다. 이러한 차이를 보정해 주기 위해서는 정규화(Normalization)가 필요하다. 정규화는 $\hat{\mu}_i^*$ 또는 $\hat{\sigma}_i^*$ 별로 진행된다. 가령, $\hat{\mu}_i^*$ 에 대하여 정규화한다면, 우선 \mathbf{x}_i^* 들로부터 도출된 $\hat{\mu}_i^*$ 값들을 뽑아서 이들의 제공합의 제공근을 구한다. 그 다음 $\hat{\mu}_i^*$ 값 각각을 이 제공근 값으로 나눈다. 그 결과 정규화된 의사행렬(Normalized Decision Matrix, D_N)이 식 (4)와 같이 만들어 진다.

$$D_N = \begin{bmatrix} M_1^* & S_1^* \\ \vdots & \vdots \\ M_i^* & S_i^* \\ \vdots & \vdots \\ M_m^* & S_m^* \end{bmatrix} \quad (4)$$

3.3 가중치가 부여된 정규화된 의사행렬 만들기(3단계)

정규화된 의사행렬 요소인 M_i^* 와 S_i^* 간에는 서로 다른 중요도 또는 선호도를 가질 수 있다. 이러한 차이를 고려하기 위하여 가중치 부여(Weighting)가 필요하다. 가중치 부여는 비지배적해에 관계없이 M_i^* 또는 S_i^* 별로 정해진 값이 부여된다. 즉 M_i^* 들의 가중치는 w_μ 로, S_i^* 들의 가중치는 w_σ 로 고정된다. 가중치 w_μ 와 w_σ 가 부여되면 정규화된 의사행렬(Weighted Normalized Decision Matrix, D_W)이 식 (5)와 같이 만들어

진다.

$$D_W = \begin{bmatrix} w_\mu M_1^* & w_\sigma S_1^* \\ \vdots & \vdots \\ w_\mu M_i^* & w_\sigma S_i^* \\ \vdots & \vdots \\ w_\mu M_m^* & w_\sigma S_m^* \end{bmatrix} \quad (5)$$

3.4 이상적인 해와 최악의 해 결정(4단계)

이상적인 해 A^* 는 $w_\mu M_i^*$ 또는 $w_\sigma S_i^*$ 별로 각각의 값들 중 가장 최고의 수준(Best Level)으로 구성되고, 반대로 최악의 해 A^- 는 가장 최악의 수준(Worst Level)으로 구성된다. 평균과 관련되는 $w_\mu M_i^*$ 는 목표치에 가까울수록 좋은 망목특성(Nominal-The-Best, NTB)을 띄고 표준편차와 관련되는 $w_\sigma S_i^*$ 는 작으면 작을수록 좋은 망소특성(Smaller-The-Better, STB)을 띈다. 가령, $A^* = (\hat{\mu}_A^*, \hat{\sigma}_A^*)$ 로 둔다면, $\hat{\mu}_A^*$ 는 $w_\mu M_i^*$ 들 중 목표치 $w_\mu T$ 에 가장 가까운 값으로 정해지고, $\hat{\sigma}_A^*$ 는 $w_\sigma S_i^*$ 들 중 가장 작은 값으로 정해진다. 마찬가지로 $A^- = (\hat{\mu}_A^-, \hat{\sigma}_A^-)$ 로 둔다면, $\hat{\mu}_A^-$ 는 $w_\mu M_i^*$ 들 중 목표치 $w_\mu T$ 에서 가장 먼 값으로 정해지고, $\hat{\sigma}_A^-$ 는 $w_\sigma S_i^*$ 들 중 가장 큰 값으로 정해진다. 마찬가지로 $A^- = (\hat{\mu}_A^-, \hat{\sigma}_A^-)$ 로 둔다면, $\hat{\mu}_A^-$ 는 $w_\mu M_i^*$ 들 중 목표치 $w_\mu T$ 에서 가장 먼 값으로 정해지고, $\hat{\sigma}_A^-$ 는 $w_\sigma S_i^*$ 들 중 가장 큰 값으로 정해진다. 이상의 설명을 정리하면 A^* 와 A^- 는 식 (6-1), (6-2)와 같이 각각 표현된다:

$$A^* = (w_\mu M_i^* | \min_i \{w_\mu M_i^* - w_\mu T\}, \min_i \{w_\sigma S_i^*\}), i = 1, \dots, m. \quad (6-1)$$

$$A^- = (w_\mu M_i^* | \max_i \{w_\mu M_i^* - w_\mu T\}, \max_i \{w_\sigma S_i^*\}), i = 1, \dots, m. \quad (6-2)$$

3.5 비지배적해별 이상적인 해 및 최악의 해까지의 거리 계산(5단계)

비지배적해 \mathbf{x}_i^* 별 D_W 의 요소, 즉 ($w_\mu M_i^*, w_\sigma S_i^*$)와 A^* 및 A^- 간의 거리를 계산한다. 구체적으로 ($w_\mu M_i^*, w_\sigma S_i^*$)와 A^* 간의 거리(d_i^*), ($w_\mu M_i^*, w_\sigma S_i^*$)와 A^- 간의 거리(d_i^-)는 각각 식 (7-1), (7-2)와 같다.

$$d_i^* = \sqrt{(w_\mu M_i^* - \hat{\mu}_A^*)^2 + (w_\sigma S_i^* - \hat{\sigma}_A^*)^2}, i = 1, \dots, m. \quad (7-1)$$

$$d_i^- = \sqrt{(w_\mu M_i^* - \hat{\mu}_A^-)^2 + (w_\sigma S_i^* - \hat{\sigma}_A^-)^2}, i = 1, \dots, m. \quad (7-2)$$

3.6 비지배적해별 이상적인 해까지의 상대적인 근접도 계산(6단계)

비지배적해 \mathbf{x}_i^* 별 D_W 의 요소, 즉 $(w_\mu M_i^*, w_\sigma S_i^*)$ 와 A^* 간의 상대적 근접도 (c_i)는 식 (8)과 같다. 상대적 근접도 c_i 는 $(w_\mu M_i^*, w_\sigma S_i^*)$ 가 A^* 와 A^- 에 이르는 전체 거리 중 A^* 에 이르는 거리의 비율로 정의되는데, 이는 $(w_\mu M_i^*, w_\sigma S_i^*)$ 가 A^* 에 얼마나 더 가까운지를 상대적으로 나타내 준다.

$$c_i = \frac{d_i^*}{d_i^* + d_i^-}, i = 1, \dots, m. \quad (8)$$

3.7 근접도에 따라 비지배적해들의 선호 순위 매기기 (7단계)

상대적 근접도 c_i 값이 작을수록 $(w_\mu M_i^*, w_\sigma S_i^*)$ 가 A^* 에 더 가깝다는 것을 의미하므로, c_i 값을 기준으로 오름차순(Ascending Order)으로 $(w_\mu M_i^*, w_\sigma S_i^*)$ 들을 정렬하면 맨 앞에 위치한 $(w_\mu M_i^*, w_\sigma S_i^*)$ 및 이에 대응되는 \mathbf{x}_i^* 가 가장 선호되는 비지배적해가 된다.

4. 수치예제: 인쇄공정 문제

본 장에서는 제안된 방법을 대표적인 쌍대반응표면 최적화 문제인 ‘인쇄공정 문제’(Box and Draper 1987)에 적용하는 과정을 보여주고자 한다. 인쇄공정 문제는 3개의 입력변수와 1개의 반응변수로 구성되는데, 입력 변수는 속도(\mathbf{x}_1), 압력(\mathbf{x}_2), 거리(\mathbf{x}_3)이다. 반응변수는 인쇄품질(\mathcal{Y})이다. 반응변수 \mathcal{Y} 의 목표수준은 $T=500$ 이다. 실험은 반복횟수가 3회인 3^3 요인배치법으로 실시되었다. 실험 데이터는 Vining and Myers (1990)를 참고하면 된다. 이들 데이터를 통하여 평균, 표준편차 합

수의 추정식, $\hat{\mu}(\mathbf{x})$, $\hat{\sigma}(\mathbf{x})$ 는 식 (9)와 같이 도출되었다 (Vining and Myers 1990).

$$\begin{aligned} \hat{\mu}(\mathbf{x}) &= 327.6 + 177.0x_1 + 109.4x_2 + 131.5x_3 \quad (9) \\ &\quad + 32.0x_1^2 - 22.4x_2^2 - 29.1x_3^2 + 66.0x_1x_2 \\ &\quad + 75.5x_1x_3 + 43.6x_2x_3, (T = 500) \\ \hat{\sigma}(\mathbf{x}) &= 34.9 + 11.5x_1 + 15.3x_2 + 29.2x_3 \\ &\quad + 4.2x_1^2 - 1.3x_2^2 + 16.8x_3^2 + 7.7x_1x_2 \\ &\quad + 5.1x_1x_3 + 14.1x_2x_3. \end{aligned}$$

다음 4.1절에서는 $\hat{\mu}(\mathbf{x})$, $\hat{\sigma}(\mathbf{x})$ 로 구성된 이목적최적화 문제를 ε -Constraint 방법을 활용하여 비지배적해를 생성하는 과정을 간단히 제시한다. 4.2절에는 제안된 방법인 TOPSIS 기법 기반의 최고선호해 선택 과정을 자세히 설명한다. 4.3절에는 D_W 에서 다양한 가중치를 적용하였을 때의 결과를 보여준다. 마지막으로 4.3절에는 기존 방법인 Lee et al. (2010)과의 비교결과를 제시한다.

4.1 비지배적해의 생성

비지배적해를 식 (2-2)에 따라 생성하기로 하고, 식 (10)과 같은 최적화 모형을 구성하였다. 여기서 $\mathbf{x} \in \Omega$ 의 제약조건 하에서 $\hat{\sigma}(\mathbf{x})$ 를 최소화 및 최대화한 결과 최소값은 15, 최대값은 46으로 도출되었다. 이에 ε 를 15부터 46까지 1씩 증가시키면서 식 (10)의 최적화 모형을 풀었다. 그 결과 32개의 비지배적해가 도출되었다. 참고로, 실제 문제에서는 비지배적해를 수천개 이상을 도출하는 경우가 흔하다. 본 논문에서는 제안된 방법의 적용 과정을 간단하게 보여주기 위하여 비지배적해를 대폭 축소시켜 도출하였다. 표 1은 도출된 비지배적해를 보여주고 있다.

(10)

$$\begin{aligned} &\text{Minimize } |\hat{\mu}(\mathbf{x}) - 500| \\ &\text{s. t. } \hat{\sigma}(\mathbf{x}) \leq \varepsilon, \\ &\quad \mathbf{x} \in \Omega. \end{aligned}$$

<표 1> 수치예제: 비지배적해의 생성 결과

i	$x_i^* = (x_{i1}^*, x_{i2}^*, x_{i3}^*)$	D	
		$\hat{\mu}_i^*$	$\hat{\sigma}_i^*$
1	$x_1^* = (0.998, 0.393, -0.429)$	500.000	45.388
2	$x_2^* = (1.000, 0.112, -0.259)$	499.190	45.000
3	$x_3^* = (1.000, 0.042, -0.246)$	490.810	43.999
4	$x_4^* = (1.000, -0.025, -0.234)$	482.380	42.995
5	$x_5^* = (1.000, -0.091, -0.221)$	473.990	42.000
6	$x_6^* = (1.000, -0.156, -0.209)$	465.540	41.001
7	$x_7^* = (1.000, -0.219, -0.197)$	457.040	39.998
8	$x_8^* = (1.000, -0.281, -0.185)$	448.550	39.000
9	$x_9^* = (1.000, -0.341, -0.173)$	440.020	38.000
10	$x_{10}^* = (1.000, -0.401, -0.161)$	431.470	37.000
11	$x_{11}^* = (1.000, -0.458, -0.149)$	422.910	36.000
12	$x_{12}^* = (1.000, -0.515, -0.138)$	414.320	35.001
13	$x_{13}^* = (1.000, -0.571, -0.126)$	405.730	34.002
14	$x_{14}^* = (1.000, -0.625, -0.115)$	397.120	33.002
15	$x_{15}^* = (1.000, -0.679, -0.104)$	388.460	31.999
16	$x_{16}^* = (1.000, -0.731, -0.093)$	379.820	31.000
17	$x_{17}^* = (1.000, -0.783, -0.082)$	371.160	30.000
18	$x_{18}^* = (1.000, -0.834, -0.071)$	362.490	29.000
19	$x_{19}^* = (1.000, -0.883, -0.061)$	353.810	28.000
20	$x_{20}^* = (1.000, -0.932, -0.050)$	345.110	27.000
21	$x_{21}^* = (1.000, -0.981, -0.040)$	336.420	26.000
22	$x_{22}^* = (1.000, -1.000, -0.068)$	327.510	24.999
23	$x_{23}^* = (1.000, -1.000, -0.127)$	317.510	23.999
24	$x_{24}^* = (1.000, -1.000, -0.195)$	305.820	22.999
25	$x_{25}^* = (0.959, -1.000, -0.238)$	291.870	22.000
26	$x_{26}^* = (0.873, -1.000, -0.248)$	277.120	21.000
27	$x_{27}^* = (0.780, -1.000, -0.260)$	261.800	20.000
28	$x_{28}^* = (0.679, -1.000, -0.273)$	245.750	19.000
29	$x_{29}^* = (0.564, -1.000, -0.288)$	228.690	18.001
30	$x_{30}^* = (0.431, -1.000, -0.306)$	210.050	17.000
31	$x_{31}^* = (0.265, -1.000, -0.330)$	188.630	16.000
32	$x_{32}^* = (0.000, -1.000, -0.375)$	158.750	15.000

4.2 제안된 방법을 활용한 최고선호해 선택

제안된 방법을 활용하기 위한 첫 번째로 해야 할 일은 의사행렬 D 를 만드는 것이다(1단계). 본 예제에서 D 는 표 1의 가장 오른쪽 2개 열에 주어졌다. 표 1에 주어졌듯이, D 는 32행 2열로 구성되어 있다. 다음으로 정규화된 의사행렬 D_N 을 만들었는데(2단계), 이들 값은 표 2의 3, 4번째 열에 주어졌다. 각 행렬 요소의 값은 식 (4)에 따라 구하였다. 참고로 식 (4)에서 $\hat{\mu}_i^*$ 값

들의 제곱합의 제곱근과 $\hat{\sigma}_i^*$ 값들의 제곱합의 제곱근은 식 (11)과 같다.

$$\sqrt{\sum_{i=1}^m (\hat{\mu}_i^*)^2} = 2132.692, \sqrt{\sum_{i=1}^m (\hat{\sigma}_i^*)^2} = 180.110. \quad (11)$$

다음으로 가중치가 부여된 정규화된 의사행렬 D_W 를 만들었다(3단계). 가중치는 예시 목적으로 $w_\mu = 0.5$, $w_\sigma = 0.5$ 로 두었다. 그 결과는 표 2의 5, 6번째 열에 주어졌다. 다음으로 이상적인 해 A^* 와 최악의 해 A^- 를 정하였다(4단계). 이상적인 해의 경우 평균은 목표치에 가까울수록, 표준편차는 작을수록 바람직하다. 이에 따라 $A^* = (0.117, 0.042)$ 로 정하였고, 최악의 해는 이상적인 해의 정반대에 위치한 값, 즉 $A^- = (0.037, 0.126)$ 로 정하였다.

다음으로 비지배적해별 A^* 및 A^- 까지의 거리를 계산하였다(5단계). 이상적인 해 A^* 까지의 거리 (d_i^*)와 A^- 까지의 거리 (d_i^-)는 표 2의 7, 8번째 열에 주어졌다. 그 다음 비지배적해별 A^* 까지의 상대적인 근접도 C_i 를 계산하였고(6단계), 이에 따라 으뜸차순으로 순위를 매겼다(7단계). 상대적인 근접도 C_i 와 순위는 표 2의 9, 10번째 열에 주어졌다. 최종적으로 23번째 비지배적해가 최고선호해로 선택되었다. 해당 비지배적해는 $x_{23}^* = (1.000, -1.000, -0.127)$ 이고, 이로부터 도출된 평균 및 표준편차 값은 $(\hat{\mu}_{23}^*, \hat{\sigma}_{23}^*) = (317.510, 23.999)$ 이다.

4.3 다양한 가중치를 적용하였을 때의 결과

앞서 예제풀이의 3단계 가중치가 부여된 정규화된 의사행렬 D_W 를 만들 때 본 논문에서는 예시 목적으로 $w_\mu = 0.5$, $w_\sigma = 0.5$ 를 설정하였는데, 다른 가중치를 적용할 경우에는 결과가 어떻게 변화하는지 살펴본다. 이를 위하여 $w_\mu = 0.5$, $w_\sigma = 0.5$ 를 포함하여 다음과 같은 5가지 가중치 조합을 고려하였다: (i) $w_\mu = 0.9$, $w_\sigma = 0.1$, (ii) $w_\mu = 0.75$, $w_\sigma = 0.25$, (iii) w_μ

<표 2> 수치예제: 제안된 방법의 적용 결과 ($w_\mu=0.5, w_\sigma=0.5$)

i	x_i^*	D_N		D_W		(d_i^*)	(d_i^-)	C_i	Rank
		M_i^*	S_i^*	$w_\mu M_i^*$	$w_\sigma S_i^*$				
1	x_1^*	0.234	0.252	0.117	0.126	0.084	0.080	0.513	32
2	x_2^*	0.234	0.250	0.117	0.125	0.083	0.080	0.511	31
3	x_3^*	0.230	0.244	0.115	0.122	0.081	0.078	0.508	30
4	x_4^*	0.226	0.239	0.113	0.119	0.078	0.076	0.505	29
5	x_5^*	0.222	0.233	0.111	0.117	0.075	0.075	0.502	28
6	x_6^*	0.218	0.228	0.109	0.114	0.073	0.073	0.499	27
7	x_7^*	0.214	0.222	0.107	0.111	0.070	0.072	0.495	26
8	x_8^*	0.210	0.217	0.105	0.108	0.068	0.070	0.491	25
9	x_9^*	0.206	0.211	0.103	0.105	0.065	0.069	0.486	23
10	x_{10}^*	0.202	0.205	0.101	0.103	0.063	0.068	0.481	22
11	x_{11}^*	0.198	0.200	0.099	0.100	0.061	0.067	0.476	21
12	x_{12}^*	0.194	0.194	0.097	0.097	0.059	0.066	0.470	19
13	x_{13}^*	0.190	0.189	0.095	0.094	0.057	0.066	0.464	18
14	x_{14}^*	0.186	0.183	0.093	0.092	0.055	0.066	0.458	16
15	x_{15}^*	0.182	0.178	0.091	0.089	0.054	0.065	0.452	14
16	x_{16}^*	0.178	0.172	0.089	0.086	0.053	0.065	0.446	13
17	x_{17}^*	0.174	0.167	0.087	0.083	0.051	0.066	0.439	11
18	x_{18}^*	0.170	0.161	0.085	0.081	0.050	0.066	0.434	9
19	x_{19}^*	0.166	0.155	0.083	0.078	0.050	0.066	0.428	7
20	x_{20}^*	0.162	0.150	0.081	0.075	0.049	0.067	0.423	6
21	x_{21}^*	0.158	0.144	0.079	0.072	0.049	0.068	0.419	4
22	x_{22}^*	0.154	0.139	0.077	0.069	0.049	0.069	0.415	2
23	x_{23}^*	0.149	0.133	0.074	0.067	0.050	0.070	0.414	1
24	x_{24}^*	0.143	0.128	0.072	0.064	0.051	0.071	0.416	3
25	x_{25}^*	0.137	0.122	0.068	0.061	0.053	0.072	0.422	5
26	x_{26}^*	0.130	0.117	0.065	0.058	0.055	0.073	0.428	8
27	x_{27}^*	0.123	0.111	0.061	0.056	0.058	0.075	0.436	10
28	x_{28}^*	0.115	0.105	0.058	0.053	0.061	0.076	0.444	12
29	x_{29}^*	0.107	0.100	0.054	0.050	0.064	0.078	0.452	15
30	x_{30}^*	0.098	0.094	0.049	0.047	0.068	0.080	0.461	17
31	x_{31}^*	0.088	0.089	0.044	0.044	0.073	0.082	0.471	20
32	x_{32}^*	0.074	0.083	0.037	0.042	0.080	0.084	0.487	24

=0.5, $w_\sigma=0.5$, (iv) $w_\mu=0.25, w_\sigma=0.75$, (v) $w_\mu=0.1, w_\sigma=0.9$. 이상의 5가지 가중치 조합을 적용한 결과는 표 3에 정리되어 있다. 결과를 살펴보면, w_μ 의 값이 클수록 (또는 w_σ 의 값이 작을수록) 평균이 목표치 ($T=500$)에 가까운 비지배적해의 순위가 높게 나왔고 반대로 w_μ 의 값이 작을수록 (또는 w_σ 의 값이 클수록) 표준편차가 작은 비지배적해의 순위가 높게 나왔다. 가령, $w_\mu=0.9, w_\sigma=0.1$ 의 경우, 2번째 비지배적해 $x_2^*=(1.000, 0.112, -0.259)$ 가 최고선호해로 선

택되었는데, 이 해로부터 도출된 평균과 표준편차 값은 $(\hat{\mu}_2^*, \hat{\sigma}_2^*)=(499.190, 45.000)$ 이다. 반대로, $w_\mu=0.1, w_\sigma=0.9$ 인 경우, 31번째 비지배적해 $x_{31}^*=(0.265, -1.000, -0.330)$ 가 최고선호해로 선택되었는데, 이 해로부터 도출된 평균과 표준편차 값은 $(\hat{\mu}_{31}^*, \hat{\sigma}_{31}^*)=(188.630, 16.000)$ 이다. 이러한 가중치는 추구하는 최적화 목표에 따라 정해진다. 가령 반응변수의 정확도 (Accuracy)가 더 중요하다면 w_μ 에 높은 값을, 반응변수의 정밀도(Preciseness)가 더 중요하다면 w_σ 에

높은 값을 부여하면 된다. 정확도는 반응변수의 평균이 목표치에 얼마나 가까운가를 나타내는 정도이고, 정밀도는 반응변수의 산포(표준편차)가 얼마나 적은가를 나타내는 정도이다.

4.4 Lee et al. (2010)과의 비교

본 절에서는 제안된 방법과 Lee et al. (2010)이 인 쇄공정 문제를 푼 결과를 비교하고자 한다. Lee et al. (2010)은 본 문제에 대하여 ϵ -Constraint 방법을 활용 하여 1804개의 비지배적해를 생성하였다. 그 다음 구

<표 3> 수치예제: 다양한 가중치를 적용한 결과

i	$x_i^* = (x_{i1}^*, x_{i2}^*, x_{i3}^*)$	D		Rank for different (w_μ, w_σ) combinations				
		$\hat{\mu}_i^*$	$\hat{\sigma}_i^*$	(0.9, 0.1)	(0.75, 0.25)	(0.5, 0.5)	(0.25, 0.75)	(0.1, 0.9)
1	$x_1^* = (0.998, 0.393, -0.429)$	500.000	45.388	2	5	32	32	32
2	$x_2^* = (1.000, 0.112, -0.259)$	499.190	45.000	1	4	31	31	31
3	$x_3^* = (1.000, 0.042, -0.246)$	490.810	43.999	3	2	30	30	30
4	$x_4^* = (1.000, -0.025, -0.234)$	482.380	42.995	4	1	29	29	29
5	$x_5^* = (1.000, -0.091, -0.221)$	473.990	42.000	5	3	28	28	28
6	$x_6^* = (1.000, -0.156, -0.209)$	465.540	41.001	6	6	27	27	27
7	$x_7^* = (1.000, -0.219, -0.197)$	457.040	39.998	7	7	26	26	26
8	$x_8^* = (1.000, -0.281, -0.185)$	448.550	39.000	8	8	25	25	25
9	$x_9^* = (1.000, -0.341, -0.173)$	440.020	38.000	9	9	23	24	24
10	$x_{10}^* = (1.000, -0.401, -0.161)$	431.470	37.000	10	10	22	23	23
11	$x_{11}^* = (1.000, -0.458, -0.149)$	422.910	36.000	11	11	21	22	22
12	$x_{12}^* = (1.000, -0.515, -0.138)$	414.320	35.001	12	12	19	21	21
13	$x_{13}^* = (1.000, -0.571, -0.126)$	405.730	34.002	13	13	18	20	20
14	$x_{14}^* = (1.000, -0.625, -0.115)$	397.120	33.002	14	14	16	19	19
15	$x_{15}^* = (1.000, -0.679, -0.104)$	388.460	31.999	15	15	14	18	18
16	$x_{16}^* = (1.000, -0.731, -0.093)$	379.820	31.000	16	16	13	17	17
17	$x_{17}^* = (1.000, -0.783, -0.082)$	371.160	30.000	17	17	11	16	16
18	$x_{18}^* = (1.000, -0.834, -0.071)$	362.490	29.000	18	18	9	15	15
19	$x_{19}^* = (1.000, -0.883, -0.061)$	353.810	28.000	19	19	7	14	14
20	$x_{20}^* = (1.000, -0.932, -0.050)$	345.110	27.000	20	20	6	13	13
21	$x_{21}^* = (1.000, -0.981, -0.040)$	336.420	26.000	21	21	4	12	12
22	$x_{22}^* = (1.000, -1.000, -0.068)$	327.510	24.999	22	22	2	11	11
23	$x_{23}^* = (1.000, -1.000, -0.127)$	317.510	23.999	23	23	1	10	10
24	$x_{24}^* = (1.000, -1.000, -0.195)$	305.820	22.999	24	24	3	9	9
25	$x_{25}^* = (0.959, -1.000, -0.238)$	291.870	22.000	25	25	5	8	8
26	$x_{26}^* = (0.873, -1.000, -0.248)$	277.120	21.000	26	26	8	7	7
27	$x_{27}^* = (0.780, -1.000, -0.260)$	261.800	20.000	27	27	10	6	6
28	$x_{28}^* = (0.679, -1.000, -0.273)$	245.750	19.000	28	28	12	4	5
29	$x_{29}^* = (0.564, -1.000, -0.288)$	228.690	18.001	29	29	15	2	4
30	$x_{30}^* = (0.431, -1.000, -0.306)$	210.050	17.000	30	30	17	1	3
31	$x_{31}^* = (0.265, -1.000, -0.330)$	188.630	16.000	31	31	20	3	1
32	$x_{32}^* = (0.000, -1.000, -0.375)$	158.750	15.000	32	32	24	5	2

간선택전략을 적용하여 최고선호해를 선택하였다. Lee et al. (2010)은 대안구간을 다소 많은 5개 구간으로 나누는 방식을 취하여 최고선호해를 단계적으로 찾아내었다. 최고선호해는 $\mathbf{x}^*=(1.00, -0.01, -0.24)$ 이고, 이로부터 도출된 평균, 표준편차 값은 $(\hat{\mu}^*, \hat{\sigma}^*)=(484.00, 43.29)$ 이다. 이 결과는 $w_{\mu}=0.75, w_{\sigma}=0.25$ 를 적용하였을 때의 결과와 사실상 동일하다. 참고로 이 가중치를 적용하였을 때 최고선호해는 $\mathbf{x}_4^*=(1.000, -0.025, -0.234)$ 이고, 이로부터 도출된 평균, 표준편차 값은 $(\hat{\mu}_4^*, \hat{\sigma}_4^*)=(482.380, 42.995)$ 이다.

Lee et al. (2010)은 위와 같은 결과를 도출을 위해 1804개의 비지배적해에 대한 구간 나누기와, 구간에 대한 의사결정자의 평가·선택 과정을 3차례 거쳤다. 만약 구간을 5개로 나누지 않고 2개로 나누었다면 훨씬 더 많은(약 11차례) 반복과정에 의사결정자의 개입과 판단이 필요하였을 것이다. 즉 Lee et al. (2010)의 최고선호해 선택 과정은 지나치게 많은 반복이 이루어져 비효율성과 복잡성을 증가시킬 수 있다. 이로 인하여 의사결정자에게 가해지는 부담이 늘어나게 된다. 반면 제안된 방법은 w_{μ} 와 w_{σ} 를 적절히 설정해 놓기만 하면 그 다음부터는 의사결정자의 개입없이 최고선호해가 바로 정해진다. 다만 본 논문에서는 w_{μ} 와 w_{σ} 가 (오랜 기간의 운영경험을 통하여) 이미 알려져 있는 경우를 전제로 하였다. 만약 w_{μ} 와 w_{σ} 의 추정에 별도의 절차와 노력이 투입된다면 제안된 방법이 Lee et al. (2010)에 비하여 효율성 및 간결성 측면에서 항상 우위에 있다고 말하기는 어려울 수 있다.

7. 결론

본 논문에서는 쌍대반응표면최적화를 위하여 제안된 기존 사후선호도반영법(Lee et al. 2010)에서 최고선호해 선택 단계에서 적용된 구간선택전략을 개선한

방법을 제안하였다. 앞서 4.4절에서 언급하였듯이, Lee et al. (2010)의 구간선택전략은 많은 수의 비지배적해를 대상으로 할 경우에는 지나치게 많은 반복이 이루어져 비효율성과 복잡성이 증가할 수 있다. 이러한 단점을 극복하기 위하여 본 연구에서는 다속성의사결정 분야에서 많이 활용되고 있는 TOPSIS 기법을 기반한 최고선호해 선택 방법을 제안하였다. 제안된 방법은 7가지 단계로 구성되는데, 여기서 의사결정자는 평균과 표준편차에 대한 가중치 설정 부분에만 개입하면 된다. 가중치만 적절히 설정된다면 최고선호해는 절차에 따라 자동적으로 정해진다.

평균과 표준편차에 대한 가중치는 제품이나 공정이 추구해야 할 목표를 고려하여 결정되어야 한다. 가령 생산되는 제품에서 평균이 목표치에 가까운 것과 산포(표준편차)가 얼마나 적은가 중 어느 요소가 더 중요한지를 고려해야 한다. 가령 철강제품 중 주석도금 강판의 경우에는 강판 표면에 도금된 주석의 두께 편차가 크면 제품이 찢어질 가능성이 크다. 주석도금 두께 자체는 상대적으로 덜 중요하다(Kim et al. 2000). 이 경우에는 표준편차를 더 중요하게 고려하는 방향으로 가중치가 설정되어야 한다. 한편, 가중치를 설정할 때 제공편차와 분산의 스케일 차이를 고려할 필요도 있다. 평균과 표준편차 중 상대적으로 변화의 범위가 큰 요소가 더 큰 영향을 미칠 수 있다. 따라서 스케일 크기에 따른 영향력을 고려하여 가중치가 설정되어야 한다. 신규 제품 또는 공정이 아니라면, 제품과 공정에 대한 연구가 사전에 수행된 경우가 많으므로 가중치를 어렵지 않게 설정할 수 있을 것으로 판단된다. 참고로 가중치 설정이 용이하다면 사전선호도반영법(Prior Preference Articulation Approach)을 대안으로 활용해도 된다. 사전선호도반영법은 의사결정자의 선호도 정보(본 논문에서는 w_{μ} 와 w_{σ} 가 이에 해당)가 주어지고 이를 반영한 목적식이 사전에 구축되어 있다면, 간단히 최고선호해를 찾아낼 수 있다. 다만, 목적식

이 사전에 구축되어 있지 않다면 제안된 방법이 유리하다. 제안된 방법은 특정한 목적식이 없이 최고선호해의 후보가 될 수 있는 비지배적해를 도출한 후, TOPSIS 기법을 통해 최고선호해를 찾을 수 있다.

참 고 문 헌

[국내 문헌]

1. 봉동원, 최수영, 이희석 2007. “지식경영시스템 품질 영향 요인 분석: 기술 및 과업 특성 관점에서,” *지식경영연구* (8:2), pp. 31-52.
2. 이순룡 2012. *현대품질경영(제2수정판)*, 서울: 법문사.
3. 표인수, 이재광 2016. “QFD를 이용한 기업 법무 서비스 품질 측정 및 개선에 관한 연구,” *지식경영연구* (17:2), pp. 1-26.

[국외 문헌]

1. Box, G. E. P. and Draper, N. R. 1987. *Empirical Model Building and Response Surfaces*, New York: John Wiley & Sons,.
2. Haimes, Y. Y. Lasdon, L. S. and Wismer, D. A. 1971. “On a Bicriterion Formulation of the Problems of Integrated System Identification and System Optimization,” *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics* (1), pp. 296-297.
3. Hwang, C. L., Masud, A. S. M.; Paidy, S. R., and Yoon, K. 1979. *Multiple Objective Decision Making - Methods and Applications (Lecture Notes in Economics and Mathematical*

Systems), Berlin: Springer-Verlag.

4. Hwang, C. L. and Yoon, K. 1981. *Multiple Attribute Decision Making - Methods and Applications: A State of the Art Survey*, Berlin: Springer-Verlag.
5. Khuri, A. I. and Cornell, J. A. 1996. *Response Surfaces: Designs and Analyses*, New York: Dekker.
6. Kim, K., Jun, C., Cho, H., Hong, Y., Kim, Y., Kim, C., Youm, S., Lee, S., Lee, J., Chang, B., Jeong, B., and Jeong, I. 2000. *Development of a Six-Sigma Improvement Model: Reducing the Variation of Tin Plates*” Hardness, Republic of Korea: POSCO Technical Report.
7. Lee, D., Jeong, I., and Kim, K. 2010. “A Posterior Preference Articulation Approach to Dual-Response-Surface Optimization,” *IIE Transactions* (42), pp. 161-171.
8. Myers, R. H. and Montgomery, D. C. 2002. *Response Surface Methodology* (2nd ed.), New York: John Wiley & Sons.
9. Steuer, R. E. 1986. *Multiple Criteria Optimization: Theory, Computation, and Application*, New York: John Wiley & Sons.
10. Vining, G. G. and Myers, R. H. 1990. “Combining Taguchi and Response Surface Philosophies: A Dual Response Approach,” *Journal of Quality Technology* (22), pp. 38-45.

● 저 자 소 개 ●



정인준 (In-Jun Jeong)

포항공과대학교(POSTECH) 산업경영공학과에서 학사, 석사, 박사 학위를 취득하였고, 한국전자통신연구원(ETRI) 선임연구원, 정보통신정책연구원(KISDI) 부연구위원을 거쳐 현재 대구대학교 경영학과 부교수로 재직 중이다. 주요 관심 분야는 품질경영/공학, 생산운영관리, 방송통신정책 등이다.