

쌍대반응표면최적화를 위한 가중평균제곱오차 최소화법: 공정능력지수 기반의 가중치 결정

정인준 ^{*,†}

* 대구대학교 경영학과

Weighted Mean Squared Error Minimization Approach to Dual Response Surface Optimization: A Process Capability Indices-Based Weighting Procedure

In-Jun Jeong ^{*,†}

* Department of Business Administration, Daegu University

ABSTRACT

Purpose: The purpose of this paper is to develop a systematic weighting procedure based on process capability indices method applying weighted mean squared error minimization (WMSE) approach to dual response surface optimization.

Methods: The proposed procedure consists of 5 steps. Step 1 is to prepare the alternative vectors. Step 2 is to rank the vectors based on process capability indices in a pairwise manner. Step 3 is to transform the pairwise rankings into the inequalities between the corresponding WMSE values. Step 4 is to obtain the weight value by calculating the inequalities. Or, step 5 is to obtain the weight value by minimizing the total violation amount, in case there is no weight value in step 4.

Results: The typical 4 process capability indices, namely, C_p , C_{pk} , C_{pm} , C_{pmk} are utilized for the proposed procedure.

Conclusion: The proposed procedure can provide a weight value in WMSE based on the objective quality performance criteria, not on the decision maker's subjective judgments or experiences.

Key Words: Response Surface Methodology, Dual Response Surface Optimization, Weighted Mean Squared Error Minimization, Weighting, Process Capability Indices

● Received 10 October 2014, revised 11 December, accepted 12 December 2014

† Corresponding Author(iyjeong@daegu.ac.kr)

© 2014, The Korean Society for Quality Management

This is an Open Access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution Non-Commercial License (<http://creativecommons.org/licenses/by-nc/3.0>) which permits unrestricted non-Commercial use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

* This work was supported by the National Research Foundation of Korea Grant funded by the Korean Government (NRF-2013S1A5A8022753).

1. 서론

품질관리 분야에서 제품 및 공정설계 단계에서 설계품질 향상을 체계적으로 지원하기 위한 대표적인 방법론으로 반응표면분석(Response Surface Methodology)이 있다. 반응표면분석은 반응변수(품질특성치)와 입력변수(공정변수) 간의 관계를 연구하는 품질관리의 수리적 연구방법론이다. 본 방법론의 궁극적인 목표는 반응변수를 최적화하는 입력변수의 조건을 찾는 것이다(Box and Draper 1987; Khuri and Cornell 1996; Lee and Rheem 2001; Kim 2002; Myers and Montgomery 2002; Rheem and Lee 2005). 과거 반응표면분석은 반응변수의 표준편차가 입력변수의 수준에 관계없이 일정하다는 것을 가정하여 반응변수의 평균을 최적화하는데 초점을 맞추고 있었다. 그러나 실제로는 반응변수의 표준편차는 입력변수의 수준에 따라 다르게 나타나는 상황이 흔히 발생한다.

쌍대반응표면분석(Dual Response Surface Approach)은 반응변수(y)의 평균만을 최적화하는 방식이 아닌, 평균과 표준편차를 동시에 고려하여 최적화하는 방법론이다(Vining and Myers 1990). 본 방법론은 우선 반응변수의 평균과 표준편차를 별도의 종속변수로 두고 2개의 함수를 추정한다. 추정 시 보통 2차 다항식 모형을 사용한다. 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.

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

다음으로 입력변수의 제약범위 내에서 두 함수를 동시에 최적화하는 절충해를 찾아낸다. 지금까지 쌍대반응표면분석에서 평균-표준편차 함수를 최적화(이하, 쌍대반응표면최적화, Dual Response Surface Optimization, DRSO)하기 위해 다양한 방법이 제안되어 왔다(Vining and Myers 1990; Lin and Tu 1995; Copeland and Nelson 1996; Kim and Lin 1998; Tang and Xu 2002; Jeong et al. 2005; Shin and Cho 2006; Lee et al. 2010). 기존 방법론에 대한 요약은 Tang and Xu (2002), Kóksóy and Doganaksoy (2003), Lee et al. (2010)에서 잘 설명하고 있다.

기존의 방법 중 Lin and Tu (1995)가 제안한 평균제곱오차(Mean Square Error, MSE) 최소화법은 간단하면서도 효과적인 장점이 있어 DRSO의 대표기법으로 각광받고 있다. 식 (2)는 망목특성(Nominal-The-Best)을 띄는 어떤 반응변수에 대한 MSE를 보여주고 있다. 여기서 T 는 반응변수의 목표수준을 나타낸다. MSE는 크게 제곱편차($(\hat{\mu}(\mathbf{x}) - T)^2$)와 분산($(\hat{\sigma}(\mathbf{x}))^2$)으로 구성되는데, 편차는 반응변수가 목표수준으로부터 떨어진 평균 거리를 의미하고, 분산은 비통계변수 혹은 잡음인자에 대한 반응변수의 강건성(Robustness)을 의미한다(Ko et al., 2005).

$$MSE = (\hat{\mu}(\mathbf{x}) - T)^2 + (\hat{\sigma}(\mathbf{x}))^2. \quad (2)$$

MSE는 제곱편차와 분산에 동일한 가중치를 부여하는 것을 전제로 한다. 그러나 제품이나 생산공정이 추구해야 할 목표에 따라, 또는 제곱편차와 분산의 스케일 차이를 보정하기 위하여 서로 다른 가중치를 부여하여야 하는 경우가 흔히 존재한다. 이를 위하여 가중평균제곱오차(Weighted MSE, WMSE)가 제안되었다. 식 (3)은 WMSE를 보여주고 있다. 여기서 λ 는 가중치(Weighting Factor)를 의미한다($0 \leq \lambda \leq 1$). 만약 $\lambda=0.5$ 로 두고 스케일을 조정하면 식 (3)은 식 (2)가 된다.

$$WMSE = \lambda(\hat{\mu}(\mathbf{x}) - T)^2 + (1 - \lambda)(\hat{\sigma}(\mathbf{x}))^2. \quad (3)$$

MSE에 가중치를 부여해야 하는 이유는 실제 품질설계 문제에서 제품편차(또는 분산)가 분산(또는 제품편차) 보다 더 중요한 경우가 종종 있기 때문이다. 예를 들어, 철강제품 중 음료수 캔을 만드는데 쓰이는 주석도금 강판의 경우에는 분산을 줄이는 것이 전체적인 품질에 결정적인 영향을 미친다. 왜냐하면 강판 표면에 도금된 주석의 두께 편차가 크면 음료수 캔이 찢어지기 쉽기 때문이다. 주석도금 두께 자체는 상대적으로 덜 중요하다. 이와 같은 경우에는 분산에 큰 가중치를 부여할 필요가 있다(Kim et al., 2000). MSE에 가중치를 부여해야 하는 또 다른 이유는 바로 평균과 표준편차의 상대적 스케일을 보정해 줄 필요가 있기 때문이다. Kim and Lin (1998)에서 언급된 바와 같이, MSE 최소화법은 제품편차와 분산 중 상대적으로 스케일이 큰 (변화의 범위가 큰) 요소가 더 큰 영향을 발휘하게 되므로, 이를 최소화하는 방향으로 최적해가 도출될 수밖에 없다. 그러나 스케일이 작은 요소라도 그 변화가 전체적인 품질에 미치는 영향이 클 수 있다. 따라서 이러한 스케일 크기에 따른 영향력을 보정해 주기 위해서 적절한 가중치가 부여될 필요가 있다.

WMSE에서 λ 를 결정하기 위한 여러 연구가 지금까지 수행되어 왔다. Ding et al. (2004)은 평균과 표준편차의 이상치(Ideal Point)에 가장 가까운 실현가능한(Feasible) 평균, 표준편차의 조합으로부터 λ 를 구하는 데이터 기반법(Data-Driven Method)을 제안하고 있다. Jeong et al. (2005)은 의사결정자(품질설계자)의 선호도 정보에 의해 λ 를 구하는 선호도 기반법(Preference-Based Method)을 제안하고 있다. Lee and Kim (2012)는 Jeong et al. (2005)의 선호도 기반법의 효율성과 강건성을 개선한 대화식 결정 방법(Interactive Weighting Method)을 제안하고 있다. WMSE에서 λ 결정과 관련하여 기존에 수행된 연구의 공통적인 문제점은 λ 를 결정하는 과정에서 경영성과와 관련된 객관적인 기준을 고려하지 못하고 있다는 것이다. Ding et al. (2004)는 λ 를 단순히 데이터에 기반하여 결정하기 때문에 품질경영 성과와 관련된 요소를 객관적이고 체계적으로 고려하지 않고 있다. Jeong et al. (2005)과 Lee and Kim (2012)은 의사결정자로부터 정보를 받고 있는데 이 정보가 품질경영 성과와 직접적으로 관련되어 있지는 않다.

WMSE에서 λ 가 결정되고, 그로부터 최적의 입력변수 값이 도출되며, 그 결과로 생산되는 제품의 수준은 제품편차 및 분산(또는 평균 및 표준편차)으로 나타나, 궁극적으로 기업의 품질경영 성과로 이어진다. 즉, λ 값은 결국 기업의 품질경영 성과로 이어지기 때문에, 품질경영 성과와 관련된 객관적인 기준을 고려하여 λ 값을 결정하는 것이 바람직하다. 이런 기준을 고려하지 못한 채로 도출된 λ 값은 결국 기업의 품질경영 성과측면에서 최선의 결과를 도출하지 못할 가능성이 크다. 본 연구에서는 WMSE에서 λ 를 결정할 때 기업의 품질경영 성과 기준으로 공정능력지수(Process Capability Indices)를 고려하는 방법을 제안하고자 한다. 공정능력지수는 공정의 어느 품질특성치가 규격(Specifications)을 충족시킬 수 있는 능력의 정도를 나타내는 지수로, 식스 시그마 등의 품질혁신 활동에서 공정의 품질수준을 객관적으로 측정하기 위한 도구로 널리 활용되고 있다(Cho and Lim, 2002).

본 논문은 다음과 같이 구성되어 있다. 2장에서는 WMSE에서의 λ 결정에 관한 연구, Jeong et al. (2005)의 선호도 기반법, 공정능력지수를 상세히 고찰한다. 3장에서는 공정능력지수 기반 WMSE 가중치 결정 방법을 제안한다. 4장에서는 제안된 방법을 활용하여 예제를 풀어보고 기존의 선호도 기반법과 비교한다. 마지막으로, 결론 및 추후 연구방향을 5장에서 제시한다.

2. 기존 연구 고찰

2.1 WMSE의 가중치 결정 연구

앞서 언급한 바와 같이, WMSE에서 λ 를 결정하기 위한 연구로, Ding et al. (2004)의 데이터 기반법, Jeong et al. (2005)의 선호도 기반법, Lee and Kim (2012)의 대화식 결정 방법 등이 있다. 우선 Ding et al. (2004)의 데이터 기반법은 우선 제곱편차와 분산을 각각 최소화하여 $\hat{\mu}(\mathbf{x})$ 와 $\hat{\sigma}(\mathbf{x})$ 의 한계 최적값(Marginally Optimal Values)을 구한 후, 이들의 조합을 이상치(Ideal Point), 즉 $(\mu^{ideal}, \sigma^{ideal})$ 로 둔다. 다음으로 다양한 λ 값에 대하여 최소화하고, 그 결과로 도출되는 $(\hat{\mu}^*, \hat{\sigma}^*)$ 를 연결한 효율곡선(Efficient Curve)을 만든다. 최종적으로 $(\mu^{ideal}, \sigma^{ideal})$ 로부터의 직선거리가 가장 가까운 효율곡선 상의 점을 찾고 이 때의 λ 값을 최종 λ 로 정한다.

Jeong et al. (2005)의 선호도 기반법은 제곱편차와 분산으로 구성된 다수의 대안벡터를 생성하고, WMSE를 구성한다. 다음으로 의사결정자가 대안벡터를 쌍대비교(Pairwise Comparison)하여 순위를 부여한다. 이러한 순위에 일치되도록 WMSE 값의 부등식 관계를 설정한다. 최종적으로 부등식을 모두 만족하는 λ 값을 찾게 된다. 만약 부등식을 모두 만족하지 않으면 부등식이 위반되는 정도가 최소화되는 λ 값을 찾게 된다. 이 방법의 기본적인 전제는 의사결정자에 의해 주어진 순위와 이에 대응하는 WMSE 값의 크기 순서는 서로 일치한다는 것이다.

Lee and Kim (2012)은 선호도 기반법을 개선한 대화식 결정 방법을 제안하고 있다. 선호도 기반법은 초기에 주어진 대안벡터가 어떻게 주어지느냐에 따라 최종적인 결과가 바뀔 수 있는 등 초기조건에 민감한 단점을 지니고 있다. 또한 선호도 기반법에서는 λ 값 범위로 주어질 수 있고 지나치게 많은 쌍대비교를 수행해야 될 경우 의사결정자에게 부담이 될 수 있다는 단점이 있다. 대화식 결정 방법은 이러한 단점을 해소하기 위하여 일련의 쌍대비교에 기반하되, 대화식으로 λ 를 결정하는 방법을 제안하고 있다.

WMSE에서 λ 결정과 관련하여 기존에 수행된 연구의 공통적인 문제점은 λ 를 결정하는 과정에서 경영성과와 관련된 객관적인 기준을 고려하지 못하고 있다는 것이다. Ding et al. (2004)는 λ 를 단순히 데이터에 기반하여 결정하기 때문에 경영성과와 관련된 요소를 전혀 고려하지 않고 있다. Jeong et al. (2005)과 Lee and Kim (2012)은 의사결정자로부터 정보를 받고 있는데 이 정보가 경영성과와 직접적으로 관련되어 있지는 않다.

2.2 선호도 기반법(Preference-Based Method)

선호도 기반법은 제곱편차와 분산으로 구성된 대안벡터에 대한 의사결정자의 선호도(순위)가 해당 WMSE 값의 순서와 일치해야 한다는 것을 가정한다. 만약 m 개의 대안벡터가 마련되었다고 가정하자. 대안벡터 \mathbf{z}^i ($i = 1, 2, \dots, m$)는 제곱편차(z_1^i)와 분산(z_2^i)으로 구성되며, 식 (4)와 같이 구해진다.

$$z_1^i = (\bar{y}^i - T)^2, \quad z_2^i = \frac{1}{n-1} \sum_{r=1}^n (y_r^i - \bar{y}^i)^2. \quad (4)$$

대안벡터가 주어지면, 이에 해당되는 WMSE 값은 식 (5)와 같이 결정된다. 식 (5)에서 $\boldsymbol{\lambda} = (\lambda, 1 - \lambda)$, $\mathbf{z}^i = (z_1^i, z_2^i)^T$ 이다.

$$WMSE^i = \boldsymbol{\lambda} \mathbf{z}^i. \quad (5)$$

만약 의사결정자가 m 개의 대안벡터에 대하여 $z^1 > z^2 > \dots > z^m$ 에 대한 순위를 매겼다면($z^i > z^j$ 는 z^i 가 z^j 보다 선호됨, 즉 순위가 높음을 의미함) 선호도기반법은 해당 WMSE 값은 $WMSE^1 < WMSE^2 < \dots < WMSE^m$ 또는 $\lambda z^1 < \lambda z^2 < \dots < \lambda z^m$ 의 순서가 됨을 가정한다. 참고로, WMSE는 값이 작을수록 더 선호된다.

선호도 기반법은 크게 ‘가중치 계산 과정’ 및 ‘불일치 해소 과정’으로 구성된다. 가중치 계산 과정(1단계)은 의사결정자가 쌍대비교를 통해 부여한 순위에 기반하여 λ 를 계산한다. 이 과정에서 λ 가 도출되지 않는다면 주어진 순위 간에 불일치가 존재하는 것이므로 불일치 해소 과정(2, 3단계)에서 이러한 불일치를 제거하거나 최소화한다.

구체적으로, 가중치 계산 과정에 진입하기에 앞서 대안벡터를 마련하고, 대안벡터 간의 순위를 매긴다. 대안벡터는 실험을 통한 실제 데이터나 가상의 데이터를 통하여 마련한다. 그 다음 의사결정자가 대안벡터 간의 쌍대비교, 즉 두 벡터씩 골라서 비교하여 그들 간의 순위를 매긴다(0단계). 1단계에서는 대안벡터 간의 순위를 WMSE 값 간의 부등식으로 전환하여 λ 를 계산한다. 여기서 모든 부등식을 만족시키는 λ (구간 형태)가 존재하면 절차가 종료된다. 그렇지 않으면 2단계로 이동한다. 1단계에서 λ 가 계산되지 않는다는 것은 대안벡터 간 순위에 불일치가 존재한다는 것을 의미한다. 2단계에서는 이러한 불일치를 해소하기 위하여 부등식의 총위반량을 정의하고 이를 최소화하는 λ' 을 찾는다. 또한 λ' 를 활용하여 위반이 발생한 순위를 찾아낸다. 3단계에서는 위반이 발생한 순위를 변경할 수 있는지를 검토하여 변경할 수 있다면 갱신된 순위 정보를 가지고 1단계로 돌아간다. 그렇지 않다면 2단계에서 도출된 총위반량을 최소화하는 λ' (단일 값)와 함께 절차가 종료된다.

2.3 공정능력지수

공정능력은 공정이 일정한 품질의 제품을 생산할 수 있는 능력을 일반적으로 의미하며, 공정능력지수는 품질특성치(y)가 규격(Specifications)을 충족시킬 수 있는 능력의 정도를 나타낸다(Lee, 2012). 현재까지 다양한 공정능력지수가 개발되어 있으나, 본 연구에서는 현실에서 주로 활용되는 4가지 지수, 즉 C_p , C_{pk} , C_{pm} , C_{pmk} 를 고려하고자 한다. 이들 지수는 3장의 방법론 개발에서 활용된다.

이들 4가지 공정능력지수에 대한 설명하면, 우선 C_p 는 공정의 변동, 즉 표준편차(σ)에 대한 규격공차($USL - LSL$)의 비율로(Juran, 1974; Sullivan, 1984, Sullivan, 1985; Kane, 1986), 식 (6)과 같이 ($USL - LSL$)를 품질특성치의 표준편차의 6배, 즉 6σ 로 나누어서 계산된다. 식 (6)에서 USL 은 규격상한(Upper Specification Limit), LSL 은 규격하한(Lower Specification Limit)을 나타낸다. C_p 의 값이 크면 표준편차가 작아서 품질특성치가 규격에 들어갈 비율이 높음을 의미하며, 이는 곧 공정능력이 우수함을 나타낸다. $C_p=1$ 은 ($USL - LSL$)이 6σ 와 일치되는 경우를 뜻한다. 참고로, USL 만 주어진 경우와 LSL 만 주어진 경우의 C_p 계산식은 각각 식 (6-1), 식 (6-2)와 같다.

$$C_p = \frac{USL - LSL}{6\sigma}. \quad (6)$$

$$C_p = \frac{USL - \mu}{3\sigma}. \quad (6-1)$$

$$C_p = \frac{\mu - LSL}{3\sigma}. \quad (6-2)$$

C_{pk} 는 품질특성치의 평균(μ)이 규격의 중심($(USL + LSL)/2$)에 있지 않은 경우에 공정의 능력을 측정하기 위

한 지수로, 식 (7)과 같이 USL 과 LSL 중 평균과의 거리가 더 가까운 것을 취하여 그 거리를 3σ 로 나누는 방식으로 계산된다. 다시 말해서, C_{pk} 는 USL 만 있는 경우의 C_p (식 (6-1))와 LSL 만 있는 경우의 C_p (식 (6-2))를 계산한 후, 이들 중 더 작은 값, 즉 공정능력이 더 나쁘게 평가되는 값을 취하는 것과 마찬가지이다. C_p 는 품질특성치의 평균이 USL 과 LSL 사이의 중심에 있다는 가정 하에 계산하는 것이어서, 품질특성치의 평균이 한 쪽으로 치우쳐 있을 경우 공정의 능력을 올바르게 측정할 수 없다. C_{pk} 는 이러한 단점을 보완하여 품질특성치의 평균이 규격공차의 중심에서 벗어난 경우에도 공정의 능력을 합리적으로 측정할 수 있다.

$$C_{pk} = \frac{\min[USL - \mu, \mu - LSL]}{3\sigma} \tag{7}$$

C_{pm} 은 공정의 변동을 표준편차 대신 목표값(T)으로부터 떨어진 거리로 대체한 지수로, 식 (8)과 같이 C_p 에서 σ 대신 평균제곱오차(Mean Squared Error, MSE)의 제곱근을 사용한다(Hsiang and Taguchi, 1985; Chan et al., 1988). C_p 와 C_{pk} 는 공정의 변동 자체만 고려하는 것이어서, 공정이 추구해야 하는 목표값으로부터의 변동은 고려하지 못하는 한계를 가지고 있다. C_{pm} 의 평균제곱오차는 다구찌의 손실함수 개념으로부터 도출된 것으로 공정의 목표값으로부터의 변동성을 반영할 수 있다.

$$C_{pk} = \frac{USL - LSL}{6\sqrt{(\mu - T)^2 + \sigma^2}} = \frac{USL - LSL}{6\sqrt{MSE}} \tag{8}$$

C_{pmk} 는 C_{pk} 와 C_{pm} 을 통합한 지수로, 식 (9)와 같이 USL 과 LSL 중 품질특성치의 평균과의 거리가 더 가까운 것을 취하여 그 거리를 $3\sqrt{MSE}$ 로 나누는 방식으로 계산된다(Pearn et al., 1992). C_{pm} 은 C_{pk} 와 C_{pm} 의 장점을 취한 지수로, 공정의 평균이 규격공차의 중심에서 벗어난 경우를 고려할 수 있고, 공정의 목표값으로부터의 변동성을 반영할 수 있다.

$$C_{pmk} = \frac{\min[USL - \mu, \mu - LSL]}{3\sqrt{(\mu - T)^2 + \sigma^2}} = \frac{\min[USL - \mu, \mu - LSL]}{3\sqrt{MSE}} \tag{9}$$

3. 제안된 방법: 공정능력지수 기반 WMSE 가중치 결정

본 연구에서 제안하는 ‘핵심지표 기반의 가중치 도출 절차’는 5단계로 구성이 된다(Figure 1). 1단계는 ‘대안벡터의 준비’, 2단계는 ‘공정능력지수에 기반한 대안벡터의 상대순위 매기기’, 3단계는 ‘상대순위를 해당 WMSE 값 간의 부등식으로 전환’, 4단계는 ‘부등식을 계산하여 λ 도출’, 5단계는 ‘총위반량을 최소화하는 λ 도출 (단, 4단계에서 λ 가 존재하지 않을 경우)’이다. 단계별 세부 내용은 다음에 제시되어 있다.

3.1 대안벡터의 준비 (1단계)

실제 실험결과 또는 (실존 가능한) 가상결과로부터 제곱편차와 분산으로 구성된 대안벡터(Alternative Vectors)를 마련한다. 대안벡터를 마련 시 평균값이 규격상한과 규격하한에 있는 경우만을 고려한다. 평균값이 규격범위밖에

존재할 경우 공정능력지수 계산이 불가능하기 때문이다. 본 연구에서는 m 개의 대안벡터가 마련되었다고 가정한다. 대안벡터 \mathbf{z}^i ($i = 1, 2, \dots, m$)는 식 (4)와 같이 구해진다. 대안벡터가 주어지면, 이에 해당되는 WMSE 값은 식 (5)와 같이 결정된다.

3.2 공정능력지수에 기반한 대안벡터의 쌍대순위 매기기 (2단계)

우선 1단계에서 준비된 대안벡터 $\mathbf{z}^1, \mathbf{z}^2, \dots, \mathbf{z}^m$ 에 대하여 4가지 공정능력지수, $C_p, C_{pk}, C_{pm}, C_{pmk}$ 를 계산한다. $\mathbf{z}^1, \mathbf{z}^2, \dots, \mathbf{z}^m$ 에 대하여 공정능력지수의 값을 쌍대비교하여 순위를 부여한다. 즉, 4가지 공정능력지수의 값 모두가 큰 대안벡터에게 높은 순위를 부여한다. 만약 공정능력지수의 값 모두가 크지 않다면, 다른 기준으로 순위를 부여한다. 가령, 다수의 공정능력지수의 값이 큰 대안벡터에게 높은 순위를 부여하거나, C_{pmk} 의 값이 큰 대안벡터에게 높은 순위를 부여할 수 있다. C_{pmk} 는 다른 공정능력지수의 단점을 보완한 지수로, 나머지 세 지수보다 공정의 능력을 가장 합리적으로 측정한다고 볼 수 있다. 쌍대비교를 통해 부여된 순위는 식 (10)과 같은 색인집합(Index Set) I_p 로 정리된다.

$$I_p = \{(i, j) | \mathbf{z}^i > \mathbf{z}^j\}. \quad (10)$$

3.3 쌍대순위를 해당 WMSE 값 간의 부등식으로 전환 (3단계)

2단계에서 만들어진 색인집합 I_p 로부터 해당 WMSE 값 간의 부등식을 만든다. I_p 로부터 만들어지는 부등식은 식 (11)과 같다. 부등식은 I_p 의 원소 개수만큼 만들어진다. 참고로, 두 대안벡터 \mathbf{z}^i 와 \mathbf{z}^j 에 대하여, \mathbf{z}^i 의 제곱편차와 분산 모두 \mathbf{z}^j 보다 작으면, $\lambda \in [0, 1]$ 의 조건하에 $\lambda \mathbf{z}^i$ 가 $\lambda \mathbf{z}^j$ 보다 항상 작으므로 해당 부등식은 고려하지 않아도 된다.

$$\lambda \mathbf{z}^i < \lambda \mathbf{z}^j, \text{ for all } (i, j) \in I_p. \quad (11)$$

3.4 부등식을 계산하여 λ 도출 (4단계)

식 (11)에서 각 (i, j) 에 대한 부등식을 풀게 되면, 개별 λ , 즉 $\lambda_{(i,j)}$ 는 구간으로 주어진다. 최종적으로 모든 부등식을 만족시키는 λ 는 모든 (i, j) 에 대한 $\lambda_{(i,j)}$ 의 교집합을 통해 도출된다. 만약 λ 가 존재한다면, 그 결과가 최종해가 되면서 절차가 종료된다. 그렇지 않으면, 5단계로 이동한다.

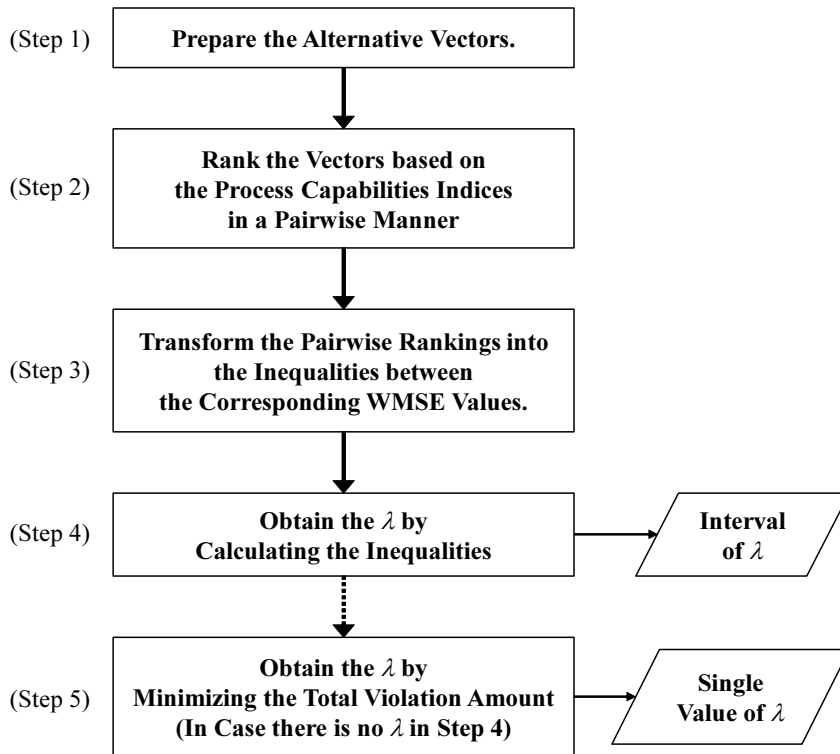


Figure 1. The Overall Procedure of the Proposed Method

3.5 총위반량을 최소화하는 λ 도출 (5단계)

5단계는 4단계에서 λ가 존재하지 않을 경우, 즉 $\lambda_{(i,j)}$ 의 교집합이 없는 경우에만 거처게 된다. 이론적으로 $(i, j) \in I_p$ 인 경우, $\lambda z^i < \lambda z^j$ 의 부등관계가 충족되어야 한다. 그렇지 않으면 $\lambda z^i - \lambda z^j$ 는 부등식이 위반된 양을 의미한다고 볼 수 있다. 5단계에서는 우선 부등식의 총위반량(Total Violation Amount) V 을 다음과 식 (12)와 같이 정의한다. 다음으로, 식 (13)을 통하여 V 를 최소화하는 λ, 즉 λ'를 찾는다. λ'는 하나의 값으로 주어진다.

$$V = \sum_{(i,j) \in I_p^{(n)}} \{0, \lambda z^i < \lambda z^j\}, \text{ for all } (i, j) \in I_p. \tag{12}$$

$$\text{Minimize}_\lambda V \text{ subject to } 0 \leq \lambda \leq 1. \tag{13}$$

4. 인쇄공정 문제에서의 제안된 방법 적용

본 장에서는 제안된 방법을 대표적인 반응표면분석 문제인 ‘인쇄공정 문제’(Box and Draper, 1987)에 적용해 보고자 한다. 인쇄공정 문제는 3개의 입력변수, 속도(x_1), 압력(x_2), 거리(x_3)와 1개의 반응변수, 인쇄품질(y)로 구성 되어 있다. 반응변수 y 의 목표수준은 500이고, 실험은 실험반복수가 3회인 33형 요인배치법으로 실시되었다. 실험

데이터는 Table 1에 주어져 있다. 이들 데이터로부터 추정된 평균, 표준편차 함수($\hat{\mu}(\mathbf{x})$, $\hat{\sigma}(\mathbf{x})$)는 식 (14)와 같다.

$$\begin{aligned} \hat{\mu}(\mathbf{x}) &= 327.6 + 177.0x_1 + 109.4x_2 + 131.5x_3 + 32.0x_1^2 - 22.4x_2^2 \\ &\quad - 29.1x_3^2 + 66.0x_1x_2 + 75.5x_1x_3 + 43.6x_2x_3 \quad (T=500), \\ \hat{\sigma}(\mathbf{x}) &= 34.9 + 11.5x_1 + 15.3x_2 + 29.2x_3 + 4.2x_1^2 - 1.3x_2^2 + 16.8x_3^2 + 7.7x_1x_2 \\ &\quad + 5.1x_1x_3 + 14.1x_2x_3. \end{aligned} \tag{14}$$

본 예제를 제안된 방법으로 풀려면 공정능력지수의 계산이 필요하며, 이를 위해서는 규격상한과 규격하한이 주어 져야 한다. 원래의 문제에서는 규격에 대한 정보가 주어지지 않았기 때문에, 본 연구에서 목표수준 500을 중심으로 ± 100 만큼 떨어진 위치를 규격상한($USL=600$)과 규격하한($LSL=400$)으로 가정하였다.

4.1 제안된 방법을 이용한 문제 풀이

4.1.1 대안벡터의 준비 (1단계)

Table 1에 주어진 실제 실험결과로부터 제곱편차와 분산으로 구성된 대안벡터를 마련하였다. 총 27회의 실험이 실시되어 27개의 후보가 존재하였으나, 평균값이 앞서 가정한 규격범위($USL=600$, $LSL=400$)밖에 존재하는 18개 를 제외한 9개를 대안벡터 \mathbf{z}^i ($i = 1, 2, \dots, 9$)로 최종 선정하였다. 최종 선정된 9개의 대안벡터는 Table 1에 표시 되어 있다.

4.1.2 공정능력지수에 기반한 대안벡터의 쌍대순위 매기기 (2단계)

1단계에서 준비된 9개의 대안벡터 $\mathbf{z}^1, \mathbf{z}^2, \dots, \mathbf{z}^9$ 에 대하여 4가지 공정능력지수, $C_p, C_{pk}, C_{pm}, C_{pmk}$ 를 계산한 다. 계산 결과는 Table 1에 주어져 있다. 이상의 4개의 공정능력지수의 값을 가지고 $\mathbf{z}^1, \mathbf{z}^2, \dots, \mathbf{z}^9$ 를 쌍대비교하여 순위를 부여하였다. 순위 부여기준은 앞서 언급한 바와 같이, 4가지 공정능력지수의 값 모두가 큰 대안벡터에게 높 은 순위를 부여하였다. 그렇지 않을 경우, 다수의 공정능력지수의 값이 큰 대안벡터에게 높은 순위를 부여하였다. 만 약, 동점(2대 2)인 경우, C_{pmk} 의 값이 큰 대안벡터에게 높은 순위를 부여하였다. 쌍대순위를 담은 색인집합 I_p 는 식 (15)와 같이 만들어졌다.

$$I_p = \left\{ \begin{array}{l} (1, 8), \\ (2, 1), (2, 8), \\ (3, 1), (3, 2), (3, 8), (3, 9), \\ (4, 1), (4, 2), (4, 3), (4, 5), (4, 8), (4, 9), \\ (5, 1), (5, 2), (5, 3), (5, 8), (5, 9), \\ (6, 1), (6, 2), (6, 3), (6, 4), (6, 5), (6, 8), (6, 9), \\ (7, 1), (7, 2), (7, 3), (7, 4), (7, 5), (7, 6), (7, 8), (7, 9), \\ (9, 1), (9, 2), (9, 8) \end{array} \right\} \tag{15}$$

Table 1. Printing Process Problem and Process Capability Indices

<i>i</i>	x_1	x_2	x_3	y_1^i	y_2^i	y_3^i	Squared Bias	Variance	C_p	C_{pk}	C_{pm}	C_{pmk}	Code
1	-1	-1	-1	34	10	28	226,576	156	-	-	-	-	z^1
2	0	-1	-1	115	116	130	144,147	70	-	-	-	-	
3	1	-1	-1	192	186	263	81,987	1,834	-	-	-	-	
4	-1	0	-1	82	88	88	171,396	12	-	-	-	-	
5	0	0	-1	44	178	188	132,011	6,465	-	-	-	-	
6	1	0	-1	322	350	350	25,387	261	4.12	0.84	2.50	0.25	
7	-1	1	-1	141	110	86	150,285	760	-	-	-	-	
8	0	1	-1	259	251	259	59,373	21	-	-	-	-	
9	1	1	-1	290	280	245	52,136	558	-	-	-	-	
10	-1	-1	0	81	81	81	175,561	0	-	-	-	-	
11	0	-1	0	90	122	93	158,669	312	-	-	-	-	
12	1	-1	0	319	376	376	20,449	1,083	2.03	0.58	2.73	0.39	z^2
13	-1	0	0	180	180	154	108,022	225	-	-	-	-	
14	0	0	0	372	372	372	16,384	0	∞	∞	3.13	0.56	z^3
15	1	0	0	541	568	396	3	8,556	0.72	0.71	4.32	2.14	z^4
16	-1	1	0	288	192	312	55,696	4,032	-	-	-	-	
17	0	1	0	432	336	513	5,329	7,851	0.75	0.48	3.48	1.11	z^5
18	1	1	0	713	725	754	53,207	444	-	-	-	-	
19	-1	-1	1	364	99	199	78,027	17,908	-	-	-	-	
20	0	-1	1	232	221	266	67,773	550	-	-	-	-	
21	1	-1	1	408	415	443	6,084	343	3.60	2.20	4.99	1.52	z^6
22	-1	0	1	182	233	182	90,601	867	-	-	-	-	
23	0	0	1	507	515	434	215	1,992	1.49	1.38	8.51	3.94	z^7
24	1	0	1	846	535	640	30,160	25,030	0.42	0.06	1.70	0.11	z^8
25	-1	1	1	236	126	168	104,544	3,081	-	-	-	-	
26	0	1	1	660	440	403	1	19,303	0.48	0.48	2.88	1.43	z^9
27	1	1	1	878	991	1161	260,100	20,293	-	-	-	-	

4.1.3 쌍대순위를 해당 WMSE 값 간의 부등식으로 전환 (3단계)

식 (15)의 I_p 로부터 WMSE 값 간의 부등식을 만들었다. 앞서 언급한 바와 같이, 두 대안벡터 간에 제품편차와 분산 모두 작은 경우는 부등식을 만들지 않았다. 그 결과 23개의 부등식이 식 (16)과 같이 만들어졌다.

$$\begin{aligned}
 &\lambda z^2 < \lambda z^1, \\
 &\lambda z^3 < \lambda z^9, \\
 &\lambda z^4 < \lambda z^1, \lambda z^4 < \lambda z^2, \lambda z^4 < \lambda z^3, \lambda z^4 < \lambda z^5, \\
 &\lambda z^5 < \lambda z^1, \lambda z^5 < \lambda z^2, \lambda z^5 < \lambda z^3, \lambda z^5 < \lambda z^9, \\
 &\lambda z^6 < \lambda z^1, \lambda z^6 < \lambda z^3, \lambda z^6 < \lambda z^4, \lambda z^6 < \lambda z^5, \lambda z^6 < \lambda z^9, \\
 &\lambda z^7 < \lambda z^1, \lambda z^7 < \lambda z^2, \lambda z^7 < \lambda z^3, \lambda z^7 < \lambda z^4, \lambda z^7 < \lambda z^6, \lambda z^7 < \lambda z^9, \\
 &\lambda z^9 < \lambda z^1, \lambda z^9 < \lambda z^2
 \end{aligned}
 \tag{16}$$

4.1.4 부등식을 계산하여 λ 도출 (4단계)

식 (16)에서 각각의 부등식을 풀 결과, 즉 $\lambda_{(i,j)}$ 와 이들의 교집합을 통해 도출된 최종 λ 가 Table 2에 주어져 있다. 최종 λ 는 (0.471, 0.541)로 도출되었다. 4단계에서 최종 λ 가 도출되었기 때문에 절차는 5단계로 이동하지 않고 여기서 종료된다.

4.2 수정된 예제 풀이

현재의 문제 풀이는 4단계에서 종료되었기 때문에 5단계를 예를 통하여 설명할 기회가 없었다. 이에 2단계에서 쌍대순위를 매길 때의 기준을 변경하여 문제를 다시 풀어 5단계까지 진행해 보고자 한다. 본 수정된 예제 풀이에서는 2단계에서 4가지 공정능력지수의 값 모두가 큰 대안벡터에게 높은 순위를 부여하였다. 그렇지 않을 경우, C_{pmk} 의 값이 큰 대안벡터에게 높은 순위를 부여하였다. 즉, 앞선 예제 풀이에서 다수의 공정능력지수의 값이 큰 대안벡터에게 높은 순위를 부여했던 기준을 배제하여 보았다. 그 결과 쌍대순위가 다소 바뀌었고 I_p 는 식 (17)과 같이 수정되었다.

Table 2. The Final Result of the Example

Inequality	$\lambda_{(i,j)}$	Inequality	$\lambda_{(i,j)}$	λ
$\lambda z^2 < \lambda z^1$	(0.143, 1.000]	$\lambda z^6 < \lambda z^4$	[0.000, 0.575)	\Rightarrow (0.471, 0.541)
$\lambda z^3 < \lambda z^9$	[0.000, 0.541)	$\lambda z^6 < \lambda z^5$	[0.000, 0.909)	
$\lambda z^4 < \lambda z^1$	(0.246, 1.000]	$\lambda z^6 < \lambda z^9$	[0.000, 0.757)	
$\lambda z^4 < \lambda z^2$	(0.268, 1.000]	$\lambda z^7 < \lambda z^1$	(0.064, 1.000]	
$\lambda z^4 < \lambda z^3$	(0.343, 1.000]	$\lambda z^7 < \lambda z^2$	(0.043, 1.000]	
$\lambda z^4 < \lambda z^5$	(0.117, 1.000]	$\lambda z^7 < \lambda z^3$	(0.110, 1.000]	
$\lambda z^5 < \lambda z^1$	(0.275, 1.000]	$\lambda z^7 < \lambda z^4$	[0.000, 0.969)	
$\lambda z^5 < \lambda z^2$	(0.309, 1.000]	$\lambda z^7 < \lambda z^6$	(0.219, 1.000]	
$\lambda z^5 < \lambda z^3$	(0.415, 1.000]	$\lambda z^7 < \lambda z^9$	[0.000, 0.988)	
$\lambda z^5 < \lambda z^9$	[0.000, 0.682)	$\lambda z^9 < \lambda z^1$	(0.429, 1.000]	
$\lambda z^6 < \lambda z^1$	(0.004, 1.000]	$\lambda z^9 < \lambda z^2$	(0.471, 1.000]	
$\lambda z^6 < \lambda z^3$	(0.032, 1.000]			

$$I_p = \left\{ \begin{array}{l} (1, 8), \\ (2, 1), (2, 8), \\ (3, 1), (3, 2), (3, 8), \\ (4, 1), (4, 2), (4, 3), (4, 5), (4, 8), (4, 9), \\ (5, 1), (5, 2), (5, 3), (5, 8), \\ (6, 1), (6, 2), (6, 3), (6, 4), (6, 5), (6, 8), (6, 9), \\ (7, 1), (7, 2), (7, 3), (7, 4), (7, 5), (7, 6), (7, 8), (7, 9), \\ (9, 1), (9, 2), (9, 3), (9, 5), (9, 8) \end{array} \right\} \quad (17)$$

식 (17)의 I_p 로부터 WMSE 값 간의 부등식을 만들었다(3단계). 여기서 지배적 관계로 인하여 풀 필요가 없는 13개의 부등식을 제외한 23개의 부등식을 풀 결과(4단계), $\lambda_{(i,j)}$ 의 교집합은 존재하지 않는 것으로 나왔다. 이에 5단계로 이동하여 식 (12)와 (13)을 구성하여 총위반량을 최소화하는 $\lambda^* = 0.682(V^* = 1542.41)$ 를 찾았다. 이상의 결과는 Table 3에 정리되어 있다.

4.3 기존 방법과의 비교

인쇄공정 문제는 Jeong et al. (2005)의 선호도 기반법으로도 풀어본 바 있다. 본 절에서는 제안된 방법의 풀이결과와 선호도 기반법의 풀이결과를 비교해 보고자 한다. Jeong et al. (2005)는 27개의 대안벡터 중 제곱편차와 분산에 대하여 사전에 정한 기준을 통과한 7개의 대안벡터를 골라내고, 이들에 대하여 21번의 쌍대비교를 실시하여 쌍대순위를 매겼다. 참고로, 27개 대안벡터 모두를 고려하였다면 351번의 쌍대비교를 실시했어야 했다(0단계). 여기서 쌍대비교 및 쌍대순위 부여는 의사결정자(품질설계자)가 제곱편차와 분산을 살펴보고 자신의 경험을 기반으로 실시되었다. 다음으로, 대안벡터 간 쌍대순위를 WMSE 값 간의 부등식으로 전환하여 λ 를 계산한 결과, λ 는 존재하지 않는 것으로 나타났다. 이에 ‘불일치 해소 과정’을 통하여 $\lambda' = 0.246$ 을 찾았고 위반이 발생한 쌍대순위 3개를 발견하였다. 의사결정자는 3개의 쌍대순위를 재평가한 다음, 이 중 하나의 쌍대순위를 변경하였다(이상 1라운드). 변경된 쌍대순위를 가지고 다시 WMSE 값 간의 부등식을 만들어 λ 를 계산한 결과, 이번에도 λ 는 존재하지 않는 것으로 나타났다. 이에 ‘불일치 해소 과정’을 통하여 $\lambda' = 0.246$ 을 찾았고 위반이 발생한 쌍대순위 1개를 발견하여 변경하였다(이상 2라운드). 마지막으로 변경된 쌍대순위를 가지고 WMSE 값 간의 부등식을 만들어 λ 를 계산한 결과, 이번에는 $\lambda = (0.064, 0.246)$ 으로 나타났다(이상 3라운드).

Table 3. The Revised Result of the Example

Inequality	$\lambda_{(i,j)}$	Inequality	$\lambda_{(i,j)}$	λ	λ'
$\lambda z^2 < \lambda z^1$	(0.143, 1.000]	$\lambda z^6 < \lambda z^9$	[0.000, 0.757]	⇒ ∅	0.682 ($V^* = 1542.41$)
$\lambda z^4 < \lambda z^1$	(0.246, 1.000]	$\lambda z^7 < \lambda z^1$	(0.064, 1.000]		
$\lambda z^4 < \lambda z^2$	(0.268, 1.000]	$\lambda z^7 < \lambda z^2$	(0.043, 1.000]		
$\lambda z^4 < \lambda z^3$	(0.343, 1.000]	$\lambda z^7 < \lambda z^3$	(0.110, 1.000]		
$\lambda z^4 < \lambda z^5$	(0.117, 1.000]	$\lambda z^7 < \lambda z^4$	[0.000, 0.969]		
$\lambda z^5 < \lambda z^1$	(0.275, 1.000]	$\lambda z^7 < \lambda z^6$	(0.219, 1.000]		
$\lambda z^5 < \lambda z^2$	(0.309, 1.000]	$\lambda z^7 < \lambda z^9$	[0.000, 0.988]		
$\lambda z^5 < \lambda z^3$	(0.415, 1.000]	$\lambda z^9 < \lambda z^1$	(0.429, 1.000]		
$\lambda z^6 < \lambda z^1$	(0.004, 1.000]	$\lambda z^9 < \lambda z^2$	(0.471, 1.000]		
$\lambda z^6 < \lambda z^3$	(0.032, 1.000]	$\lambda z^9 < \lambda z^3$	(0.541, 1.000]		
$\lambda z^6 < \lambda z^4$	[0.000, 0.575]	$\lambda z^9 < \lambda z^5$	(0.682, 1.000]		
$\lambda z^6 < \lambda z^5$	[0.000, 0.909]				

Table 4. Comparison of Proposed Method and the Existing Methods on the Example

	Proposed Method	Preference-Based Method (Jeong et al., 2005)	Data-Driven Method (Ding et al., 2004)	Interactive Weighting Method (Lee and Kim, 2012)
Decision Maker's Involvements	Not Allowed	27	Not Allowed	6
Information Type	Objective Information	Subjective Information	Objective Information	Subjective Information
Quality Performance Criteria	Considered	Not Considered	Not Considered	Not Considered

앞서 예제 풀이에서 나타난 바와 같이, 제안된 방법에서는 의사결정자의 개입이 전혀 없었으나, 선호도 기반법은 27번의 의사결정자의 개입이 있었다(0단계: 쌍대비교 시 21번; 1라운드: 재평가 시 3번, 쌍대순위 변경 시 1번; 2라운드: 재평가 1번, 쌍대순위 변경 시 1번). 또한 제안된 방법은 공정능력지수라는 품질경영 성과에 의하여 가중치 결정 절차가 진행되기 때문에 의사결정자의 주관적인 판단이 들어갈 여지가 없으나, 선호도 기반법은 의사결정자의 주관(경험)에 전적으로 의존하여 절차가 진행된다(Table 4).

인쇄공정 문제는 선호도 기반법 외에 Ding et al. (2004)의 데이터 기반법과 Lee and Kim (2012)의 대화식 결정 방법으로도 풀어본 바 있다. 데이터 기반법의 경우 객관적인 데이터에 기반하여 λ 를 계산하기 때문에 제안된 방법과 마찬가지로 의사결정자의 개입은 전혀 없다. 그러나 품질경영 성과도 고려하지 않는다. 대화식 결정 방법의 경우에는 선호도 기반법과 마찬가지로 의사결정자의 개입이 있으나 이를 효율적으로 최소화하고 있다(6회의 쌍대비교 실시). 그러나 의사결정자의 주관(경험)에만 의존하는 등 품질경영 성과를 고려하지 않고 있다(Table 4).

5. 결론 및 추후 연구방향

본 논문에서는 쌍대반응표면최적화를 위한 대표적인 방법론인 가중평균제곱오차 최소화법, 즉 WMSE 최소화법에서 제곱편차와 분산의 가중치인 λ 를 의사결정자의 주관이 아닌 객관적인 기준을 통해 결정하는 방법을 제안하였다. 그 객관적인 기준으로 공정의 품질수준을 측정할 수 있는 지표인 공정능력지수를 활용하였다. 구체적으로, 제안된 방법은 C_p , C_{pk} , C_{pm} , C_{pmk} 등 대표적인 4가지 공정능력지수를 활용하여 대안벡터의 순위를 매기고, 이들을 WMSE 값 간의 부등식으로 전환하여 λ 를 계산한다. 기존의 λ 결정 방법은 기업의 품질경영 성과를 전혀 고려하지 않거나 의사결정자의 경험이나 주관에만 의존하는 반면, 제안된 방법은 공정능력지수에 기반하여 λ 를 결정함으로써 품질경영 성과를 객관적으로 고려할 수 있다.

추후 연구 주제로, λ 결정을 위한 품질경영 성과 기준으로 '재무적인 요소'를 고려하는 방안을 들 수 있다. 본 논문에서 채택한 공정능력지수는 기업의 품질수준을 객관적으로 측정할 수 있는 '비재무적 요소'로 볼 수 있다. 이윤을 추구하는 기업의 입장에서는 궁극적으로 재무적인 측면에서의 품질경영 성과, 즉 비용 절감이나 매출 증대에 관심을 두게 되어 있다. 즉, 비용을 최소화하거나 매출을 최대화할 수 있는 공정의 입력변수의 조건은 무엇인지, 그리고 이러한 조건을 찾기 위해 WMSE 최소화법을 채택할 때 λ 는 어떤 수준으로 결정되어야 하는지에 관심이 있다는 것이다. 재무적 품질성과 기준으로는 '품질비용' 개념을 도입하는 것을 고려할 수 있다. 품질비용은 예방비용, 평가비용, 실패비용(내부실패비용, 외부실패비용)으로 구분된다(Lee and Han, 2005; Yook, 2010). 특히, (가중)평균제곱오차는 다구찌의 품질손실함수로부터 탄생되었기 때문에, 품질비용을 품질손실함수의 k 값 찾기와 연계할 경우 통합적인 λ 결정 체계가 구축될 수 있을 것으로 기대된다.

REFERENCES

- Box, George E. P., and Draper, Norman R. 1987. *Empirical Model Building and Response Surfaces*. New York: John Wiley&Sons.
- Chan, Lai K., Cheng, Smiley W., and Spiring, Frederick A. 1988. "A New Measure of Process Capability Cpm." *Journal of Quality Technology* 20(3):162-175.
- Cho, Moonsoo, and Lim, Taejin. 2002. "The Relation between the Process Capability Index and the Quality Assurance Level Considering Various Conditions." *Journal of the Korean Society for Quality Management*

- 30(2):130–151.
- Copeland, Karen A. F., and Nelson, Peter R. 1996. "Dual Response Optimization via Direct Function Minimization." *Journal of Quality Technology* 28(3):331–336.
- Ding, Rui, Lin, Dennis K. J., and Wei, Duan. 2004. "Dual Response Surface Optimization: A Weighted MSE Approach." *Quality Engineering* 16(3):377–385.
- Hsiang, Thomas C., and Taguchi, Genichi. 1985. *A Tutorial on Quality Control and Assurance — the Taguchi methods*. ASA Annual Meeting, Las Vegas, Nevada, USA.
- Jeong, In-Jun, Kim, Kwang-Jae, and Chang, Soo Y. 2005. "Optimal Weighting of Bias and Variance in Dual Response Surface Optimization." *Journal of Quality Technology* 37(3):236–247.
- Juran, Joseph M. 1974. *Quality Control Handbook*, 3rd ed. New York: McGraw-Hill.
- Kane, Victor E. 1986. "Process Capability Indices." *Journal of Quality Technology* 18(1):41–52.
- Khuri, Andre I., and Cornell, John A. 1996. *Response Surfaces: Designs and Analyses*. New York: Dekker.
- 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*. Technical Report, POSCO, Republic of Korea.
- Kim, Kwang-Jae, and Lin, Dennis K. J. 1998. "Dual Response Surface Optimization: a Fuzzy Modeling Approach." *Journal of Quality Technology* 30(1):1–10.
- Kim, Young-Jin. 2002. "Response Surface Approach to Integrated Optimization Modeling for Parameter and Tolerance Design." *Journal of the Korean Society for Quality Management* 30(4):58–67.
- Ko, Young-Hyun, Kim, Kwang-Jae, and Jun, Chi-Hyuk. 2005. "A New Loss Function- Based Method for Multiresponse Optimization." *Journal of Quality Technology* 37(1):50–59.
- Kóksoy, Onur, and Doganaksoy, Necip. 2003. "Joint Optimization of Mean and Standard Deviation Using Response Surface Methods." *Journal of Quality Technology* 35(3):239–252.
- Lee, Dong-Hee, and Kim, Kwang-Jae. 2012. "Interactive Weighting of Bias and Variance in Dual Response Surface Optimization." *Expert Systems with Applications* 39(5):5900–5906.
- Lee, Dong-Hee, Jeong, In-Jun, and Kim, Kwang-Jae. 2010. "A Posterior Preference Articulation Approach to Dual -Response-Surface Optimization." *IIE Transactions* 42(2):161–171.
- Lee, Kangin, and Han, Seokman. 2005. "A Case Study of Continuous Improvement Methodology by Calculatged Quality-Cost." *Journal of the Korean Society for Quality Management* 33(3):19–30.
- Lee, Sun-Ryong. 2012. *Modern Quality Management*, Gyeonggi: Bobmunsa.
- Lee, Woo-Sun, and Rheem, Sung-Sue. 2001. "Some 3-Level Spherical Designs for Response Surface Experiments: Designs Constructed for the Radius of the Spherical Experimental Region to Vary with the Number of Factors." *Journal of the Korean Society for Quality Management* 29(1):24–40.
- Lin, Dennis K. J., and Tu, Wanzhu. 1995. "Dual Response Surface Optimization." *Journal of Quality Technology* 27(1):34–39.
- Myers, Raymond. H., and Montgomery, Douglas. C. 2002. *Response Surface Methodology*, 2nd ed. New York: John Wiley&Sons.
- Pearn, Wen Lea, Kotz, Samuel, and Johnson, Norman L. 1992. "Distributional and Inferential Properties of Process Capability Indices." *Journal of Quality Technology* 24(4):216–231.
- Rheem, Sung-Sue, and Lee, Woo-Sun. 2005. "Multiresponse Optimization in Response Surface Analysis: A Method by Minimization of Weighted Sum of Estimates of Expected Squared Relative Errors." *Journal of the Korean Society for Quality Management* 33(1):73–82.
- Shin, Sangmun, and Cho, Byung Rae. 2006. "Robust Design Models for Customer-Specified Bounds on Process Parameters." *Journal of Systems Science and Systems Engineering* 15(1):2–18.
- Sullivan, Lawrence P. 1984. "Targeting Variability — A New Approach to Quality." *Quality Progress* 17(7): 15–21.
- Sullivan, Lawrence P. 1985. "Letters." *Quality Progress* 18(4):7–8.
- Tang, L. C., and Xu, K. 2002. "A Unified Approach for Dual Response Surface Optimization." *Journal of Quality*

Technology 34(3):437-447.

Vining, G. Geoffrey, and Myers, Raymond H. 1990. "Combining Taguchi and Response Surface Philosophies: A Dual Response Approach." *Journal of Quality Technology* 22(1):38-45.

Yook, Keun-Hyo. 2010. "The Effect of Financial and Operational Quality Measures on Firm Financial Performance." *Productivity Review* 24(1):111-128.

