

## 다특성 파라미터설계 방법의 비교 연구

소우진 · 염봉진<sup>†</sup>

KAIST 산업 및 시스템공학과

### A Comparison of Parameter Design Methods for Multiple Performance Characteristics

Woojin Soh · Bong-Jin Yum

Department of Industrial and Systems Engineering, KAIST

In product or process parameter design, the case of multiple performance characteristics appears more commonly than that of a single characteristic. Numerous methods have been developed to deal with such multi-characteristic parameter design (MCPD) problems. Among these, this paper considers three representative methods, which are respectively based on the desirability function (DF), grey relational analysis (GRA), and principal component analysis (PCA). These three methods are then used to solve the MCPD problems in ten case studies reported in the literature. The performance of each method is evaluated for various combinations of its algorithmic parameters and alternatives. Relative performances of the three methods are then compared in terms of the significance of a design parameter and the overall performance value corresponding to the compromise optimal design condition identified by each method. Although no method is significantly inferior to others for the data sets considered, the GRA-based and PCA-based methods perform slightly better than the DF-based method. Besides, for the PCA-based method, the compromise optimal design condition depends much on which alternative is adopted while, for the GRA-based method, it is almost independent of the algorithmic parameter, and therefore, the difficulty involved in selecting an appropriate algorithmic parameter value can be alleviated.

**Keywords:** Multiple Performance Characteristics, Parameter Design, Desirability Function, Grey Relational Analysis, Principal Component Analysis

#### 1. 서론

모든 기업은 낮은 비용으로 높은 품질의 제품을 제공함으로써 고객 만족을 달성하고 이를 통해 경쟁력을 확보하기 위해 노력하고 있다. 다구치(Taguchi)의 파라미터설계(parameter design)는 이러한 목표를 달성하기 위해 널리 사용되는 방법 중 하나로서, 직교배열(orthogonal array)을 사용하여 실험을 수행하고 SN비(signal-to-noise ratio)라는 성능측도를 분석하여 잡음(noise)에 강건한 성능특성을 갖는 설계조건을 찾는 방법이다. 한편, 제품의 성능을 나타내는 특성치는 하나이기 보다는 두 개 이상일 때가 오히려 더 자주 등장한다. 이와 같

은 다특성 문제에서는 설계변수의 최적조건이 특성치 별로 다르게 되는 상충현상이 발생할 수 있다. 따라서 이와 같은 상충현상을 어떻게 절충하여 하나의 최적조건을 결정하느냐는 것은 매우 실제적이며 중요한 문제이다. 다구치는 단일 특성치일 때의 파라미터설계 방법에 대해서는 구체적으로 소개하고 있으나, 다특성 파라미터설계 방법에 대해서는 단지 단일 특성치일 때의 방법을 쉽게 확장하여 적용할 수 있다고만 언급하고 있다(Taguchi, 1986).

다특성 파라미터설계 방법은 손실함수(Pignatiello, 1993)나 호감도함수(Derringer and Suich, 1980)를 이용하는 전통적 방법, OR 및 통계 분야의 기법을 응용한 방법 등 매우 다양한

<sup>†</sup> 연락저자 : 염봉진 교수, 305-701 대전광역시 유성구 대학로 291, KAIST 산업 및 시스템공학과, Tel : 042-350-3116, Fax : 042-350-3110, E-mail : bjyum@kaist.ac.kr

2012년 4월 19일 접수; 2012년 7월 10일 수정본 접수; 2012년 8월 17일 게재 확정.

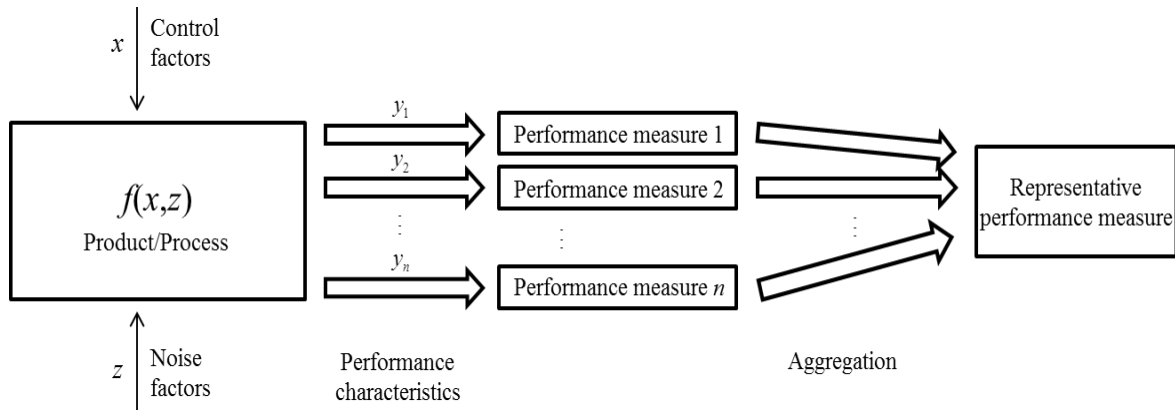


Figure 1. Block diagram of a multi-characteristic parameter design problem

방법이 알려져 있다. 이러한 기존의 방법들은 일반적으로 여러 개의 특성치를 하나의 새로운 값으로 통합하여 다특성 파라미터설계 문제를 단일 특성 파라미터설계 문제로 다루는 접근 방법을 채택하고 있다(<Figure 1> 참조). 한편, 이러한 접근 방법은 특성치 통합 과정에서 각 방법 자체의 매개변수 (algorithmic parameters)와 절충방법(alternatives)을 사용자가 설정해야 하는 어려움을 내포하고 있다.

본 논문에서는 다특성 파라미터설계 방법 중 최근 자주 사용되는 세 가지 방법, 즉 그레이 관계분석(grey relational analysis : GRA)에 근거한 방법(Lin and Lin, 2002), Derringer and Suich (1980)의 호감도함수법(desirability function approach), 그리고 주성분분석(principal component analysis : PCA)에 근거한 방법(Su and Tong, 1997)을 고려하고, 각각을 실제 사례 데이터 (Bashiri and Rezaei, 2011; Goyal et al., 2012; Hsu et al., 2004; Kim et al., 2009; Lin and Lin, 2002; Peace, 1993; Phadke, 1989; Su and Tong, 1997; Tong and Su, 1997; Tortum et al., 2005)에 적용한 후, 각 방법의 매개변수와 절충방법이 설계변수들의 유의성과 최적조건에 미치는 영향을 파악하고 세 가지 방법의 상대적 성능을 비교하였다.

## 2. 특성치 및 성능측도

### 2.1 다구치 SN비

다구치는 특성치 대신 SN비라는 성능측도를 분석하여 최적 설계조건을 결정할 것을 제안하였다. 어떤 실험조건에서 특성치  $y$ 를  $r$ 번 반복관측하여 얻은 데이터  $\{y_k, k = 1, 2, \dots, r\}$ 에 대한 다구치의 SN비는 다음과 같이 정의한다.

$y$ 가 망소특성일 때:

$$SN = -10\log_{10}\left(\frac{1}{r} \sum_{k=1}^r y_k^2\right)$$

$y$ 가 망대특성일 때 :

$$SN = -10\log_{10}\left(\frac{1}{r} \sum_{k=1}^r \frac{1}{y_k^2}\right)$$

$y$ 가 망목특성일 때 :

$$SN = 10\log_{10}\left(\frac{\bar{y}^2}{s^2}\right)$$

여기서,  $\bar{y} = \frac{1}{r} \sum_{k=1}^r y_k$ ,  $s^2 = \frac{1}{r-1} \sum_{k=1}^r (y_k - \bar{y})^2$ 이다. 한편, SN비를 최대화 하는 설계조건을 찾는 것은 기대손실(expected loss)을 최소화 하는(망소, 망대특성의 경우), 또는 조정 후 기대손실을 최소화 하는(망목특성의 경우) 설계조건을 찾는 것과 대등하다는 것이 알려져 있다(Phadke, 1989). 본 논문에서는 각 특성치를 다구치의 SN비로 변환한 후, 제 1절에서 언급한 세 가지 방법을 적용하였다.

### 2.2 데이터 기준화(Scaling)

방법에 따라, 실험 데이터로부터 구한 SN비를 다음과 같이 기준화하여 0과 1사이의 값을 갖도록 할 필요가 있다.

$$u_{ij} = \frac{SN_{ij} - SN_j^{\min}}{SN_j^{\max} - SN_j^{\min}} \quad (1)$$

여기서,  $SN_{ij}$ 는  $i$ 번째 실험조건에서  $j$ 번째 특성치의 SN비를 나타내며,  $SN_j^{\min}$ 과  $SN_j^{\max}$ 은 각각  $j$ 번째 특성치에 대한 모든 실험조건에서의 SN비값 중 최소값과 최대값을 의미한다.

그레이 관계분석과 주성분분석에 근거한 방법은 식 (1)을 적용한 기준화된 SN비, 즉  $u_{ij}$ 를 사용하여 분석을 수행하였다. 호감도함수법은 각 특성치에 대한 규격한계(specification limit)를 분석에 반영하기 때문에 SN비를 기준화하지 않고 그대로 사용하였다.

### 3. 다특성 파라미터설계 방법

#### 3.1 호감도합수법

##### 3.1.1 개요

본 논문의 호감도합수법에서는  $SN$ 비를 호감도값으로 변환하여 분석을 수행한다. 변환하는 과정에서 각 특성치의 규격한계를 반영하기 때문에 특성치에 대한 정보를 직접 반영할 수 있으며 비교적 간단하게 분석을 수행할 수 있는 장점이 있다. 단, 특성치 간의 상관관계는 반영하지 않는다. Seo and Choi(1994)는  $SN$ 비를 대상으로 Derringer and Suich(1980)의 호감도합수를 다음과 같이 정의하였다. 즉,  $i = 1, 2, \dots, m$ ,  $j = 1, 2, \dots, n$ 에 대해

$$d_{ij} = \begin{cases} 0, & SN_{ij} \leq SN_j^L \\ \left( \frac{SN_{ij} - SN_j^L}{SN_j^U - SN_j^L} \right)^\delta, & SN_j^L < SN_{ij} < SN_j^U \\ 1, & SN_{ij} \geq SN_j^U \end{cases}$$

여기서,

$$\begin{aligned} SN_j^U &= \max_{1 \leq i \leq m} \{SN_{ij}\}, \\ SN_j^L &= \begin{cases} -10 \log(USL_j^2), & \text{망소특성의 경우} \\ -10 \log\left(\frac{1}{LSL_j^2}\right), & \text{망대특성의 경우} \\ 10 \log\left(\frac{LSL_j^2}{s_j^2}\right), & \text{망목특성의 경우} \end{cases} \quad (2) \\ s_j^2 &= \max_{1 \leq i \leq m} \{s_{ij}^2\} \end{aligned}$$

이다. 단,  $\delta$ 는 호감도합수의 모양을 결정하는 형상모수,  $m$ 은 실험 조건의 수, 그리고  $n$ 은 특성치의 수이다. 또한,  $j$ 번째 특성치가 망소특성일 때  $USL_j$ 는 규격상한을 의미하며, 망대특성일 때  $LSL_j$ 는 규격하한을 의미한다. 그리고  $j$ 번째 특성치가 망목특성일 때,  $LSL_j$ 와  $s_{ij}$ 는 각각 특성치의 평균을 목표치로 조정된 상태에서의 규격하한과 표준편차를 의미한다. 특히  $s_{ij}$ 는 다음과 같이 계산한다.

$$s_{ij} = \left( \frac{\tau_j}{y_{ij}} \right) s'_{ij}$$

단,  $\tau_j$ 는 망목특성의 목표치이고,  $\bar{y}_{ij}$ 와  $s'_{ij}$ 는 각각 조정하기 전 망목특성의 평균과 표준편차이다. 위 관계식은 망목특성의 평균 대비 표준편차 값은 일정하다는 전제를 근거로 하고 있다 (Phadke, 1989). 본 논문에서는 Seo and Choi(1994)의 호감도합수법을 고려하되, 망목특성의  $SN$ 비 하한은 위와 같이 정의한  $LSL_j$ 와  $s_{ij}$ 를 사용하여 계산하였다.

각  $SN$ 비에 대한 호감도값을 계산한 후, 가중치를 적용한 기하평균을 취하여 종합 호감도값으로 통합한다.  $i$ 번째 실험조건에 대한 종합 호감도값은 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$D_i = (d_{i1}^{w_1} \times d_{i2}^{w_2} \times \dots \times d_{in}^{w_n})^{\frac{1}{W}}, \quad i = 1, 2, \dots, m \quad (3)$$

여기서,  $W = \sum_{j=1}^n w_j$ 이며  $w_j$ 는  $j$ 번째  $SN$ 비의 호감도값에 대한 가중치이다.

##### 3.1.2 매개변수 설정

호감도합수법에서 고려해야 할 매개변수는 각 특성치에 대한 규격한계인  $USL_j$ 와  $LSL_j$ , 형상모수  $\delta$ , 그리고 각 호감도값에 대한 가중치  $w_j$ 이다.

본 논문에서는 특성치의 종류에 따라 규격한계를 다음과 같이 설정하였다. 망목특성은 사례에서 주어진 규격한계를 사용하였고, 이 값이 명시되어있지 않았을 때는 목표치를 중심으로  $\pm 30\%$ 를 규격한계로 설정하였다. 망소, 망대특성도 망목특성과 마찬가지로 사례에서 주어진 규격상한과 하한을 사용하였다. 이 값이 명시되어있지 않았을 때는 두 가지 방법을 고려했다. 첫 번째는 실험 데이터의 평균값을 중심으로  $+30\%$ 와  $-30\%$ 를 각각 규격상한과 하한으로 설정하는 방법이고, 두 번째는 최대값과 최소값을 각각 규격상한과 하한으로 설정하는 방법이다. 형상모수는 0.5, 1, 그리고 2의 세 가지를 고려했으며, 가중치는 각 특성치에 대한 중요도를 사례로부터 파악할 수 없었으므로 모두 동일한 값을 갖는다고 가정하였다. 즉, 본 논문에서는 규격한계와 형상모수의 변화를 중심으로 설계변수들의 유의성 및 최적조건의 변화를 파악하였다.

### 3.2 그레이 관계분석

#### 3.2.1 개요

Deng(1982)에 의해 제안된 그레이 시스템 이론(grey system theory)은 불분명하고 불완전한 정보를 갖는 시스템을 대상으로 한다. 그레이 시스템 이론은, 통계적 방법론과 비교했을 때, 불확실한 시스템의 행동을 추정하기 위해 한정된 데이터를 이용하여 데이터에 대한 어떠한 분포도 가정하지 않는 장점을 가지고 있다. 본 논문에서 사용한 그레이 관계분석은 그레이시스템 이론의 한 분야로서 기준화한  $SN$ 비를 그레이 관계계수(grey relational coefficient)로 표현한 후, 그레이 관계등급(grey relational grade)으로 통합하여 분석을 수행한다. 단, 특성치 간의 상관관계는 반영하지 않는다. 기준화한  $SN$ 비를 그레이 관계계수로 표현하면 다음과 같다.

$$\varepsilon_{0,ij} = \frac{\Delta_{\min} + t\Delta_{\max}}{\Delta_{ij} + t\Delta_{\max}}$$

여기서,

$$\begin{aligned} \Delta_{ij} &= |u_0 - u_{ij}|, \\ \Delta_{\min} &= \min_{1 \leq i \leq m} \min_{1 \leq j \leq n} |u_0 - u_{ij}|, \\ \Delta_{\max} &= \max_{1 \leq i \leq m} \max_{1 \leq j \leq n} |u_0 - u_{ij}| \end{aligned}$$

이다. 그리고  $u_0$ 는 가장 이상적인 값을 나타내며, 기준화한 SN비를 사용하기 때문에 그 값은 1이 된다.  $t$ 는 구분계수(distinguishing coefficient)로서  $\Delta_{\max}$ 가 클 때 그레이 관계계수에 미치는 영향력을 조정하기 위한 값으로 0과 1사이의 값을 가진다.

그레이 관계계수를 계산한 후, 가중합을 통해 다음과 같이 그레이 관계등급으로 통합한다.

$$\gamma_i = \sum_{j=1}^n w_j \epsilon_{0,ij}$$

여기서,  $\sum_{j=1}^n w_j = 1$ 이다.

### 3.2.2 매개변수 설정

이 방법에서 고려해야 할 매개변수는 구분계수  $t$ 와 각 그레이 관계계수에 대한 가중치  $w_j$ 이다. 가중치는 호감도함수와 마찬가지로 모두 동일한 값을 갖는다고 가정하였고, 구분계수는 0.1부터 0.1 간격으로 총 열 가지 값에 대한 분석을 수행하여, 구분계수의 변화에 대한 설계변수들의 유의성 및 최적조건의 변화를 파악하였다.

## 3.3 주성분분석

### 3.3.1 개요

주성분 분석은 기존 변수들의 직교선형결합을 통해 주성분이라 불리는 직교축들로 구성된 새로운 좌표계의 값으로 데이터를 변환하는 방법이다. 따라서 주성분 분석을 다특성 파라미터설계에 적용하면, 상관관계가 존재할 가능성이 있는 특성치(또는 성능측도)들을 상관관계가 없는 변수들로 변환할 수 있게 된다. 먼저, 상관관계의 가능성이 있는  $n$ 개의 기준화한 SN비  $\{u_{ij}, j=1, 2, \dots, n\}$ 를 다음과 같이 평균중심화 한다.

$$c_{ij} = u_{ij} - \bar{u}_j$$

여기서  $\bar{u}_j = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m u_{ij}$ 이다. 그리고, 선형결합을 통해 다음과 같이 상관관계가 존재하지 않는  $n$ 개의 주성분점수(principal component score)  $\{t_{ij}, j=1, 2, \dots, n\}$ 로 변환한다.

$$\begin{aligned} t_{i1} &= \mathbf{p}_1' \mathbf{c}_i = p_{11}c_{i1} + p_{21}c_{i2} + \dots + p_{n1}c_{in} \\ t_{i2} &= \mathbf{p}_2' \mathbf{c}_i = p_{12}c_{i1} + p_{22}c_{i2} + \dots + p_{n2}c_{in} \\ &\vdots \\ t_{in} &= \mathbf{p}_n' \mathbf{c}_i = p_{1n}c_{i1} + p_{2n}c_{i2} + \dots + p_{nn}c_{in} \end{aligned}$$

여기서,  $\mathbf{c}_i = [c_{i1}, c_{i2}, \dots, c_{in}]'$ 이다. 그리고 열벡터  $\mathbf{p}_j$ 는  $j$ 번째 주성분(PC: principal component)을 의미하며,  $\mathbf{C} = [\mathbf{c}_1, \mathbf{c}_2, \dots, \mathbf{c}_m]'$ 의 공분산 행렬  $\text{Cov}(\mathbf{C}) = \frac{1}{m-1} \mathbf{C}'\mathbf{C}$ 의  $j$ 번째로 큰 고유값  $\lambda_j$ 에 대한 고유벡터로 정의한다.

위와 같이  $n$ 개의 주성분점수  $\{t_{ij}, j=1, 2, \dots, n\}$ 로 변환을 마치면, 앞의 방법들과 같이  $n$ 개의 주성분점수를 하나의 대표값으로 표현하는 절충과정을 거치게 된다.

### 3.3.2 절충방법

주성분분석을 통해 다특성 파라미터설계 문제를 다루기 위해 다양한 형태의 절충방법이 사용되어 왔다. 그 중 본 논문에서 고려한 네 가지 절충방법은 <Table 1>과 같다.

**Table 1.** Compromising alternatives in the PCA-based approach

Alternative	Formula
Weighted PC	$\sum_{j=1}^n w_j t_{ij}$ where $w_j = \frac{\lambda_j}{\sum_{j=1}^n \lambda_j}$
Average PC	$\frac{1}{n} \sum_{j=1}^n t_{ij}$
PC1	First principal component score( $t_{i1}$ )
Sqrt PC	$\sqrt{\sum_{j=1}^n t_{ij}^2}$

## 3.4 설계변수의 최적조건 결정과 성능비교측도

본 논문에서는 각 다특성 파라미터설계 방법에서 매개변수 설정방법 또는 절충방법에 따라 구한 통합된 대표값에 대해 분산분석(ANOVA)을 수행하여 통계적으로 유의한 설계변수들을 파악하고 그 최적조건을 결정하였다. 분산분석에서는 각 설계변수에 해당하는 평균제공합을 오차평균제공합으로 나눈 F값을 계산한다. 일반적으로 F값이 1보다 작다는 것은 그 설계변수의 효과가 모델의 오차수준임을 의미하며, F값이 2보다 크면 어느 정도 효과가 존재한다는 것을, 그리고 4보다 크면 효과가 상당히 크다는 것을 의미한다(Phadke, 1989). 본 논문에서는 F값이 2보다 큰 설계변수를 유의하다고 판단하였다.

그리고 다음 절차에 따라 세 가지 다특성 파라미터설계 방법의 상대적 성능을 비교하였다.

- 1) 각 다특성 파라미터설계 방법에서 각 매개변수 설정방법 또는 절충방법에 따라 구한 통합된 대표값에 유의한 설계변수의 최적조건을 결정한다. 이를 위해 설계변수들의 수준 별 통합 대표값의 평균, 또는 요인효과도(factor effect plot) 등을 이용할 수 있다.
- 2) 단계 1)에서, 통합 대표값에 유의하지 않은 설계변수에 대해서도 통합 대표값의 평균이 가장 좋은 수준을 결정한다. 이렇게 하는 이유는 통합 대표값에는 유의하지 않더라도

특성치의 SN비에는 유의한 설계변수가 존재할 수 있기 때문이다.

- 3) 각 특성치의 SN비에 대해 분산분석을 수행하고, 통합 대표값의 경우와 유사한 방법으로 유의한 설계변수를 결정한다.
- 4) 단계 1)과 2)에서 결정한 설계변수의 (최적)조건에서 각 특성치의 SN비를 예측하고 이를 종합 SN비(overall SN ratio)로 통합한다.
- 5) 각 다특성 파라미터설계 방법에서 고려한 모든 매개변수 설정방법 또는 절충방법에 대해 단계 1)~단계 4)를 수행하여 구한 종합 SN비 값 중 가장 큰 것을 해당 다특성 파라미터설계 방법의 종합 SN비 값으로 한다.
- 6) 단계 5)에서 최종적으로 구한 종합 SN비값을 기준으로 세 가지 다특성 파라미터설계 방법의 상대적 성능을 비교한다.

단계 1)~단계 3)의 예를 들면 다음과 같다. 네 개의 설계변수  $A, B, C, D$ 에 대하여  $A$ 와  $B$ 가 통합 대표값에 유의하고 그 최적조건은 각각  $i$ 와  $j$ 라고 하자. 그리고 유의하지 않은 설계변수  $C$ 와  $D$ 의 조건은 통합 대표값의 평균을 가장 크게 하는  $k$ 와  $l$ 로 결정했다고 하자. 만일 어떤 특성치의 SN비에 대해서는 설계변수  $A, B, C$ 가 유의하다고 하면 그 SN비는 다음과 같이 예측할 수 있다.

$$\widehat{SN}_{opt} = \hat{\mu} + \hat{a}_i + \hat{b}_j + \hat{c}_k \quad (4)$$

여기서,  $\mu$ 는 상수이고,  $a_i, b_j, c_k$ 는 각각 설계변수  $A, B, C$ 의 수준  $i, j, k$ 일 때의 기여량을 의미한다. 설계변수  $D$ 는 SN비에는 유의하지 않으므로 예측에 반영하지 않는다. 식 (4)의 각 항에 대한 추정치는 다음과 같다.

$$\hat{\mu} = \overline{SN}, \\ \hat{a}_i = \overline{A_i} - \overline{SN}, \quad \hat{b}_j = \overline{B_j} - \overline{SN}, \quad \hat{c}_k = \overline{C_k} - \overline{SN}.$$

여기서,  $\overline{SN}$ 는 SN비의 총평균, 그리고  $\overline{A_i}, \overline{B_j}, \overline{C_k}$ 는 각각 설계변수  $A$ 가  $i$ 번째,  $B$ 가  $j$ 번째,  $C$ 가  $k$ 번째 조건일 때 SN비의 평균이다.

한편, 단계 4)에서 종합 SN비를 구할 때 다음 식 (5)와 같이 예측한 개별 SN비의 가중합으로 정의하는 경우가 자주 있다.

$$SN_{overall} = w_1 SN_1 + w_2 SN_2 + \dots + w_n SN_n, \quad \sum_{j=1}^n w_j = 1 \quad (5)$$

이와 같이 정의했을 때의 문제점은 다음과 같다. 먼저, SN비와 기대손실과의 관계는 다음과 같다.

$$SN_j = -10 \log(k_j L_j), \quad j = 1, 2, \dots, n \quad (6)$$

$$\Leftrightarrow L_j = \frac{1}{k_j} 10^{-\frac{1}{10} SN_j}, \quad j = 1, 2, \dots, n. \quad (7)$$

여기서,  $k_j$ 는 상수이고,  $L_j$ 는 망대 또는 망소특성일 때는 기대손실을, 망목특성일 때는 조정 후 기대손실을 의미한다. 종합 SN비와 이에 대응하는 종합 기대손실  $L_{overall}$ 과의 관계를

$$SN_{overall} = -10 \log(k_{overall} L_{overall}) \quad (8)$$

과 같이 정의하면, 식 (5), 식 (6), 식 (8)에 의해

$$L_{overall} \propto L_1^{w_1} L_2^{w_2} \dots L_n^{w_n}.$$

즉, 종합 SN비를 식 (5)와 같이 정의한다는 것은 이에 대응하는 종합 기대손실을 각 기대손실의 기하평균으로 표현한다는 것을 의미한다. 그러나 손실은 가법성을 갖는 것이 보다 자연스럽게 기 때문에 본 논문에서는: 1) 각 SN비를 식 (7)을 이용하여 기대손실로 변환하고; 2) 기대손실을 합하여 종합 기대손실을 계산한 후; 3) 이를 종합 SN비로 변환한다. 즉,

$$L_{overall} = L_1 + L_2 + \dots + L_n \\ \Rightarrow SN_{overall} = -10 \log L_{overall}$$

단, 본 논문에서는 각 특성치에 대한 상수  $k_j$ 를 사례로부터 파악할 수 없었으므로 그 값을 1로 설정하였다.

#### 4. 사례 연구

본 논문에서는 앞에서 소개한 세 가지 다특성 파라미터설계 방법을 열 가지의 실제 사례 데이터에 적용하였다(<Table 2> 참조). <Table 2>의 내용을 좀 더 자세히 설명하면 다음과 같다. 예를 들어, Tortum *et al.*(2005)의 사례에서 특성치는 망소특성(STB : smaller-the-better) 1개, 망목특성(NTB : nominal-the-best) 1개, 망대특성(LTB : larger-the-better) 3개이며, 설계변수는 2수준짜리 1개와 3수준짜리 6개(즉,  $2^1, 3^6$ )이고, 구체적인 잡음인자는 없으며(NA : not applicable), 전체 실험계획은 내측은  $L_{18}$ 이고 외측은 단순 반복 3회(즉,  $L_{18} \times 3$ )이다. <Table 2>에서 “\_”는 사례에서 규격한계가 주어진 것을 의미한다. 단, Phadke (1989) 사례에 호감도함수법을 적용할 때, 주어진 망소특성의 규격상한을 그대로 사용하면 모든 실험점에서의 종합호감도값이 0이 되어 분석을 수행할 수 없었기 때문에 예외적으로 규격한계가 주어지지 않았을 때의 매개변수 설정방법을 적용하였다.

<Table 2>의 열 가지 사례에 대해 각 방법의 매개변수와 절충 방법을 변화시켜 가며 설계변수들의 유의성과 최적조건을 파악하고, 종합 SN비를 예측하여 각 방법의 상대적 성능을 비교하였다. 그 결과를 정리하면 <Table 3(a)>~<Table 3(c)>와 같다. 각 표에서 “\*”는 유의한 설계변수와 그 최적수준을 의미하며, 유의하지 않은 설계변수에 대해서는 기여량이 가장 큰 수준을 표시하였다.

Table 2. Summary of case studies

Case	Number of performance characteristics by type				Number of design parameters and levels	Number of noise variables and levels	Experimental design
	STB	NTB	LTB	Total			
Bashiri and Rezaei(2011)	1	0	2	3	2 <sup>5</sup>	NA	L <sub>8</sub> × 2
Goyal <i>et al.</i> (2012)	1	0	2	3	2 <sup>1</sup> , 3 <sup>4</sup>	NA	L <sub>18</sub> × 3
Hsu <i>et al.</i> (2004)	5	1	0	6	3 <sup>6</sup>	NA	L <sub>18</sub> × 2
Kim <i>et al.</i> (2009)	3	0	2	5	3 <sup>3</sup>	2 <sup>1</sup>	L <sub>9</sub> × 2 <sup>1</sup>
Lin and Lin(2002)	2	0	1	3	2 <sup>1</sup> , 3 <sup>5</sup>	NA	L <sub>18</sub> × 3
Peace(1993)	0	2	1	3	2 <sup>6</sup>	2 <sup>2</sup>	L <sub>8</sub> × 2 <sup>2</sup>
Phadke(1989)	1	1	1	3	3 <sup>6</sup>	NA	L <sub>18</sub> × 9
Su and Tong(1997)	2	0	2	4	2 <sup>1</sup> , 3 <sup>4</sup>	2 <sup>1</sup>	L <sub>18</sub> × 2 <sup>1</sup>
Tong and Su(1997)	0	2	0	2	2 <sup>1</sup> , 3 <sup>7</sup>	NA	L <sub>18</sub> × 5
Tortum <i>et al.</i> (2005)	1	1	3	5	2 <sup>1</sup> , 3 <sup>6</sup>	NA	L <sub>18</sub> × 3

Table 3(a). Significance and optimal levels of design parameters and overall SN ratio using desirability function approach

Case	Specification limit		Shape parameter	Optimal levels	Overall SN ratio
	NTB	STB, LTB			
Bashiri and Rezaei (2011)	-	±30%	0.5, 1, 2	A2* B2* C2* D2* E2*	-35.6213
	-	Max and Min	0.5, 1	A2* B2* C2* D2* E2*	-35.6213
	-	Max and Min	2	A2 B2 C1 D2* E2*	-35.6213
Goyal <i>et al.</i> (2012)	-	±30%	0.5	A1 B3* C2 D3 E3*	-17.1497
	-	±30%	1	A1 B3* C2 D3 E2*	-17.2470
	-	±30%	2	A1 B3* C2 D3 E2	-17.2470
	-	Max and Min	0.5	A1 B3* C2 D3* E3	-17.1497
	-	Max and Min	1	A1 B3* C3 D3* E3	-16.2254
	-	Max and Min	2	A1 B3* C3 D3* E3*	-16.2254
Hsu <i>et al.</i> (2004)	Given	Given	0.5	A2 B1* C3 D2 E3 F3	-26.0488
	Given	Given	1, 2	A2* B1* C3 D2 E1 F3	-26.0488
Kim <i>et al.</i> (2009)	-	±30%	0.5, 1	A2* B1* C1	-19.9564
	-	±30%	2	A2 B1 C1	-19.9546
	-	Max and Min	0.5	A3 B1 C1*	-16.0039
	-	Max and Min	1	A2 B1 C1*	-19.9564
	-	Max and Min	2	A2 B3 C1*	-19.9564
Lin and Lin (2002)	-	±30%	0.5, 1, 2	A1 B3 C2 D1 E2 F2	-46.7953
	-	Max and Min	0.5	A1* B3 C2 D1 E3* F2*	-46.7856
	-	Max and Min	1, 2	A1* B3 C2 D1 E3 F2*	-46.7856
Peace (1993)	±30%	±30%	0.5	A2* B1 C1* D2* E1 F1*	22.2251
	±30%	±30%	1	A2* B1 C1* D2* E2 F1*	21.8438
	±30%	±30%	2	A2* B2* C1* D2* E2* F1*	20.4846
	±30%	Max and Min	0.5	A2* B1 C1* D2* E1 F1*	22.2251
	±30%	Max and Min	1	A2* B1 C1* D2* E2 F1*	21.8438
	±30%	Max and Min	2	A2* B2* C1* D2* E2* F1*	20.4846
Phadke (1989)	Given	±30%	0.5	A2 B1 C3 D1 E3 F2	-20.4970
	Given	±30%	1, 2	A3 B1 C3 D2 E3 F2	-39.7928
	Given	Max and Min	0.5	A2* B2 C3* D2* E2* F2*	-44.5480
	Given	Max and Min	1, 2	A2* B1 C3* D2* E2* F2*	-24.6537
Su and Tong (1997)	-	±30%	0.5	A1* B1 C2* D1 E3	-35.2706
	-	±30%	1	A1* B3 C2* D1* E3*	-35.2755
	-	±30%	2	A1* B2 C2* D1* E3*	-35.2737
	-	Max and Min	0.5, 1	A1* B1 C1* D1 E3*	-33.8871
	-	Max and Min	2	A1* B2 C1* D2* E3*	-33.8924
Tong and Su (1997)	Given	-	0.5	A1 B2 C3 D2 E3 F2 G2 H3	20.4512
	Given	-	1	A1 B1 C3 D2 E2 F2 G2 H3	20.2597
	Given	-	2	A1 B1 C2 D2 E2 F2 G2 H3	20.2597
Tortum <i>et al.</i> (2005)	Given	±30%	0.5, 1	A1 B2 C1* D2 E3* F3* G3	1.1554
	Given	±30%	2	A1 B2* C1* D1 E3* F3* G3*	7.4913
	Given	Max and Min	0.5	A2 B1 C1 D1 E3* F3 G1	2.7711
	Given	Max and Min	1	A1 B1 C1 D1 E3* F3* G1	2.7711
	Given	Max and Min	2	A1 B2 C1 D1 E3* F3 G1	7.4911

**Table 3(b).** Significance and optimal levels of design parameters and overall SN ratio using GRA-based approach

Case	Distinguishing coefficient	Optimal levels	Overall SN ratio
Bashiri and Rezaei (2011)	0.1 ~ 1	A2* B2* C2 D2* E2*	-35.6213
Goyal <i>et al.</i> (2012)	0.1	A2 B3 C3* D3 E2	-15.2929
	0.2	A2 B3* C3* D3 E2*	-15.2929
	0.3 ~ 0.7	A2 B3* C3* D3 E2*	-15.2929
	0.8	A2 B3* C3* D3* E2*	-15.2929
	0.9 ~ 1	A2 B3* C3* D3* E3*	-15.1956
Hsu <i>et al.</i> (2004)	0.1	A2 B1 C2 D1 E1 F2	-26.0491
	0.2	A1 B1 C2 D1 E1 F2	-26.0485
	0.3 ~ 0.4	A1 B1* C2 D1 E1 F2	-26.0485
	0.5	A1 B1* C2 D1 E1* F2	-26.0485
	0.6	A1* B1* C2 D1 E1* F2	-26.0485
	0.7 ~ 1	A1* B1* C2 D1* E1* F2	-26.0485
Kim <i>et al.</i> (2009)	0.1 ~ 1	A3* B3 C1*	-16.0041
Lin and Lin (2002)	0.1	A1* B2 C2 D1 E3 F3	-50.7765
	0.2 ~ 1	A1* B2 C2 D1 E3 F2	-46.7856
Peace (1993)	0.1 ~ 0.2	A2* B2 C1 D2* E2* F1*	20.4846
	0.3 ~ 0.6	A2* B2 C1* D2* E2 F1*	20.4846
	0.7 ~ 1	A2* B1 C1* D2* E2 F1*	21.8438
Phadke (1989)	0.1	A3 B2 C1* D1 E2* F3	-46.5154
	0.2	A1 B2 C1* D1 E2* F3	-8.9895
	0.3 ~ 0.7	A1 B1 C1* D1 E2 F3	10.6529
	0.8 ~ 1	A1 B1 C1* D2 E2 F2	3.2362
Su and Tong (1997)	0.1	A2 B2 C1* D2 E3*	-33.9533
	0.2 ~ 0.4	A1 B2 C1* D2 E3*	-33.8924
	0.5 ~ 1	A1* B2 C1* D2 E3*	-33.8924
Tong and Su (1997)	0.1 ~ 0.2	A1 B3 C2 D1 E3 F2 G2 H3	20.5783
	0.3 ~ 1	A1 B3 C2 D1 E2 F2 G2 H3	20.5468
Tortum <i>et al.</i> (2005)	0.1	A1 B3* C2 D1* E3* F2 G3	7.6168
	0.2	A1 B3* C2 D1* E3* F3 G3	7.6171
	0.3 ~ 1	A2 B3 C2 D1 E3* F3 G3	7.6171

**4.1 호감도함수법 적용 결과**

호감도함수법에서는 규격한계와 형상모수의 설정을 고려하였다. 그 결과, 설계변수들의 유의성과 최적조건, 그리고 성능에 큰 영향을 미치는 매개변수는 규격한계로 파악되었다. 즉, <Table 3(a)>를 보면, 망소 또는 망대특성치에 대해 실험 데이터의 최대값과 최소값을 각각 규격상한과 하한으로 설정했을 때 평균의 +30%와 -30%를 각각 규격상한과 하한으로 설정했을 때보다 전반적으로 더 우수한 성능을 보였다(단, Phadke(1989) 사례 제외).

분석 결과를 좀 더 자세히 살펴보면, 사례에 등장하는 망목특성에 대해서는 사례에서 주어진 규격한계를 사용했을 때와 목표치를 중심으로 ±30%를 규격한계로 설정했을 때 모두 SN비가 하한값(SN<sub>L</sub><sup>2</sup>)을 벗어나는 상황은 발생하지 않았다(특성치의 규격한계와 SN비의 하한값과의 관계는 식 (2) 참조). 망소, 망대특성에 대해서는: 1) 사례에서 주어진 규격상한과 하한을 사용했을 때와 실험 데이터의 최대값과 최소값을 각각 규격상한과 하한으로 사용했을 때, 대부분의 실험점에 대하여 SN비가 하한값을 벗어나지 않았으나; 2) 실험 데이터의 평균을 중심으로 +30%와 -30%를 각각 규격상한과 하한으로 설정했을 때, 몇 가지 사례에서는 일부 실험조건에 SN비가 하한값을 벗어나는 상황이 발생하였다.

어떤 실험조건에서 어떤 특성치의 SN비가 하한을 벗어나면

해당 개별 호감도값이 0이 되고, 그 실험조건에 종합호감도값도 0이 되기 때문에(식 (3) 참조) 개별 호감도값이 0이 아닌 특성치들이 종합 호감도에 기여하지 못하는 문제가 발생하게 된다. 물론, 종합 호감도값이 0이 된다는 것은 그 실험조건이 적절하지 못하다는 것으로서 의미가 있다. 그러나 종합 호감도값이 0이 되는 실험조건에 수가 많아지게 되면 개별 호감도값이 0이 아닌 특성치들이 분석에 반영되지 못하는 비율이 커지기 때문에 분석의 정확성이 떨어지게 되는 것으로 판단된다.

앞서 언급했듯이 본 논문에서 고려한 호감도 함수법에서는 SN비의 하한이 특성치의 규격한계에 의존하게 된다. 따라서, 특성치의 규격한계가 아닌 다른 정보를 이용하여 SN비의 하한을 정의함으로써 대부분의 데이터가 분석에 적절히 반영될 수 있도록 보완할 필요가 있다고 판단된다. 한편, 형상모수의 영향력은 규격한계에 비하여 상대적으로 미미하였으며, 그 값에 따라 몇 가지 사례에 대하여 일부 설계변수들의 유의성 및 최적조건에 차이를 보였으나 뚜렷한 경향은 파악되지 않았다.

**4.2 그레이 관계분석 적용 결과**

그레이 관계분석에서는 구분계수를 매개변수로 고려하였다. <Table 3(b)>에 나타나 있듯이 구분계수의 변화는 설계변수

**Table 3(c).** Significance and optimal levels of design parameters and overall *SN* ratio using PCA-based approach

Case	Alternatives	Optimal levels	Overall <i>SN</i> ratio
Bashiri and Rezaei (2011)	Weighted PC	A2* B2* C2 D1 E2*	-35.8579
	Average PC	A2* B2* C2 D1 E2*	-35.8579
	PC1	A2* B2* C2* D2* E2*	-35.6213
	Sqrt PC	A1* B1* C1 D2 E1*	-35.7965
Goyal <i>et al.</i> (2012)	Weighted PC	A2* B1* C2* D1* E2*	-18.7867
	Average PC	A2* B1* C2* D1* E2*	-18.7867
	PC1	A2* B1* C2* D1* E2*	-18.7867
	Sqrt PC	A1 B3* C3 D2 E1*	-18.8756
Hsu <i>et al.</i> (2004)	Weighted PC	A3 B3* C1 D2 E2 F3	-26.1250
	Average PC	A3* B3* C1 D2* E2* F1	-26.1252
	PC1	A2 B2* C1 D2 E2 F3	-26.1391
	Sqrt PC	A3 B2* C1 D2 E2 F1	-26.1400
Kim <i>et al.</i> (2009)	Weighted PC	A3* B1* C1*	-16.0039
	Average PC	A3* B3* C1*	-16.0041
	PC1	A3* B1* C1*	-16.0039
	Sqrt PC	A3 B3 C1*	-16.0041
Lin and Lin (2002)	Weighted PC	A1* B2 C2 D2 E3* F2	-46.7856
	Average PC	A1* B3 C2* D3 E3 F2*	-46.7856
	PC1	A1* B2 C2 D2 E3* F2	-46.7856
	Sqrt PC	A1* B2 C2 D1 E3 F2	-46.7856
Peace (1993)	Weighted PC	A2* B2 C1* D2* E2 F1*	20.4846
	Average PC	A2 B2 C1 D2* E2 F1*	20.4846
	PC1	A2* B1 C1* D2* E2 F1*	21.8438
	Sqrt PC	A2* B1 C1 D2* E1 F1*	22.2251
Phadke (1989)	Weighted PC	A1* B1* C1* D1* E2 F2*	10.6654
	Average PC	A1* B1 C1* D2* E2 F2*	3.2362
	PC1	A1* B1* C1* D1* E2 F2	10.6654
	Sqrt PC	A1 B1 C1* D2 E2 F2	3.2362
Su and Tong (1997)	Weighted PC	A1* B1 C1* D3* E3*	-33.8926
	Average PC	A1* B3 C1* D1* E3*	-33.8920
	PC1	A2 B1* C1* D3* E3*	-33.9535
	Sqrt PC	A1* B3 C1* D2 E3*	-33.8943
Tong and Su (1997)	Weighted PC	A1 B3 C3 D2 E2 F2* G2 H3	20.5468
	Average PC	A1 B3 C2 D1 E3 F2* G2 H3	20.5783
	PC1	A1 B1 C3 D2 E2 F2 G2 H3	20.2597
	Sqrt PC	A1 B3 C3 D2 E2 F2* G2 H3	20.5468
Tortum <i>et al.</i> (2005)	Weighted PC	A2 B2* C2 D1* E3* F2* G1*	7.4904
	Average PC	A1 B2 C2 D2* E3* F3* G1*	1.1553
	PC1	A2 B2* C1 D1* E3* F2 G3	7.4910
	Sqrt PC	A2 B3 C2 D1 E3* F3 G3	7.6171

들의 유의성 여부에는 영향을 미치지만 설계변수들의 최적조건에는 전반적으로 거의 영향을 미치지 않았다. 특히, 유의한 설계변수들에 대해서는 최적조건이 거의 그대로 유지되었다.

#### 4.3 주성분 분석 적용 결과

주성분 분석에서는 네 가지 절충방법을 고려하였다. <Table 3(c)>에 나타나 있듯이 가장 우수한 성능을 보인 절충방법은 사례에 따라 다른 것으로 나타났으며, 설계변수들의 유의성 및 최

적조건 결정에 대한 뚜렷한 경향은 보이지 않았다.

#### 4.4 파라미터설계 방법의 성능 비교

제 3.4절에서 언급했듯이, 각 사례에 대하여, 각 다특성 파라미터설계 방법에서 고려한 모든 매개변수 설정방법 또는 절충방법에 대해 종합 *SN*비 값을 구하고 그 중 가장 큰 것을 해당 다특성 파라미터설계 방법의 종합 *SN*비 값으로 하여 세 가지 방법의 성능을 비교하였다. 그 결과를 정리하면 <Table 4>와 같다.



**Table 4.** The highest overall SN ratio of each multi-characteristic parameter design method and the best methods for each data set

Case	Desirability function(DF)	GRA-based approach	PCA-based approach	Best method
Bashiri and Rezaei(2011)	-35.6213	-35.6213	-35.6213	DF, GRA, PCA
Goyal <i>et al.</i> (2012)	-16.2254	-15.1956	-18.7867	GRA
Hsu <i>et al.</i> (2004)	-26.0488	-26.0485	-26.1250	DF, GRA, PCA
Kim <i>et al.</i> (2009)	-16.0039	-16.0041	-16.0039	DF, GRA, PCA
Lin and Lin(2002)	-46.7856	-46.7856	-46.7856	DF, GRA, PCA
Peace(1993)	22.2251	21.8438	22.2251	DF, PCA
Phadke(1989)	-20.4970	10.6529	10.6654	GRA, PCA
Su and Tong(1997)	-33.8871	-33.8924	-33.8920	DF, GRA, PCA
Tong and Su(1997)	20.4512	20.5783	20.5783	DF, GRA, PCA
Tortum <i>et al.</i> (2005)	7.4913	7.6171	7.6171	GRA, PCA
Number of best cases	7	9	9	

단, 종합 SN비의 차이가 1% 이내이면 유사한 성능을 보이는 방법이라고 판단하였다.

<Table 4>로부터, Goyal *et al.*(2012), Peace(1993), Phadke(1989), 그리고 Tortum *et al.*(2005)의 사례를 제외한 나머지 여섯 개의 사례에 대해서는 세 가지 방법이 유사한 성능을 보인다고 판단할 수 있다. 반면, Goyal *et al.*(2012)의 사례에서는 그레이 관계분석이, Peace(1993)의 사례에서는 주성분 분석과 호감도함수법이, 그리고 Phadke(1989)와 Tortum *et al.*(2005)의 사례에서는 그레이 관계분석과 주성분 분석이 좀 더 우수한 성능을 보였다. 종합하면, 본 논문에서 분석한 사례 데이터에 대하여, 상대적으로 크게 열등한 성능을 보이는 방법은 없었으나, 그레이 관계분석과 주성분 분석에 근거한 방법이 호감도함수법에 비하여 다소 우수한 성능을 보였다. 한편, 제 4.2절과 제 4.3절에서 언급했듯이 주성분 분석에 근거한 방법은 절충방법에 따라 설계변수의 최적조건이 상당히 바뀌는 반면, 그레이 관계분석은 매개변수가 최적조건에 거의 영향을 미치지 않는다. 따라서 그레이 관계분석을 사용했을 때 매개변수 값의 선택에 따르는 부담을 완화할 수 있다.

호감도함수법에서는 특성치의 규격한계가 설계변수의 유의성 여부 및 최적조건에 큰 영향을 미치는 것으로 파악되었기 때문에 실제 문제에서 특성치의 규격한계가 어떻게 주어지는지에 따라 성능이 크게 달라질 수 있을 것으로 판단된다. 또한 SN비의 하한이 특성치의 규격한계에 의존하기 때문에 발생하는 문제점들을 극복하기 위해, SN비의 하한을 재 정의하여 분석에 반영하는 것이 필요하다.

## 5. 결론

본 논문에서는 최근 다특성 파라미터설계를 위해 자주 사용되는 세 가지 방법을 실제 사례 데이터에 적용하여 각 방법의 매개변수와 절충방법이 설계변수들의 유의성과 최적조건에 미치는 영향을 파악하고 세 방법의 상대적 성능을 비교하였다.

호감도함수법은 규격한계가 설계변수들의 유의성과 최적조

건에 큰 영향을 미치는 것으로 파악되었으며, SN비의 하한을 재 정의해야 할 필요성을 확인하였다. 그레이 관계분석의 구분계수는 설계변수의 유의성 여부에는 영향을 미치지 않지만 최적조건에는 거의 영향을 미치지 않는 것으로 파악되었다. 끝으로 주성분 분석에 근거한 방법에서는 절충방법이 설계변수들의 유의성과 최적조건에 상당한 영향을 미치는 것으로 파악되었으나, 어떤 절충방법이 우수한지에 대한 뚜렷한 경향은 보이지 않았다.

본 논문에서 분석한 사례 데이터에 대하여, 상대적으로 크게 열등한 성능을 보이는 방법은 없었으나, 그레이 관계분석과 주성분 분석에 근거한 방법이 호감도함수법에 비하여 다소 우수한 성능을 보였다. 한편, 그레이 관계분석은 최적조건이 구분계수의 영향을 거의 받지 않기 때문에 매개변수 값의 선택에 따르는 부담을 완화할 수 있다.

한편, 본 논문에서는 보고된 사례를 중심으로 비교 분석을 수행하였기 때문에, 각 특성치의 중요도에 대한 정보를 파악하여 분석에 반영하지 못하였으며, 결정된 최적조건에서 실제 실험을 수행하여 확인하는 작업을 수행하지 못하였다. 앞으로 다특성 파라미터설계를 수행할 때 이와 같은 사항을 반영한 분석 경험을 축적하고 공유하는 것이 매우 중요하다고 믿어진다. 끝으로, 다양한 특징을 갖는 simulated data를 생성하여 분석함으로써 다특성 파라미터설계 방법들의 성능을 보다 정확히 파악하기 위한 연구가 필요하다고 판단된다.

## 참고문헌

- Bashiri, M. and Rezaei, H. R. (2011), An Efficient Approach of Multi Response Optimization in Taguchi Method (A Case Study on Gasoline Production of Isfahan Oil Refining Company), *Proceedings of 2011 IEEE International Conference on Quality and Reliability*, 120-124.
- Deng, J. L. (1982), Control Problems of Grey Systems, *Systems and Control Letters*, 1(5), 288-294.
- Derringer, G. and Suich, R. (1980), Simultaneous Optimization of Several Response Variables, *Journal of Quality Technology*, 12(4),

- 214-219.
- Goyal, T., Walia, R. S., and Sidhu, T. S. (2012), Multi-response Optimization of Low-pressure Cold-sprayed Coatings through Taguchi Method and Utility Concept, *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, online first version.
- Hsu, C. M., Su, C. T., and Liao, D. (2004), Simultaneous Optimisation of the Broadband Tap Coupler Optical Performance Based on Neural Networks and Exponential Desirability Functions, *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, **23**(11/12), 896-902.
- Kim, K. C., Lee, J., Kim, H. J., and Koo, D. H. (2009), Multiobjective Optimal Design for Interior Permanent Magnet Synchronous Motor, *IEEE Transactions on Magnetics*, **45**(3), 1780-1783.
- Lin, J. L. and Lin, C. L. (2002), The Use of the Orthogonal Array with Grey Relational Analysis to Optimize the Electrical Discharge Machining Process with Multiple Performance Characteristics, *International Journal of Machine Tools and Manufacture*, **42**(2), 237-244.
- Peace, G. S. (1993), *Taguchi Methods : A Hands-on Approach*, Addison-Wesley, Massachusetts.
- Phadke, M. S. (1989), *Quality Engineering Using Robust Design*, Prentice-Hall, New Jersey.
- Pignatiello, J. J. (1993), Strategies for Robust Multiresponse Quality Engineering, *IIE Transactions*, **25**(3), 5-15.
- Seo, S. K. and Choi, J. D. (1994), Robust Parameter Design for Multiple Performance Characteristics, *Journal of Korean Society for Quality Management* (in Korean), **22**(3), 34-53.
- Su, C. T. and Tong, L. I. (1997), Multi-response Robust Design by Principal Component Analysis, *Total Quality Management*, **8**(6), 409-416.
- Taguchi, G. (1986), *Introduction to Quality Engineering*, Asian Productivity Organization, Tokyo.
- Tong, L. I. and Su, C. T. (1997), Optimizing Multi-response Problems in the Taguchi Method by Fuzzy Multiple Attribute Decision Making, *Quality and Reliability Engineering International*, **13**(1), 25-34.
- Tortum, A., Celik, C., and Aydin, A. C. (2005), Determination of the Optimum Conditions for Tire Rubber in Asphalt Concrete, *Building and Environment*, **40**(11), 1492-1504.