

다구치 강건설계 방법 : 현황과 과제

염봉진^{1*} · 김성준² · 서순근³ · 변재현⁴ · 이승훈⁵

¹KAIST 산업 및 시스템공학과 / ²강릉 원주대학교 산업공학과 / ³동아대학교 산업경영공학과
⁴경상대학교 산업시스템공학부 / ⁵동의대학교 산업경영공학과

The Taguchi Robust Design Method : Current Status and Future Directions

Bong-Jin Yum^{1*} · Seong-Jun Kim² · Sun-Keun Seo³ · Jai-Hyun Byun⁴ · Seung-Hoon Lee⁵

¹Department of Industrial and Systems Engineering, KAIST

²Department of Industrial Engineering, Gangneung-Wonju National University

³Department of Industrial and Management Systems Engineering, Dong-A University

⁴Department of Industrial and Systems Engineering, Gyeongsang National University

⁵Department of Industrial and Management Engineering, Dong-Eui University

During the past several decades, the Taguchi robust design method has been widely used in various fields successfully. On the other hand, some researchers and practitioners have criticized the method with respect to the way of utilizing orthogonal arrays, the signal-to-noise ratio as a performance measure, data analysis methods, etc., and proposed alternative approaches to robust design. This paper introduces the Taguchi method first, evaluates the validity of the criticisms, and discusses advantages and disadvantages of each alternative. Finally, research issues to be addressed for effective robust design are presented.

Keywords: Robust Design, Taguchi Method, Performance Measure, Signal-to-Noise Ratio

1. 서론

다구치의 강건설계 방법(이하 “다구치방법”)이 세계적으로 관심의 대상이 된 지 약 30년이 경과하였다. 특히, Kacker(1985)의 논문을 통해 그 전반적 내용이 소개된 이후, 다구치방법에 대한 본격적인 논의가 학계를 중심으로 시작되었다.

다구치방법은 특성치의 평균뿐만 아니라, 평균으로부터의 산포 또한 설계조건에 따라 다를 수 있다는 것을 당연하게 받아들이는 것으로부터 출발한다. 이러한 산포는 소위 잡음에 의해 야기되며, 설계변수의 값을 적절히 결정함으로써 잡음에 강건한, 따라서 산포가 작은 설계를 확보할 수 있다는 것이다.

이와 같은 기본 개념을 구현하기 위해 다구치는 내, 외측 직교표로 구성된 직적배열(Product Array)을 통해 데이터를 수집할 것, 성능측도(Performance Measure)로서 신호 대 잡음비(Signal-to-Noise Ratio, 이하 “SN비”)를 계산하여 분석할 것, 그리고 특성치를 합리적으로 선택하여 주효과 위주의 설계연구를 전개할 것 등을 제안하였다.

다구치의 강건설계 개념은 새로운 품질철학이라기 보다는 오랫동안 많은 사람에게 의해 추구되어 온 목표라고 볼 수 있다. 다구치의 공헌은 이를 경제적으로 달성하기 위한 구체적인 방법론을 제시하고, 실제 문제에 적용하여 그 효용성을 보였다는데 있다. 또한, 실험계획법을 현장의 중요 품질개선 도구로

본 논문을 제출하기까지 귀중한 수정의견을 보내주시고 개선방향을 제안해 주신 심사위원께 감사의 말씀을 전합니다. 또한 본 특집호 준비에 많은 시간을 할애하시고 도움을 주신 특집호 편집위원과 윤원영 교수께도 감사드립니다.

* 연락처 : 염봉진 교수, 305-701 대전광역시 유성구 구성동 373-1 한국과학기술원(KAIST), Tel : 042-350-3116, Fax : 042-350-3110,

E-mail : bjyum@kaist.ac.kr

2013년 8월 9일 접수; 2013년 9월 11일 수정본 접수; 2013년 9월 16일 게재 확정.

자리 잡게 하고(예, 식스 시그마), 강건설계 개념을 다양한 산업계와 학문분야에 뿌리 내리게 한 점도 큰 공로로 볼 수 있다.

강건설계에 대한 다구치의 기본 개념에 대해서는 이론이 없는 것으로 보이나, 그의 실험 전략, SN비라는 성능측도, 설계 변수 간의 교호작용에 대한 입장, 데이터분석 방법 등에 대해서는 많은 비판이 있어 왔다. 그러한 비판 중에는 타당한 비판도 있으며, 다구치방법에 대한 오해에서 비롯된 것도 있다. 이러한 오해는 다구치 측으로부터 그 원리와 가정에 대한 설명이 부족했다는 것과, 다구치방법이 실험계획법을 사용한다고 해서 통계적 관점으로만 접근했기 때문에 발생한 것이 아닌가 한다. 특히 후자와 관련하여, 다구치방법에 등장하는 “합리적 특성치”, “재현성 있는 연구”, 망목특성 또는 동특성에서의 “조정” 등은 다분히 공학적 개념이기 때문에 통계적 관점만으로는 이해하기 어려웠으리라 판단된다.

본 논문의 목적은 다구치방법에 대해 그동안 제기된 비판과 대안들에 대한 논의를 통해 현황을 파악하고, 이를 바탕으로 다구치방법의 발전을 위한 향후 연구과제를 제시하는데 있다. 논문의 구성은 다음과 같다. 제2장에서는 다구치방법에 대한 핵심적 내용을 소개하였다. 즉, 수치형 정특성에 대한 파라미터설계 방법을 중점적으로 다루었다. 제3장에서는 그동안 제기된 비판의 관점과 타당성 여부에 대해 논의하고, 제4장에서는 대표적 대안들과 그 등장 배경을 소개하였다. 제5장에서는 제2장에서 다루지 않은 주제들을 간략히 소개하였다. 즉, 특성치가 계수분류치일 때, 다수일 때, 또는 동특성일 때의 파라미터설계, 그리고 허용차설계 문제를 다루었다. 끝으로, 제6장에서는 앞으로의 연구과제를 제시했으며, 강건설계의 정착을 위한 제언을 제7장의 결론에 수록하였다.

2. 다구치방법 소개

2.1 기본 개념

다구치방법의 기본개념은 다음과 같이 요약할 수 있다(Kackar, 1985; Phadke, 1989; Taguchi, 1986, 1988a, 1988b; Yum *et al.*, 1990). 첫째, 품질관리 활동은 제품설계, 늦어도 공정설계 단계에서 이루어지는 것이 바람직하다. 왜냐하면 그 다음 단계인 공

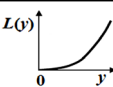
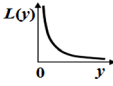
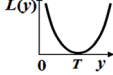
정관리나 최종 검사 등을 통해서는 제품의 고유 품질수준을 향상시키기 어렵기 때문이다. 둘째, 제품의 특성치는 잡음의 영향으로 말미암아 목표치를 일관성 있게 유지하지 못하고 산포하기 마련이다. 그리고 이러한 산포에 따라 손실이 발생하며, 손실의 크기는 산포의 정도에 의존한다. 셋째, 높은 품질의 제품이란 소비자에게 끼치는 손실이 작은 제품을 의미한다. 따라서 제품이나 공정은 생산된 제품의 특성치가 잡음 하에서도 산포가 작도록(즉, 강건하도록) 설계되어야 한다. 넷째, 이와 같은 제품이나 공정을 확보함에 있어, 잡음에 대한 간접적 대응책이 가능한가를 먼저 파악하고, 불가능하다고 판단되었을 때만 직접적 대응책을 고려함으로써 경제성을 도모한다.

즉, 다구치는 특성치의 평균뿐만 아니라 산포까지도 함께 고려한 품질관리 활동을 전개할 것과, 규격에만 집착하던 종래의 관점에서 벗어나 손실을 고려할 것을 제안하고 있다. 아울러, 이러한 기본 개념을 구현하기 위한 파라미터설계(또는 강건설계)에서는 직교표(Orthogonal Array)라는 실험계획을 이용하여 데이터를 수집할 것과, 강건성(Robustness)의 측도인 SN비를 분석함으로써 제품이나 공정 설계변수의 최적조건을 결정할 것을 제안하고 있다. 끝으로, 파라미터설계를 수행했으나 아직도 특성치의 산포가 만족스럽지 못할 때는(즉, 잡음에 대한 간접적 대응이 실패했을 때는) 허용차설계를 수행하여 중요 잡음을 제거하거나 통제하는 직접적 대응책을 마련함으로써 특성치의 산포를 줄일 것을 제안하였다.

다구치방법을 파악하는 데 있어 특성치의 종류를 이해하는 것이 중요하다. 다구치는 특성치를 먼저 정특성과 동특성으로 구분하였다. 전자는 그 목표치가 항상 일정하고 후자는 시시때때로 바뀌는 특성치이다. 정특성은 다시 수치형과 범주형으로 나눌 수 있으며, 수치형 특성치는 목표치에 따라 망소, 망대, 망목특성으로 나뉜다. 본 논문에서는 수치형 정특성을 중심으로 다구치방법에 대해 살펴보고자 한다. 범주형 정특성과 동특성에 대해서는 제5장에서 소개하기로 한다.

다구치는 품질을 손실로써 정량화하였다. 수치형 정특성 y 에 대한 손실함수 $L(y)$ 와 기대손실 $L = E[L(y)]$ 에 정리하였다. 다구치방법의 목적을 다시 표현하면 잡음 하에서도 기대손실이 작게 되도록 제품이나 공정을 설계하는 데 있다. 기대손실과 SN비의 관계는 제 2.2(2)절에서 논의하고자 한다.

Table 1. Type of Static Characteristics with Numeric Values and Expected Losses

Characteristic (y)	Target	Loss Function $L(y)$	Expected Loss L
Smaller-the-better	0	ky^2 	$L = E[L(y)] = E(ky^2)$ $= kE(y^2) = k(\sigma^2 + \mu^2)$
Larger-the-better	∞	$k\frac{1}{y^2}$ 	$L = E[L(y)] = E(k/y^2)$ $= kE(1/y^2) \approx \frac{k}{\mu^2} \left(\frac{3\sigma^2}{\mu^2} + 1 \right)$
Nominal-the-best	$0 < T < \infty$	$k(y - T)^2$ 	$L = E[L(y)] = E[k(y - T)^2]$ $= k[\sigma^2 + (\mu - T)^2]$

μ : mean of y , σ : standard deviation of y .

2.2 파라미터설계

(1) 파라미터설계의 원리

잡음에 대한 대응책은 잡음을 그대로 수용하는 방법(중요하지 않는 잡음일 때는 경제적임), 잡음을 제거 또는 통제하는 방법, 잡음의 영향을 보정(feedback 또는 adaptive control 등)하는 방법, 그리고 잡음을 그대로 둔 상태에서 특성치가 잡음에 강건하도록 제품 또는 공정을 설계하는 방법 등으로 나눌 수 있다(Nair, 1992). 다구치 파라미터설계는 마지막 대응책에 해당한다. 그렇다면 파라미터설계에 어떤 원리가 작용하기에 잡음을 그대로 둔 상태에서 설계변수의 값만 적절히 선택함으로써 강건한 특성치를 확보할 수 있는 것인가?

파라미터설계의 원리를 <Figure 1>을 통해 설명하고자 한다. 어떤 제품의 망목특성 y 는 설계변수 x_1 의 값에 따라 <Figure 1>의 (I)과 같이 비선형적으로 변화한다고 하자. y 의 목표치가 T 라면 그림으로부터 x_1 은 $x_1^{(1)}$ 이 되어야 한다. 그러나, 제품을 사용할 때 잡음의 영향으로 x_1 은 $x_1^{(1)}$ 을 유지하지 못하고 변동한다면, y 는 $x_1^{(1)}$ 부근에서 급한 기울기를 가지므로 매우 민감하게 산포하게 된다(<Figure 1>의 (a) 참조). 반면, $x_1^{(2)}$ 부근에서는 완만한 기울기를 가지므로 x_1 의 큰 변동에도 불구하고 y 의 산포는 매우 작을 수 있다(<Figure 1>의 (b) 참조). 다만 한 가지 문제점은 y 의 평균이 목표치 T 로부터 벗어나 있다는 것이다. 그러나 이때 조정변수라 불리는 다른 설계변수 x_2 가 흔히 존재하여 이 값을 적절히 조정하여 y 와 x_1 의 관계가 <Figure 1>의 (II)가 되도록 함으로써 y 의 산포를 크게 변화시키지 않고 평균치를 목표치에 접근시킬 수 있다는 것이다(<Figure 1>의 (c) 참조). 즉, 망목특성에 대한 파라미터설계의 원리는 “비선형성의 활용”과 “조정의 활용”이다. 한편, 망소, 망대특성에 대해서는 이러한 조정의 개념이 없다.

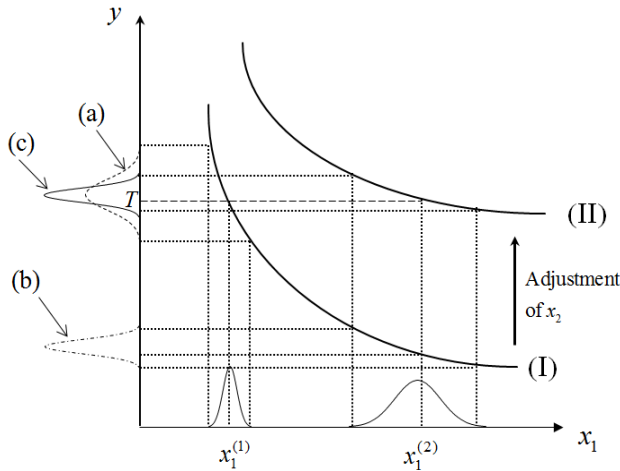


Figure 1. Principles of Parameter Design

(2) 파라미터설계 : 절차 및 고려 사항

다구치의 정특성 파라미터설계의 단계와 업무 내용을 <Table

2>에 정리하였다. 전통적 실험계획법에 의한 접근법과 가장 두드러진 차이점은, 가능한 한 잡음을 충실히 반영한 상태에서 실험을 수행한다는 것, 실험계획으로서 직교표를 사용한다는 것, 특성치 대신 SN비를 계산하여 분석한다는 것 등이다. 각 단계 별 주요 업무에 대한 고려 사항을 요약하면 다음과 같다(Nair, 1992; Phadke, 1989; Taguchi, 1988a, 1988b; Yum *et al.*, 1990).

Table 2. Steps and Tasks of Taguchi Parameter Design

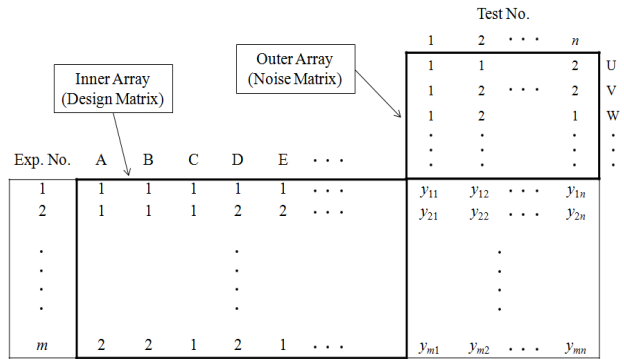
단계	업무
1. 문제의 정형화	1.1 문제 정의
	1.2 특성치 선정 및 측정방법 확인
	1.3 설계변수 선정 및 수준 결정
	1.4 잡음변수 선정 및 반영방법 결정, 적극적 반영 시 수준 결정
2. 실험계획/실시	2.1 내측, 외측 직교표 구성
	2.2 데이터 수집
3. 데이터분석/최적조건 결정	3.1 SN비 계산
	3.2 유의한 효과 결정
	3.3 최적조건 결정
4. 확인	4.1 확인실험 수행
	4.2 확인 여부 판정

첫째, <Table 2>의 업무 1.2의 특성치 선정, 2.1의 내측 직교표 구성, 3.2의 유의한 효과 결정, 3.3의 최적조건 결정 등과 관련하여 염두에 두어야 할 사항은, 다구치는 연구 결과의 재현성을 높이기 위해 주효과 위주의 설계 연구를 추천하고 있다는 것이다. 대부분의 설계 연구가 연구실 환경에서 수행되지만 그 결과의 재현이 기대되는 곳은 생산 및 사용 현장이므로, 이 외적 조건(즉, 시간과 공간)의 차이를 극복하고 재현성을 확보하는 데는 신뢰할 수 있는 주효과와 발견과 그에 따라 최적 조건을 결정하는 것이 중요하다는 것이다. 즉, 설계변수 간의 교호작용이 크다면 실험에 포함하지 못한 외적 조건과 설계변수 간의 교호작용도 클 가능성이 높기 때문에, 설계변수 간의 교호작용을 고려하여 결정된 최적조건은 재현될 가능성이 낮다고 보는 것이다. 아울러, 다구치는 특성치의 가법성을 확보하기 위해 합리적 특성치의 선택, 설계변수 수준의 상호 의존적 설정(예를 들어, sliding level technique) 등 여러 지침을 제시하고 있다(Phadke, 1989; Taguchi, 1988a). 또한, 미리 교호작용을 파악하도록 계획함으로써 실험의 규모가 커지는 것보다는, 주효과만을 배치한 실험을 계획하고 최적 조건을 결정한 다음, 확인실험을 통해 교호작용의 존재 여부를 검증하는 것이 보다 효율적이라고 보고 있다. 후자를 택했을 때 검증력을 높이기 위해 어떤 교호작용효과가 여러 열에 나뉘어 나타나는 $L_{18}(2^1 \times 3^7)$, $L_{12}(2^{11})$ 등과 같은 직교표의 사용을 권장하고 있다.

둘째, 파라미터설계에서는 한 실험점(즉, 설계조건)에서 특성치에 대한 잡음의 영향을 파악하기 위해 잡음을 반영한 실험을 수행한다(<Table 2>의 업무 1.4와 2.1 참조). 잡음을 반영

하는 방법에는 잡음변수도 수준을 정하여 직교표에 배치하는 적극적 반영과, 이것이 어려울 때 잡음이 자연스럽게 등장하는 상태에서 실험을 수행하는 소극적 반영이 있다. 다구치(1988a, 1988b)는 성공적 설계 연구를 위해 잡음을 가능한 한 적극적으로 반영할 것을 추천하고 있다. 이 경우, 전체 실험계획은 <Figure 2>와 같이 2개의 직교표가 교차하는 형태로 구성되는데, 이를 교차배열(Crossed Array) 또는 직적배열 실험이라고 부른다. 그리고, 설계변수가 배치된 직교표를 내측 직교표(또는 설계변수 행렬), 잡음변수가 배치된 직교표를 외측 직교표(또는 잡음변수 행렬)라고 한다. 즉, 내측 직교표는 엔지니어의 세계를, 외측 직교표는 사용자나 고객의 세계를 반영하고 있다고 볼 수 있다. 또한 Taguchi(1988a)는 외측 직교표의 시험횟수가 커져 전체 실험을 수행하는 데 부담이 될 때는 잡음변수의 수준을 조합하여 시험조건의 수를 2 또는 3으로 줄이는 방안을 제안하였다. 예를 들어, 자동차 제동시스템의 정지능력에 관한 파라미터설계 실험에서 잡음변수로 노면상태(마른 상태, 비에 젖은 상태 2수준)와 패드 상태(새 제품, 현 제품 2수준)를 고려할 때, 두 잡음변수를 조합하여 오직 두 시험조건, “마른 노면과 새 패드”, “비에 젖은 노면과 현 패드”,에서 실험을 실시하여 외측 직교표의 규모를 줄일 수 있다.

Taguchi and Konishi(1959)는 2수준계, 3수준계, 혼합수준계 등의 표준 직교표 18종과, 설계변수 간 교호작용이 존재할 때 교각관계를 파악할 수 있도록(또는 피할 수 있도록) 각 직교표에 대해 선점도(Linear Graph)를 마련해 놓고 있다. 다구치가 제시한 직교표는 부분요인배치의 일종이며, 그 구성원리에 대해서는 Yum *et al.*(1991)을 참조하기 바란다.



A ~ E: Design Variables. U, V, W: Noise Variables. y: Characteristic

Figure 2. Product Array : Inner and Outer Arrays

셋째, <Table 2>의 업무 3.1과 관련하여 <Table 3>에 수치형 정특성의 기대손실, 참 SN비, 그리고 추정 SN비에 대한 식을 정리하였다. <Table 3>에서 망소특성이나 망대특성의 기대손실과 참 SN비를 비교해 보면 두 양은 대등한 관계를 갖고 있다는 것을 알 수 있다. 즉, SN비를 크게 하는 설계조건은 기대손실을 작게 하는 설계조건이 된다. 망목특성일 때는 조정을 하게 되므로 “조정 후 기대손실”을 설계조건의 비교 기준으로 삼는다. 어떤 설계조건에서 조정 전과 후의 특성치를 각각 y 와 y' 라고 하자. 그리고 y 의 평균과 분산을 각각 μ 와 σ^2 이라고 하자. 다구치는 물리적 조정의 효과가

$$y' = (T/\mu)y \tag{1}$$

와 같이 표현될 수 있는 조정을 고려하였다. 따라서 y' 의 평균 μ' 와 분산 σ'^2 은 각각

$$\mu' = T, \sigma'^2 = (T^2/\mu^2)\sigma^2 \tag{2}$$

이므로, 조정 후 기대손실은 (<Table 1> 참조)

$$L' = k[\sigma'^2 + (\mu' - T)^2] = k\sigma'^2 = kT^2(\sigma^2/\mu^2)$$

이 된다. 즉, 망목특성일 때, SN비(= $10\log(\mu^2/\sigma^2)$)를 크게 하는 설계조건은 조정 후 기대손실을 작게 하는 설계조건이 된다. 한편, 식 (2)는 다음과 같이 다시 쓸 수 있다.

$$\frac{\sigma'^2}{T^2} = \frac{\sigma^2}{\mu^2} \Leftrightarrow \frac{\sigma'^2}{\mu'^2} = \frac{\sigma^2}{\mu^2}$$

즉, 다구치는 표준편차가 평균에 비례하는 망목특성을 가정하고, 그에 따라 조정 후 기대손실, SN비 등을 정의하였다. 이와 같은 행태를 보이는 망목특성의 예는 Jung and Yum(2011)에 수록되어 있다.

넷째, <Table 2>의 업무 3.3의 최적조건 결정 절차는 다음과 같다. 망소, 망대특성에 대한 설계변수의 최적 조건은 SN비를 크게 하는 수준으로 결정한다. 망목특성의 경우에는 조정용 변수를 따로 찾아야 하므로 다음과 같이 2단계 최적화 절차를

Table 3. SN Ratios for Static Parameter Design Problems with a Numeric Characteristic

Characteristic (y)	Expected Loss (L)	True SN Ratio	Estimated SN Ratio
Smaller-the-better	$L = kE(y^2)$ $= k(\sigma^2 + \mu^2)$	$-10\log[E(y^2)]$	$-10\log\left(\frac{1}{n} \sum_{j=1}^n y_j^2\right)$
Larger-the-better	$L = kE(1/y^2)$ $= (k/\mu^2)(3\sigma^2/\mu^2 + 1)$	$-10\log\left[E\left(\frac{1}{y^2}\right)\right]$	$-10\log\left[\frac{1}{n} \sum_{j=1}^n \left(\frac{1}{y_j^2}\right)\right]$
Nominal-the-best	$L' = \text{Expected Loss after Adjustment}$ $= kT^2(\sigma^2/\mu^2)$	$10\log\left(\frac{\mu^2}{\sigma^2}\right)$	$10\log\left(\frac{\bar{y}^2}{s^2}\right)$

n : no. of noise conditions, \bar{y} : sample mean of y_j 's, s^2 : sample variance of y_j 's.

적용하고 있다. 먼저, SN비와 감도($= 10\log(\bar{y})^2$)에 대한 분산 분석 등을 통해 설계변수를 SN비에 영향을 미치는 안정성변수와 감도에만 영향을 미치는 조정변수로 분류한다. 단계 1에서는 안정성변수를 SN비를 최대로 하는 수준에 놓고, 단계 2에서는 y 의 평균이 목표치 T 에 접근하도록 조정변수의 수준을 조정한다. 예를 들어, 다양한 모델을 가지는 제품군이 있을 때, 단계 1의 최적 조건을 고정시키고 단계 2의 조정 단계만 모델 별로 용이하게 적용할 수 있으므로, 2단계 최적화의 개념은 연구 결과의 적용범위를 넓히는 데 기여할 수 있다.

다섯째, 파라미터설계에서는 모형에 대한 기본 가정, 이를 바탕으로 한 모형 개발, 적합한 통계적 방법의 적용 등의 순서로 전개되는 통계학적 접근법을 채택하고 있지 않으며, 특히 이러한 이론 체계에 기반을 두고 있지 않으므로 <Table 2>의 업무 3.2, 4.2 등에서 엄격한 통계적 방법의 적용을 강제하지 않고 있다. 즉, 분산분석에서 제곱합의 풀링(오차항의 자유도가 전체 자유도의 절반 정도 될 때까지 풀링), 유의성 판정(p값 등의 통계적 기준 외에 F비 값이 2 이상이면 유의한 효과로 판정하는 기준 적용), 확인실험 결과의 재현성 판정(최적 조건에서의 예측값 $\pm 30 \sim 40\%$ 로 예측한계 결정) 등과 같이 경험적 방법이나 기준을 제안하고 있어, 이론적 엄격함보다 적용성(Applicability)과 효과성(Effectiveness)을 중시하는 실용적 입장을 견지하고 있다고 판단된다. 아울러, 실험을 실시하는 데 있어(<Table 2>의 업무 2.2 참조), 랜덤화(Randomization)를 고집하고 있지 않다.

끝으로, 다구치의 파라미터설계 절차는 일반적으로 일회성으로 마무리된다는 점에서, 피드백, 보정, 방향 제시 등을 중요시하는 전통적 실험계획의 순차적 기능이 부족하다는 것이 문제점으로 제기되기도 하였다.

3. 다구치 방법에 대한 비판과 논의

다구치방법에 대해 일반적으로 엔지니어들은 호의적 평가를 내리고 있으며, 현장으로부터 많은 성공 사례가 보고되어 있다. 예를 들어, 1981년에 발족한 American Supplier Institute에서 주관한 일련의 다구치방법 심포지엄에서 많은 사례가 발표되었으며, 일본규격협회에서 발간한 품질공학강좌 시리즈(Taguchi, 1988c, 1990a, 1990b)에는 일본에서 작성된 사례, 구미에서 작성된 사례, 그리고 계속 시스템 관련 사례가 수록되어 있다. 최근에 발간된 Taguchi *et al.*(2005)에는 다양한 분야 별로 대표적 사례가 소개되어 있다.

엔지니어들의 이러한 호응과는 달리, 학계의 연구자들을 중심으로 다구치방법에 대하여 많은 비판이 있어 왔다. Nair(1992)는 다구치방법을 지지하는 연구자와 비판적인 연구자의 의견을 주제 별로 정리한 Panel Discussion 논문을 마련하였다. 이로써 다구치방법에 관한 주요 이슈가 정리되었으며 대안에 대한 연구도 더욱 활기를 띠게 되었다. 본 절에서는 다구치방법

에 대한 비판을 전략, 실험계획, 랜덤화, 성능측도, 데이터 분석, 예측 및 확인절차 등의 측면에서 살펴보고, 그러한 비판의 타당성 여부에 대해 논의하고자 한다.

3.1 전략적 측면

다구치방법의 전략적 측면에 대한 첫 번째 비판은, 실험적 연구가 순차적으로 진행되지 않고 일회성으로 끝나게 됨으로써 suboptimal solution을 찾는데 그치고 말 우려가 있다는 것이다. 비록 명시적으로 언급된 바는 없으나, 다구치방법에서는 엔지니어가 최적 조건이 포함되어 있으리라고 판단되는 실험영역을 선정할 수 있다는 것을 전제로 하고 있는 것으로 보인다. 그러나 이것이 항상 가능한 것은 아니기 때문에, 반응표면분석법에서 최대경사경로를 따라 실험영역을 이동하는 것처럼 순차적 실험 전략을 개발하여 접목한다면 다구치방법의 의미 있는 확장이 되리라고 믿어진다.

두 번째 비판은 다구치방법에서 권장하고 있는 주효과 위주의 설계 연구에 관한 것이다. 이 전략에 대한 다구치 측의 설명은 제 2.2(2)절에 소개한 바 있다. 교호작용의 발견을 무엇보다 중요하게 생각하고 있는 전통적 실험계획의 입장에서 보면, 다구치방법의 이러한 전략은 매우 무모해 보일 수 있다. 그러나 진실의 규명에 초점을 맞추고 있는 과학의 세계와 재현성 있는 연구 결과를 강조하는 기술의 세계의 차이를 염두에 둔다면 숙고해 볼 값어치가 충분한 전략으로 판단된다. 다만, 제 6.1절에서 다시 언급하겠지만, 가법성 있는 특성치를 선정했다 하더라도 이를 변환한 SN비는 일반적으로 어떤 행태를 보일 것인가에 대해서는 앞으로 연구가 필요한 부분이다.

3.2 실험계획

다구치방법에서는 내측과 외측 직교표로 구성된 직적배열에 의한 실험을 추천하고 있다. 직적배열 실험의 장점은 내측의 모든 설계조건에 공통의 잡음조건을 공정하게 부여할 수 있다는 것이다. 또한, 특성치 자체를 분석하여 강건설계를 수행하고자 하는 Response Modeling Approach의 입장에서 보면, 설계변수와 잡음변수 간의 모든 2인자 교호작용효과를 파악할 수 있는 장점이 있다. 그러나 직적배열 실험은 상대적으로 많은 실험횟수를 필요로 하므로 비경제적이라는 비판이 있다. 이러한 비판을 받아 들여 다구치는 잡음을 조합하여 외측 잡음조건을 2 또는 3개로 줄이는 방법을 제시하였다. 한편, Response Modeling Approach에서는 설계변수와 잡음변수 간의 교호작용을 파악할 수 있으면서도 전체 실험횟수의 경제성을 도모하기 위해 소위 통합배열(Combined Array)에 의한 실험을 제안하였다. 이에 대해서는 제 4장에서 보다 자세히 다루고자 한다.

다구치방법의 실험계획에 대한 두 번째 비판은 전략적 측면의 두 번째 비판 대상인 “주효과 위주의 설계 연구”와 관련이 있다.

다구치는 이 제안과 관련하여 내측직교표로서 $L_{18}(2^1 \times 3^7)$, $L_{12}(2^{11})$ 등의 사용을 권장하고 있다. 이 직교표들의 특징은 어떤 두 설계변수의 교호작용효과가 특정 열에 나타나지 않고 여러 열에 나뉘어 나타난다는 것이다. 예를 들어, 설계변수 A~E를 $L_{18}(2^1 \times 3^7)$ 의 2~6열에 각각 배치하여 실험을 수행했을 때, A와 B의 교호작용효과 AB는 주효과 C, D, 그리고 E와 교락된다. 많은 연구자들은 이러한 교락구조(Confounding Structure)를 바람직하지 않다고 보고 위와 같은 직교표를 내측직교표로 사용하는 것에 반대하고 있다. 그러나 다구치는 고려하고 있는 특성치에 가법성이 있는지를 검사하기 위한 목적으로 위 직교표의 사용을 권장하고 있다. 즉, 위의 예에서, 만일 교호작용효과 AB가 크다면(즉, 특성치에 가법성이 없다면), 이는 주효과 C, D, 그리고 E와 교락되기 때문에 주효과만인 것으로 간주하여 결정된 C, D, 그리고 E의 최적조건은 잘못된 최적조건이 될 가능성이 높으며, 따라서 “최적조건”에서 확인실험을 수행했을 때 확인되지 않을 가능성 또한 높아지게 된다는 것이다(즉, 고려하고 있는 특성치에 가법성이 없다는 맞는 결론에 도달하게 된다는 것이다). 이는 이론에 근거한 법칙이라기보다는 오랫동안의 경험을 바탕으로 한 가이드라인으로 보인다.

3.3 랜덤화

다구치방법에 대한 또 다른 비판 중 하나는 실험 수행 시 랜덤화에 대한 고려가 미흡하다는 것이다. 전통적 실험계획법의 관점에서 랜덤화의 목적 중 하나는 실험인자를 제외한 다른 외적 요인이 비안정적으로 작용하여 실험 결과를 체계적으로 오염시키는 것을 완화하는 데 있다. 한편, 다구치방법에서 잡음을 적극적으로 반영했을 때는 잡음이 특성치에 미치는 영향이, 랜덤화를 하지 않음으로써 외적 요인이 특성치를 오염시키는 정도를 지배한다고 보고 랜덤화를 고집하지 않는다(Phadke, 1989). 그러나 잡음을 적극적으로 반영할 수 없을 때는 랜덤화를 최대한 반영하거나, 이것이 어려울 때에는 랜덤화에 어떤 제약이 가해지는가에 따라 적절한 split-plot 형태의 실험과 분석을 수행할 필요가 있다(Box and Jones, 1992).

3.4 성능측도

다구치방법에서 성능측도로 채택하고 있는 SN비에 대해서는 많은 비판이 있어 왔다. 초기에는 SN비의 의미를 잘못 이해한데서, 특히 망목특성에 대한 SN비의 의미를 잘못 이해한데서, 비롯된 비판이 있었다. 그러나 SN비가 기대손실과(망목특성의 경우에는 조정 후 기대손실과) 직접적으로 관련된 양이라는 것이 밝혀지면서, 하나의 성능측도로서의 자격을 인정받게 되었다.

SN비에 대한 첫 번째 비판은, 일부 SN비는 제한적 가정을 기반으로 두고 있다는 것이다. Box(1988)는 망목특성에 대한 다구치의 SN비는 표준편차가 평균에 비례하는 특성치를 로그변

환한 새로운 특성치의 표준편차와 대등함을 보이고, 보다 일반적인 변환의 필요성을 강조하였다. Nelder and Lee(1991)의 Generalized Linear Model Approach는 Box의 확장으로 볼 수 있다. 이 두 대안에 대해서는 제 4장에서 보다 자세히 소개하고자 한다.

SN비에 대한 두 번째 비판은 비효율적이라는 것이다. 즉, 특성치(y)를 SN비로 변환함으로써 y 의 평균, 분산 등과 같은 정보를 활용할 수 없게 된다는 것이다. 이 비판은 망소, 망대특성에 대해서는 타당한 것으로 알려져 있다. 즉, 망소, 망대특성의 SN비는 y 의 평균에 주로 의존하게 되며, 따라서 SN비를 분석하여 y 의 분산에 영향을 미치는 설계변수를 찾기 어렵게 된다. 이와 같은 문제점을 극복하기 위해 제시된 Dual Response Approach, Response Modeling Approach 등은 y 의 평균과 분산을 구해 따로 분석할 것을 제안하고 있다. 이 두 대안에 대해서는 제 4장에서 논의하기로 한다.

3.5 데이터 분석 및 확인실험 절차

다구치방법은 그 활용을 위한 전제조건이라고 볼 수 있는 가정 사항에 대한 설명이 부족하다는 비판이 있다. 전통적 실험계획법, 더 나아가 추론통계학에서는 분포나 오차에 대한 가정을 먼저 제시한 후 어떤 방법에 대한 논리적 정당성을 갖추어 나가는 것에 비해, 다구치방법에서는 특성치의 분포에 대해 어떠한 가정도 하고 있지 않다. 따라서 성능측도에 대한 분포 특성 파악, 분산분석, 최적조건에서의 예측구간 추정 등 중요한 추론을 공식적으로 전개하기 어려운 것이 사실이다. 이와 같은 이유로 다구치방법에서는 엄격한 통계적 절차 대신 제 2.2(2)절에 소개한 바와 같이 경험적인 방법이나 기준을 제안하고 있다. 앞으로 다구치방법을 통계적으로 공식화하는 문제에 대해서는 그 필요성이나 가능성에 대해 많은 논의가 필요하다고 판단된다.

4. 다구치방법의 대안

다구치방법에 대한 대안은 크게 SN비에 관한 것과 실험계획에 관한 것으로 구분할 수 있다. 먼저, 성능측도로서의 SN비를 어떻게 일반화하여 해석할지에 대한 연구로는 Leon *et al.*(1987)의 PerMIA(Performance Measures Independent of Adjustment)와 Box(1988)의 변수변환 방법이 있다. 또한 모델링 대상을 무엇으로 하는 것이 바람직할 것인가에 대한 논의가 있었다. 즉, 다구치처럼 SN비나 기대손실을 직접 다루는 것이 아니라, 특성치의 평균과 분산을 각각 모델링하여 최적조건을 탐색하는 방안으로서 Joint Modeling Approach가 제시되었는데, 그 대표적인 연구로는 Nelder and Lee(1991)와 Lee and Nelder(2003)의 Generalized Linear Model Approach(GLM 접근법)와 Vining and Myers(1990)의 Dual Response Approach(DR 접근법)를 들 수 있다. 여기서 한걸음 더 나아가 Welch *et al.*(1990), Shoemaker

et al.(1991), Myers et al.(1992), Del Castillo and Montgomery (1993)는 성능특성 y 자체를 모델링하고 이로부터 평균, 분산, 기대손실 등 원하는 성능측도를 구하여 파라미터설계를 수행하는 Response Modeling Approach(RM 접근법)를 제안하였다. 그러나 RM 접근법의 성패 여부는 반응모형의 적합도에 크게 의존하게 되므로 직교표가 아닌 보다 정교하게 고안된 실험계획이 필요하다. 실험계획에 대한 대안은 주로 이러한 관점에서 제시되었다. 즉, 직교표에 의한 직적배열 실험계획이 Response Modeling에 적합하지 않음을 지적하고, 이를 보완한 통합배열의 사용을 추천하였다. 위 대안에 대한 보다 자세한 설명은 다음과 같다.

4.1 PerMIA

Leon et al.(1987)은 전이함수(Transfer Function) 모형을 도입하여 망목특성의 SN비에 대한 타당성에 대해 논의하였다. 예를 들어, 설계변수와 특성치 간의 전이함수가 식 (3)과 같다고 하자.

$$y = \mu(c, a)\epsilon(z, c) \quad (3)$$

단, c 와 a 는 각각 설계변수와 조정변수를 나타내는 벡터이며, z 는 잡음변수 벡터이다. 그리고 오차항 $\epsilon(z, c)$ 는 평균 1과 분산 $\sigma_c^2(c)$ 를 갖는다고 가정하면, 다구치의 2차 손실함수의 기대손실은 다음과 같이 얻어진다.

$$\begin{aligned} L(c, a) &= \sigma^2(c, a) + [\mu(c, a) - T]^2 \quad (4) \\ &= \mu^2(c, a)\sigma_c^2(c) + [\mu(c, a) - T]^2 \end{aligned}$$

그리고 평균의 조정을 통해 최소화된 기대손실은 조정변수 a 에 독립인 항으로 나타낼 수 있다. 이 과정은 다음과 같다.

$$\begin{aligned} \frac{\partial L(c, a)}{\partial a} &= \frac{2\partial\mu(c, a)}{\partial a} \{\mu(c, a)[1 + \sigma_c^2(c)] - T\} = 0 \\ \Rightarrow \mu(c, a^*(c)) &= T/[1 + \sigma_c^2(c)] \\ \Rightarrow L(c, a^*(c)) &= T^2\sigma_c^2(c)/[1 + \sigma_c^2(c)] \end{aligned}$$

여기서, $a^*(c)$ 는 $\partial L(c, a)/\partial a = 0$ 을 만족하는 조정변수 a 값을 의미한다. 결국, 조정 후의 손실 $L(c, a^*(c))$ 은 설계변수의 함수가 되며 설계조건의 우열을 평가하는 데 활용할 수 있다. 이를 Leon et al.(1987)은 PerMIA라고 칭하였다. PerMIA를 작게 하려면 $\sigma_c^2(c)$ 를 작게 해야 함을 알 수 있다. 한편 식 (3)으로부터 다구치 SN비는 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$\eta = 10 \log \left[\frac{\mu^2(c, a)}{\sigma_c^2(c, a)} \right] = 10 \log \frac{1}{\sigma_c^2(c)}$$

역시 $\sigma_c^2(c)$ 를 작게 해야 SN비는 커지게 된다. 따라서 다구치의 SN비는 식 (3)의 전이함수 모형 하에서 PerMIA와 대등하며 설계조건의 우열을 평가하는 측도로서 타당성을 인정할 수 있다. 이처럼 PerMIA는 다구치 SN비를 포괄할 수 있는 보다 일반화된 성능측도를 제시할 수 있으나 전이함수가 알려져 있지 않을 때는 적용하기 어렵다는 한계가 있다(Box, 1988).

4.2 변수변환

파라미터설계를 위한 변수변환의 유용성에 대해서는 Nair and Pregibon(1986), Box(1988), Logothetis(1990) 등에 의해 논의되었다. 특히 Box(1988)는 망목특성의 다구치 SN비가 단지로그변환 후의 분산과 대등하다는 것을 보였고, 로그변환 이외의 다른 변환이 더 적절할 때는 SN비가 더 이상 정당성을 가질 수 없다는 점을 지적하였다. 또한 전술한 PerMIA가 조정변수와 설계변수가 분리되어 있다는 것을 전제하고 있으나, 변수변환은 그렇지 않은 상황에서도 적용이 가능함을 역설하였다. Box(1988)의 변수변환은 바로 이 ‘분리(separation)’를 우선시하고 있으며, 아울러 최종 모형에 적절한 수의 유의한 효과가 포함되도록 ‘경제성(parsimony)’을 추가로 고려할 것을 제안하였다.

y 에 대해 변수변환을 적용한 결과를 $Y = h(y)$ 라고 하면, 근사적으로 $\sigma_Y \approx h'(\mu)\sigma_y$ 가 성립하므로 식 (4)의 기대손실은 다음과 같이 다시 쓸 수 있다.

$$\begin{aligned} L(c, a) &= \sigma^2(c, a) + [\mu(c, a) - T]^2 \quad (5) \\ &\approx [h'(\mu(c, a))]^{-2}\sigma_Y^2(c) + [\mu(c, a) - T]^2 \end{aligned}$$

여기서, 변수변환 $h(\cdot)$ 은 ‘분리’를 만족하도록 선택되므로 σ_Y 는 설계변수 c 에만 의존하게 된다는 점에 유의해야 한다. 예를 들어, 식 (5)에서 $h(y) = \ln(y)$ 일 때는 $\sigma_Y \approx h'(\mu)\sigma_y = \sigma_y/\mu$ 가 되므로 망목특성의 SN비가 여기에 해당됨을 알 수 있다. Box(1988)는 이를 일반화하여 다음과 같은 변수변환을 제안하였다.

$$Y = \begin{cases} y^\lambda, & \lambda \neq 0 \\ \ln(y), & \lambda = 0 \end{cases}$$

그리고 λ 를 선택하는 기준으로 전술한 바와 같이 ‘분리’와 ‘경제성’을 제시하였고, 이를 위한 그래프 도구로서 Lambda Plot의 사용을 제안하였다.

이처럼 변수변환은 전이함수에 대한 사전지식 없이도 기대손실을 최소화하는 파라미터설계를 가능하게 하며 다구치 SN비를 대신할 수 있는 이론적 토대를 제공한다. 그러나 λ 의 선택이 자의적일 수 있으며, 특히 ‘분리’와 ‘경제성’을 동시에 만

축하는 λ 를 찾는다는 보장이 없다는 문제점이 있다(Nelder and Lee, 1991; Lee and Nelder, 2003). Shoemaker *et al.*(1991)은 단일 ‘분리’와 ‘경제성’을 동시에 달성할 수 있는 변수변환을 찾기 어려울 때는 ‘분리’를 우선할 것을 권고하고 있다. 또한 Nair *et al.*(2002)에서 지적했듯이, 외측의 잡음조건을 설정하는 방법에 따라 변수변환 적용의 타당성에는 의문의 여지가 있을 수 있다.

4.3 Generalized Linear Model Approach

Nelder and Lee(1991)는 하나의 변수변환으로는 ‘분리’와 ‘경제성’을 동시에 달성하기 어렵다는 점을 지적하고, 평균과 산포를 각각 설계변수의 함수로 모델링하는 GLM 접근법을 제안하였다. 이 때 Link Function과 Variance Function을 적절하게 선택함으로써 변수변환 없이도 ‘경제성’과 ‘분리’를 만족하는 결과를 얻을 수 있음을 보였다. 여기서 Link Function은 다음과 같이 $\mu(=E(y))$ 를 설계변수(x_1, x_2, \dots, x_k)의 선형모형으로 다룰 수 있도록 하는 역할을 한다.

$$g(\mu) = \sum \beta_j x_j \quad (6)$$

또한 y 의 분산을 $Var(y) = \phi V(\mu)$ 라고 나타낸다고 할 때, 산포 파라미터 ϕ 를 분리시키는 역할을 하는 함수 $V(\mu)$ 를 Variance Function이라 칭하였다. Box(1988)의 변수변환은 Variance Function을 $V(\mu) = \mu^\alpha$ 로 국한했을 때에 해당되는 것이므로 Nelder and Lee(1991)는 제안한 방법이 보다 다양한 상황을 다룰 수 있다고 주장하였다. 물론, 다구치의 SN비는 $V(\mu) = \mu^2$ 에 해당된다. 마찬가지로 산포파라미터 ϕ 에 대해서도 Link Function을 적용하면 다음과 같은 선형모형을 생각할 수 있다.

$$h(\phi) = \sum \gamma_j x_j \quad (7)$$

Nelder and Lee(1991)는 식 (6), 식 (7)과 같이 평균과 산포를 모델링하는 절차를 제시하였고, 이를 GLM 접근법이라 칭하였다. 그리고 적절한 Variance Function과 Link Function을 선택하기 위한 도구로서 각각 Nair and Pregibon(1986)의 Mean-Variance Plot과 Box(1988)의 Lambda Plot을 사용할 것을 추천하였다. 이후 Lee and Nelder(2003) 등의 후속 연구를 통해 GLM을 보다 쉽게 적용할 수 있는 방안이 마련되었다. 예를 들어, Lesperance and Park(2003)과 Robinson *et al.*(2004)는 SAS로 GLM을 적용하는 과정을 예시하였다. 그러나 Hamada and Nelder(1997)에서 소개된 바와 같이, 전형적인 상황이 아니면 모형검진 Plot 만으로는 적절한 Variance Function과 Link Function을 찾는 데 어려움을 겪을 수도 있다. GLM 접근법이 갖는 장점 중 하나는 계수치나 비율과 같은 데이터를 용이하게 다룰 수 있다는 것이다(Wu and Hamada, 2009).

4.4 Dual Response Approach

역시 평균과 산포를 동시에 모델링하는 방안으로서 Vining and Myers(1990)는 DR 접근법을 제안하였다. 이 방법에서는 내측의 각 설계조건에서 관찰한 반복실험 데이터로부터 특성치의 평균과 분산을 계산한 후, 다음과 같이 2차 반응표면모형을 적합한다.

$$\hat{\mu} = \hat{\beta}_0 + x' \hat{\beta} + x' \hat{B}x$$

$$\hat{\sigma} = \hat{\gamma}_0 + x' \hat{\gamma} + x' \hat{C}x$$

단, σ 에 대해서는 $\log(\sigma)$ 를 모델링하는 것이 더 일반적이다. 일단 평균과 표준편차에 대한 반응표면식이 얻어지면, 망목특성의 파라미터설계 문제는 다음과 같은 최적화 문제로 정형화한다. 단, θ_μ 는 평균의 목표치이다.

$$\begin{aligned} &\text{Minimize } \hat{\sigma} \\ &\text{s.t. } \hat{\mu} = \theta_\mu \end{aligned} \quad (8)$$

또한, 망소특성에 대해서는 다음과 같이 식 (8)의 목적함수와 제약식을 바꾸어 정형화한다.

$$\begin{aligned} &\text{Minimize } \hat{\mu} \\ &\text{s.t. } \hat{\sigma} \leq \theta_\sigma \end{aligned} \quad (9)$$

여기서, θ_σ 는 표준편차의 최대 허용한계를 의미한다. 식 (9)의 목적함수를 Maximize $\hat{\mu}$ 로 바꾸면 망대특성의 파라미터설계 문제가 된다.

망소, 망대특성에 대해서는 다구치의 SN비를 분석하는 것보다 DR 접근법이 일반적으로 더 유리하며(제 3.4절 참조), 동일한 체계의 최적화 문제로 다룰 수 있는 장점이 있다. 그러나 망목특성에 DR 접근법을 적용했을 때의 문제점은 조정의 개념이 반영되어 있지 않다는 것이다. 물론, 망목특성에 대해 조정인자를 발견할 수 없을 때에는 DR 접근법이 대안이 될 수 있다.

DR 접근법에서 반응표면식의 질이 낮으면 안정적인 최적화 결과를 얻기가 어렵기 때문에 직교표보다는 특별하게 고안된 실험계획이 요구된다. 이러한 관점에서 Tribus and Szonyi(1989)는 평균과 산포를 모델링하기 위해 중심합성계획을 이용할 것을 제안하였다. 또한 Dual Response Surface의 최적 조건을 탐색하기 위한 비선형계획법의 활용 방안이 Del Castillo and Montgomery(1993)에 의해 제시된 바 있다. 한편 Lin and Tu(1995)는 제약식을 목적함수로 통합시킨 형태의 DR 접근법을 제안하였다. 이를 위해, 분산 대신 기대손실, 즉 MSE를 목적함수로 사용하였다. 그러나, 이러한 시도에 대해 Robinson *et al.*(2004)은 다소 비판적인 입장을 견지하였다. 즉, 망목특성에서 평균과 목표치 간의 거리에 아무 제약을 두지 않는 것은 문제를 야기할 수 있기 때문에, 식 (8)의 제약식 대신 $(\hat{\mu} - \theta_\mu)^2 \leq \delta^2$ 와 같은 부등식을 제약식으로 포함시키는 방안을 소개하였다.

이외에도, DR과 GLM 접근법을 접목하여 파라미터설계를 다룬 시도로는 Myers *et al.*(2005)의 연구를 참고하기 바란다.

4.5 Response Modeling/Combined Array Approach

지금까지의 논의는 SN비를 어떻게 일반화할 것인가와 평균 및 산포를 어떻게 모델링할 것인가에 대한 것이었다. 이러한 관점을 Shoemaker *et al.*(1991)은 Loss Modeling(LM) 접근법이라고 불렀다. 그러나, 모델링 대상의 관점에서 LM 접근법이 제한적일 수 있으므로 특성치 y 를 직접 모델링하고 이로부터 평균, 분산, 기대손실 등을 구하는 방안이 Welch *et al.*(1990)에 의해 제시되었다. Shoemaker *et al.*(1991)은 이를 RM 접근법이라고 칭하였다. Welch *et al.*(1990)과 Shoemaker *et al.*(1991)은 다구치의 직적배열(Product Array, PA) 실험구조는 y 의 반응표면을 추정하는 데 적합하지 않으므로, 그 대신 설계변수와 잡음변수를 하나의 통합된 실험계획에 배치하는 통합배열(Combined Array, CA)을 사용할 것을 제안하였고 실험횟수 면에서도 CA가 유리하다는 점을 지적하였다. 한편, Shoemaker *et al.*(1991)은 강건설계의 핵심이 되는 설계변수와 잡음변수 간의 교호작용효과(C×N)를 어떻게 선별해낼 것인가에 대해 논의하면서 이러한 관점에서도 CA를 사용하는 것이 훨씬 유연하고 바람직함을 역설하였다. 즉, 다구치의 PA와 같이 모든 C×N을 탐색하게 하는 것보다는 유의한 C×N을 선별적으로 다룰 수 있도록 허용하는 CA가 실험계획으로서 유리하다는 것이다.

일단 y 의 반응표면이 추정되면 잡음변수와 오차에 대한 통계적 가정을 통해 기대손실과 같은 성능측도를 설계변수의 함수로 표현할 수 있고, 이를 최소화하는 설계변수의 조건을 구하게 된다. 물론 y 의 반응표면식을 확보하고 있으면 평균과 분산을 구하고 전술한 DR 접근법을 적용하는 것도 가능하다. 이러한 접근방법은 Myers *et al.*(1992)과 Lucas(1994)의 연구에서 다루어졌다. x 와 z 를 각각 설계변수와 잡음변수 벡터라고 하면 y 의 반응모형은 다음과 같이 쓸 수 있다.

$$y = \beta_0 + x' \beta + x' Bx + z' \gamma + x' \Delta z + \epsilon \quad (10)$$

여기서, 오차 ϵ 에 대해 $E(\epsilon) = 0$ 과 $Var(\epsilon) = \sigma^2$, 잡음변수에 대해 $E(z) = 0$ 과 $Cov(z) = V$, 그리고 ϵ 과 z 는 독립이라고 가

정하면, 식 (10)으로부터 $E(y)$ 와 $Var(y)$ 는 다음과 같은 반응표면식으로 추정할 수 있다.

$$E(\widehat{y}) = \widehat{\beta}_0 + x' \widehat{\beta} + x' \widehat{B}x$$

$$Var(\widehat{y}) = (\widehat{\gamma} + \widehat{\Delta}' x)' V(\widehat{\gamma} + \widehat{\Delta}' x) + \widehat{\sigma}_\epsilon^2$$

따라서 망목특성, 망소특성, 망대특성에 대해 제4.4절의 DR 접근법을 적용할 수 있게 된다. Response Modeling 관점에서의 보다 심도 있는 논의는 Robinson *et al.*(2004)의 연구를 참고하기 바란다.

y 의 반응표면식으로부터 기대손실을 직접 구하건 DR 접근법을 적용하건 그 결과는 추정된 반응표면식의 질에 의존하게 되므로 어떤 CA를 채택하느냐가 중요하다. 주효과와 교호작용 효과를 모두 파악하기 위해서는 Resolution V는 되어야 하므로 인자들이 모두 2수준이라 하더라도 인자수가 커지면 실험의 규모는 일반적으로 크게 될 것이다. 따라서, CA를 효율적으로 구성할 필요가 있는데, 예를 들어 Wu and Chen(1992)은 인자가 모두 2수준이고 추정하고자 하는 교호작용효과들이 알려져 있을 때, Resolution을 극대화하는 CA의 구성방법을 개발하였다. 그러나, 2수준 실험으로는 정도 높은 반응표면식을 얻는 데 한계가 있으므로 대신 중심합성계획을 이용하여 CA를 구성하는 방안이 제시되었다. 이에 관련된 자세한 내용은 Robinson *et al.*(2004)을 참고하기 바란다.

비록 CA가 효율적인 실험의 계획과 체계적인 모델링을 가능하게 하지만 Nair(1992)의 논의에서도 지적되었듯이 각 조건에서 실험을 수행하는 비용이 CA쪽이 상대적으로 더 크다는 점과 RM 접근법에서 정성적 인자들을 수용하기 어렵다는 점도 함께 고려해야 한다. 특히 인자수에 따라 중심합성계획의 실험점수는 크게 증가하므로 CA에 의한 RM 접근법은 인자수가 적은 경우로 한정하는 것이 바람직할 것으로 판단된다. <Table 4>는 지금까지 논의한 두 가지 접근방법, 즉 PA에 의한 Loss 또는 Performance Measure Modeling(LM/PA)과 CA에 의한 Response Modeling(RM/CA)의 장단점을 요약하고 있다. 추가로, Joseph and Wu(2002)는 잡음변수의 관점에서 볼 때 LM/PA 접근법은 잡음변수의 수준을 랜덤하게 잡는 경우, 즉 Random Effect 상황에 적합한 반면, RM/CA 접근법은 잡음변수의 수준을 인위적으로 잡는 경우, 즉 Fixed Effect 상황에 더 적합한 것으로 보았다.

Table 4. Comparisons of Loss Modeling Using PA and Response Modeling Using CA

	Loss Modeling/Product Array	Response Modeling/Combined Array
장점	<ul style="list-style-type: none"> • Performance Measure 추정이 항상 가능함 • 절차가 상대적으로 간단함 • 개념적으로 쉬움 	<ul style="list-style-type: none"> • 실험횟수가 상대적으로 적음 • 반응치를 모델링하므로 보다 직관적임 • C×N에 대한 정보를 얻을 수 있음 • 망소, 망대특성의 경우도 동일한 체계로 평균과 분산을 따로 다룰 수 있음
단점	<ul style="list-style-type: none"> • 실험횟수가 상대적으로 많음 • C×N에 관한 정보가 PM에 묻힘 • 잡음인자 분포에 대한 고려가 미흡함 • 망소, 망대특성의 경우, 산포를 작게 하는 조건을 놓칠 수 있음 	<ul style="list-style-type: none"> • 모형의 적합도가 중요함 • 복잡함 • 잡음에 대한 분포가 필요함 • 망목특성일 때 조정이나 (c, a)분리에 대한 논의가 부족함

5. 기타 주제에 대한 논의

5.1 계수분류치의 파라미터설계

계측기술이 부족하거나 문제의 특성 상 관측 데이터가 수치형이 아닌 범주형으로 얻어지는 상황이 현실적으로 많이 존재한다. 예를 들어, 어떤 설계조건에서 제작한 제품의 상태를 상, 중, 하로 평가했다면 이를 범주형 데이터라고 하며, Taguchi(1988a)는 계수분류치라 부른다. 넓게는 명목형 데이터도 여기에 포함되지만 파라미터설계는 일반적으로 범주에 순서가 있는 계수분류치(Ordered Categorical Data)를 그 대상으로 한다.

계수분류치의 분석을 위해서는 제 2장에 소개한 수치형 정특성에 대한 분석방법과는 다른 방법이 필요하다. Taguchi(1987, 1988a, 1988b)는 Pearson의 χ^2 검정에 대한 대안으로 범주의 순서를 고려한 누적법(Accumulation Analysis)이라는 독특한 절차를 제안하였다. 그러나 누적법은 복잡하고 비효율적이라는 이유로 많은 비판의 대상이 되어왔고(Box and Jones, 1986; Hamada and Wu, 1990; Nair, 1986), 최근에는 점수법이 널리 사용되고 있다.

다구치는 특성치가 수명자료일 때 파라미터설계를 수행할 수 있도록 누적법을 확장한 정밀누적법(Minute Accumulation Analysis)을 개발하였다. 이에 대한 자세한 내용은 Phadke(1989)와 Taguchi(1987)를, 그리고 비판과 대안에 대해서는 Hamada(1992), Kuhn *et al.*(2000) 등을 참고하기 바란다.

5.1.1 누적법과 대안

Taguchi(1987, 1988b)는 실험데이터가 계수분류치일 때, 각 범주에 속하는 도수로 구성된 분할표에 적용하는 χ^2 통계량 대신, 각 등급(순서형 범주)까지의 누적도수를 구하고, 이를 Hirotsu(1990)가 언급한 바와 같이 누적 χ^2 통계량 형태로 분석하는 누적법을 제안하였다.

Nair(1986)는 누적법의 분석절차가 지나치게 복잡하며, 중요한 위치효과(Location Effect)를 찾는 데는 유효하지만 산포 효과(Dispersion Effect)를 검정하는 데는 약점이 있으므로, Taguchi의 누적 χ^2 통계량을 직교성분으로 분할하여 고유값이 높은 두 성분 통계량, 또는 고유치 문제의 난점을 피하면서 쉽게 계산이 가능한 2종의 점수통계량을 적용할 것을 추천하였다. 이후, Hamada and Wu(1990)는 Nair(1986)의 연구를 여러 인자가 포함된 실험으로 확장하고, 누적법을 사용했을 때 효과의 상대적 중요성이 바뀌거나 중요하지 않은 효과가 유의하게 판정되는 등의 문제점이 발생할 수 있다는 것을 지적하였으며, 대안으로 점수법을 사용할 것을 권장하고 있다. 그리고 Jeng and Guo(1996)는 Nair(1986)의 연구를 단순화하는 방안으로서, 각 등급에 가중치를 부여하고 등급에 대한 목표비율을 규정하여 위치와 산포 score를 구한 후, 이를 하나의 측도로 통합하여 망대특성에 해당되는 기대손실(또는 SN비)을 분석하는 절차를 제안하였다.

5.1.2 점수법

전술한 바와 같은 문제점으로 인해 Box and Jones(1986)와 Hamada and Wu(1990) 등이 추천한 점수법이 누적법의 대안으로 자주 사용되고 있다. 점수법에서는 먼저 특성치의 가장 좋은 범주에 0점을 부여하고 나쁜 범주로 갈수록 점점 큰 양의 점수를 부여한다. 다음, 부여한 점수를 수치형 데이터로 간주하여 망소특성의 SN비를 계산하여 파라미터설계를 수행한다. 범주에 부여할 점수를 합리적으로 설정할 수 있다면 누적법보다 우수하다고 알려져 있으며(Box and Jones, 1986; Hamada and Wu, 1990), 특히 적용 과정도 누적법보다 간단하다.

한편, Wu and Yeh(2006)는 누적법, Nair(1986)의 방법, Jeng and Guo(1996)의 방법, 그리고 점수법에 대해 수치실험을 실시하였다. 그 결과, 통계적 효율성 측면에서는 Nair의 두 가지 score를 이용한 방법이 점수법보다 다소 우수하지만, 계산과 분석의 용이성 등을 고려하여 네 가지 방법 중 점수법을 추천하고 있다. 그러나 각 범주에 부여한 점수 패턴에 따라 결과가 달라질 수 있는 민감도 문제가 발생할 수 있으며, 개별 범주의 고유 순서 정보만 이용하는 누적법이나 Nair(1986)의 방법과는 달리, 점수로 계량화한 의사관측값(pseudo-observations)을 분석하는 데 따르는 위험도 염두에 두어야 한다. 따라서 누적법과 Nair(1986) 방법 등의 특징을 살리면서 보다 절차를 단순화하고 통계적 효율성을 제고한 방법의 개발과 비교연구가 필요하다.

5.2 허용차설계

허용차설계는 기계공학을 비롯한 고유기술 분야에서 오랫동안 다루어 왔던 연구주제이다. 허용차설계에 관한 연구는 허용차 분석(Tolerance Analysis)과 허용차 배분(Tolerance Allocation)으로 구분할 수 있다. 전자의 목적은 개별 구성품 특성의 허용차가 최종 제품의 특성에 미치는 영향을 평가하는데 있으며, 후자의 목적은 최종 제품의 허용차를 조립성, 비용 등을 고려하여 개별 구성품에 합리적으로 배분하는 데 있다. 위 두 방법에 대한 자세한 소개는 Singh *et al.*(2009a, 2009b)를 참조하기 바란다.

다구치는, 제 2장에서 언급한 바와 같이, 파라미터설계에서 구한 최적조건에서 특성치의 산포가 아직 만족스럽지 못할 때 허용차설계를 수행한다. 다구치의 허용차설계 방법도 허용차 분석과 허용차 배분의 단계로 구성되어 있다. 먼저, 허용차 분석을 위해 다구치는 실험계획법에 의한 간단한 절차를 제안하였다(Taguchi, 1978), 즉, 잡음변수 각각에 대해 3수준을 취하여 직교표에 배치하고, 최적 조건에서 각 잡음조건 별로 실험을 실시하여 특성치 y 를 관찰한 후, y 에 대한 분산분석을 수행하여 각 잡음변수 별로 기여율을 계산한다. 그리고 허용차 배분 단계에서 기여율이 큰 잡음변수의 허용차를 줄임으로써(즉, 선택한 잡음에 대해 직접적으로 대응함으로써) 특성치의 산포를 줄이게 된다.

다구치는 잡음변수의 3개 수준을 각각 $\mu - \sqrt{1.5}\sigma$, μ , $\mu + \sqrt{1.5}\sigma$ 로 정할 것을 추천하고 있다 (수준을 2개로 할 때는 각각 $\mu - \sigma$, $\mu + \sigma$ 로). 여기서, μ 과 σ 는 각각 해당 잡음변수의 평균과 표준편차를 의미한다. D'Errico and Zaino(1988)는 3개 수준을 $\mu - \sqrt{3}\sigma$, μ , $\mu + \sqrt{3}\sigma$ 로 정하고, 각 수준에 대해 1/6, 4/6, 1/6의 가중치를 부여하는 방안을 제시하였다. 그 근거는, 잡음변수가 정규분포를 따른다고 할 때 다구치가 제안한 대로 3 수준을 정하면 3차 모멘트까지를 정확히 반영할 수 있으나, 자신들의 방법은 5차 모멘트까지를 정확히 반영할 수 있다는 것이다. 그리고 Seo and Kwak(2002)은 이를 일반적 분포일 때로 확장하여 최적 수준 및 가중치를 구하는 방법을 제시하였다. 이 외에 실험계획법에 의한 허용차설계에 관한 연구로 Bisgaard (1997), Bisgaard *et al.*(2000), Jeang(1999), Cho *et al.*(2000), Kim (2002) 등이 있다.

다구치 허용차설계 방법의 장점은 단순하다는 것이다. 그러나, 허용차 배분 단계에서 잡음변수의 허용차를 줄이는데 필요한 비용을 구체적으로 고려하지 않고 있다는 문제점이 있다. 아울러, 직교표를 사용한 허용차설계의 성능, 즉 특성치 y 의 분산과 각 잡음변수의 기여율을 얼마나 정확히 추정할 수 있는가에 대해서는 좀 더 체계적인 연구가 필요하다.

5.3 다특성 파라미터설계

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

다특성 파라미터설계에 관한 전반적인 통람 연구(Review Study)는 Jeyapaul *et al.*(2005)에서 찾아볼 수 있다. 다특성 파라미터설계는, 모든 특성을 종합하는 하나의 성능측도를 도출하여 일반적인 단일특성 파라미터설계 문제로 다루는 접근법과, 특성마다 평균, 분산, 기대손실 등과 같은 성능측도를 각각 유도한 후 비선형계획법, 목표계획법 등과 같은 최적화 기법을 적용하여 동시 최적해를 구하는 접근법으로 나눌 수 있다. 본 논문에서는 논의의 초점을 전자로 한정하기로 한다. 후자에 관해서는 Murphy *et al.*(2005)와 Ardakani and Wulff(2012)의 통람 연구 및 Pal and Gauri(2010)의 성능 비교연구를 참고하기 바란다.

종합 성능측도를 도출하는 가장 간단한 방법은 각 특성치 별 성능측도의 가중합을 구하는 것이다. 먼저 특성치의 개수는 n 이며 내측 직교표의 행의 개수는 m 이라고 하자. 그리고 설계조건 i 에서 관찰한 특성치 j 에 대한 성능측도를 P_{ij} 라고 하자. 단 $i = 1, 2, \dots, m$, 그리고 $j = 1, 2, \dots, n$ 이다. 그러면

설계조건 i 에서의 종합 성능측도 T_i 는 가중치 w_j 를 고려하여 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$T_i = w_1 P_{i1} + w_2 P_{i2} + \dots + w_n P_{in} \quad (11)$$

식 (11)에서 P_{ij} 를 SN비로 선택하면 T_i 는 종합 SN비가 되며 (Shiau, 1990; Tai *et al.*, 1992), 기대손실로 선택하면 종합 기대손실이 된다(Soh and Yum, 2012). 그러나, 특성치마다 성능측도의 변동범위가 상이할 수 있으므로 P_{ij} 를 다음과 같이 구간 $[0, 1]$ 로 스케일링한 S_{ij} 를 대신 이용하는 방안이 Gauri and Pal(2010)에 의해서 제시되었다.

$$S_{ij} = (P_{ij} - P_j^{\min}) / (P_j^{\max} - P_j^{\min}) \quad (12)$$

식 (12)에서, $P_j^{\max} = \max(P_{1j}, P_{2j}, \dots, P_{mj})$ 이고 $P_j^{\min} = \min(P_{1j}, P_{2j}, \dots, P_{mj})$ 이다.

비록 식 (11)에 기초한 종합 성능측도를 사용하면 다특성 파라미터설계를 쉽게 수행할 수 있으나, 가중치의 선택에 따라 분석 결과가 다를 수 있고 scaling 또는 normalizing의 영향을 받을 수 있다는 점을 감수해야 한다. 따라서 다양한 민감도 분석을 병행할 필요가 있다. 뿐만 아니라, 종합 성능측도에 의해 파라미터설계를 수행하게 되면 개별 특성치에 대한 분석 내용은 파악할 수가 없기 때문에 공학적 지식의 축적이 어렵다는 단점이 있다.

종합 성능측도를 도출하는 또 다른 방법으로 호감도함수법이 있다. 호감도는 다특성 문제에서 전통적으로 사용되어온 대표적인 종합 성능측도의 하나로써 Derringer and Suich(1980)가 제안한 호감도함수를 이용하여 산출할 수 있다. Seo and Choi(1994)는 개별 SN비에 대한 개별 호감도 d_{ij} 를 구한 후 이들의 가중치평균으로 종합 호감도 D_i 를 정의하여(식 (13) 참조) 단일특성 파라미터설계를 수행하는 절차를 개발하였다.

$$D_i = (d_{i1}^{w_1} \times d_{i2}^{w_2} \times \dots \times d_{in}^{w_n})^{1/\sum_{j=1}^n w_j}, \quad i = 1, 2, \dots, m \quad (13)$$

또한 Byun and Kim(1998)은 SN비 대신 특성치 y 를 대상으로 개별 호감도 d_{ij} 를 계산한 후, 종합 호감도 D_i 값이 0~1범위의 값을 갖게 된다는 점을 이용하여 $1 - D_i$ 를 부적합품률로 보고 부적합품률에 대한 다구치의 SN비 계산식을 이용하여 분석하는 절차를 제안하였다. Lee and Yum(2003)은 각 특성치의 평균과 표준편차를 계산하여 공정능력지수를 산출하고, 이 공정능력지수를 대상으로 구한 개별 호감도 d_{ij} 를 이용하여 종합 호감도 D_i 를 계산한 후, 다특성 파라미터설계를 수행하는 방법을 제시하였다. 한편, 식 (13)의 양변에 로그를 취하면 식 (11)과 같은 형태가 되므로 호감도함수법 역시 성능측도의 가중합을 이용하는 방법의 문제점을 그대로 갖고 있다는 점에 유의

해야 한다.

다변량통계 분야에서 직교변수변환 및 차원축소 목적으로 널리 사용되어 온 주성분분석(Principal Component Analysis)도 다특성 파라미터설계를 위한 종합 성능측도를 도출하는데 활용되고 있다. 특성치 별로 계산한 기대손실 또는 SN비에 대해 크기순으로 추출된 q 개의 주성분을 ($Z_{i1}, Z_{i2}, \dots, Z_{iq}$)라 할 때, 다음과 같이 주성분의 가중합으로 종합성능측도를 도출하는 방안이다.

$$W_i = \sum_{j=1}^q w_j Z_{ij}, \quad i = 1, 2, \dots, m$$

단, $q \leq n$ 이다. Liao(2006)는 기대손실을 [0, 1]로 스케일링하여 주성분을 구한 후, 고유근($\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_q$)을 이용하여 $w_j = \lambda_j / (\lambda_1 + \lambda_2 + \dots + \lambda_q)$ 와 같이 가중치를 결정하였다. 이를 단순화한 방안으로, Su and Tong(1997)과 Antony(2000)는 첫 번째 주성분 Z_{i1} 만을 종합 성능측도로 이용하였다. 이 방안은 λ_1 이 상대적으로 클 때 유용할 수 있다. 주성분이 다특성 간에 존재할 수 있는 상관관계를 고려한다는 점에서 식 (11)과 식 (13)에 기초한 종합 성능측도와는 차별성을 갖는다. 그러나 가중치의 선택에 따라 최적조건이 달라질 수 있고, 특히 개별 특성에 대한 분석 내용을 파악할 수 없다는 유사한 문제점을 가지고 있다.

이 외에도 다양한 분야에서 개발된 방법을 응용하여 종합 성능측도를 얻고자 하는 시도가 있었다. 예를 들어, Deng(1982)의 Grey System Theory에 기반한 Grey Relational Analysis 접근법(Lin and Tarn, 1998; Lin and Lin, 2002; Tarn *et al.*, 2002; Gauri and Pal, 2010 등), 퍼지로직에 기반을 둔 접근법(Tong and Su, 1997; Lin *et al.*, 2000; Kim, 2005 등), 그리고 원래 다기준 의사결정을 위해 개발된 Opricovic and Tzeng(2004)의 VIKOR(Serbian으로 ViseKriterijumska Optimizacija I Kompromisno Resenje의 약자, 영역하면 Multicriteria Optimization and Compromise Solution) 접근법(Tong *et al.*, 2007; Gauri and Pal, 2010 등)이 있다.

5.4 동특성의 파라미터설계

다구치는 목표치가 항상 일정한가, 아니면 상황에 따라 변화하는가에 따라 특성치를 정특성과 동특성으로 구분하였다. 동특성은 제어 시스템과 같이 의도한 출력을 얻기 위해 입력을 조정하는 능동적 동특성과, 계측기나 수신기처럼 일반적으로 입력이 부여되는 수동적 동특성으로 나눌 수 있다. 이와 같이 시스템에 입력으로 작용하는 인자를 신호인자(Signal Factor)라 부르고 흔히 M 으로 표시한다. 신호인자와 특성치의 종류에 따라 다양한 동특성 문제가 존재한다. 본 논문에서는 신호인자와 특성치가 모두 정량적일 때의 파라미터설계 방법에 대해 간략하게 소개하고자 한다. 자세한 내용은 Kim(2013)을 참고하기 바란다.

망목특성의 목표치에 대응되는 것으로서 동특성에서는 특성치와 신호인자 간의 이상적 관계를 고려한다. 대부분의 동적 기능에서는 특성치와 신호인자 간의 관계가 선형적인 것이 바람직하므로 이상적 관계는 $t(M) = \beta_0 M$ 와 같은 비례식으로 표현할 수 있게 된다. 여기서, β_0 는 특성치와 신호인자 간의 이상적 기울기를 의미한다. 그러나 잡음 등의 영향으로 y 와 M 은 이상적 관계를 유지하지 못하고 산포하게 되며 실제 관계는 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$y = \alpha + \beta M + \epsilon$$

여기서, 오차 ϵ 의 평균은 0이고 분산은 σ^2 이다. 이 모형에 근거하여 Taguchi(1988a, 1988b)는 동특성의 SN비를 다음과 같이 정의하였다.

$$SN비 = 10 \log \frac{\text{power of signal}}{\text{power of noise}} = 10 \log \frac{\beta^2}{\sigma^2} \quad (14)$$

식 (14)의 SN비는 기울기를 목표 기울기로 조정된 후의 기대손실과 대등하게 되도록 정의한 양이다.

동특성의 파라미터설계는 망목특성과 마찬가지로 2단계 최적화 절차를 따른다. 먼저 SN비에 영향을 미치는 설계변수를 찾아 SN비를 크게 하는 수준을 정하고, 조정변수를 사용하여 기울기를 이상적인 값으로 조정한다. 조정변수는 SN비에는 유의한 영향을 미치지 않고 기울기 또는 감도($= 10 \log \beta^2$)에만 유의한 영향을 미치는 인자로 선택한다. 그리고 내측과 외측 직교표의 배치는 정특성의 경우와 기본적으로 동일하며, 신호인자를 외측에 잡음인자와 함께 배치하는 것이 다른 점이다.

정특성과 마찬가지로 동특성 SN비의 해석과 그 대안에 대해서도 다양한 연구가 이루어지고 있다. 특히, 식 (14)는 특성치와 신호인자 간의 관계가 선형임을 전제하고 있으므로 그렇지 않을 경우에 대한 대책이 필요하다. 다시 말해 y 와 M 간의 관계가 비선형적이라고 알려져 있을 때 다구치의 SN비를 어떻게 확장할 것인가, 그리고 강건설계 절차를 어떻게 마련할 것인가에 대해 많은 관심이 집중되고 있다. 특성치가 프로파일 형태로 주어지는 함수형 반응치(Functional Response) 역시 y 와 M 의 관계가 비선형인(수동적) 동특성으로 볼 수 있다. 함수형 반응치의 강건설계는 향후 연구과제로서 다음 절에서 다시 논의하고자 하며, 동특성 SN비와 대안에 대한 전반적인 연구는 Kim(2013)을 참고하기 바란다.

6. 연구과제

다구치가 제안한 강건설계 방법의 개선 방향, 또는 추후 연구과제에 대해서는, 순차적 실험전략의 개발(제 3.1절), 절차의 통계적 공식화(제 3.5절), 망소, 망대특성의 합리적 성능측도

(제 3.4절), 그리고 허용차설계에서 경제성을 고려한 허용차 배분(제 5.2절) 등의 관점에서 논의하였다. 다구치의 전략 중, 주효과 위주의 설계 연구를 위한 “합리적 특성치 선정”(제 2.2(2)절, 제 3.1절 참조)에 관해서는 그 중요성을 고려하여 제 6.1절에서 따로 다루었다. 그리고, 다구치방법의 대안 중에서는 RM/CA 접근법의 개선 방향에 대해 제 6.2절에서 논의하였다. 그 이유는 잡음을 적극적으로 반영했을 때, RM/CA 접근법이 다구치방법이나 다른 대안들보다 통계적으로 더 논리적이 라고 판단했기 때문이다. 제 6.3절에서는 다구치의 강건설계 방법뿐만 아니라 다른 모든 대안의 공통적인 문제, 즉 다특성 파라미터설계 문제에 대한 연구 과제를 소개하였다. 그리고, 다구치 강건설계 방법의 응용 범위를 확장한다는 측면에서 중요하다고 생각되는 “함수형 반응치에 대한 파라미터설계”와 “제약 하의 강건설계” 문제를 각각 제 6.4절과 제 6.5절에 포함하였다. 끝으로, 다른 어떤 과제보다 많은 연구가 필요한 강건설계 방법의 “활용을 위한 가이드라인 정립”에 대해 제 6.6절에서 논의하였다.

6.1 합리적 특성치 선정

다구치는 재현성 있는 연구 결과를 확보하기 위해 주효과 위주의 설계 연구를 수행할 것을 제안하고 있다. 아울러, 특성치를 주효과만으로 적절히 묘사할 수 있으려면(즉, 가법성을 가지려면) 합리적으로 선택할 필요가 있다는 것이다. 합리적 특성치에 대해서는 “시스템의 기본 기능 또는 에너지의 변환과 직접적으로 관련되어 있는 것” 정도의 정의가 알려져 있다. 그리고 몇 가지 예가 Phadke(1989)에 소개되어 있다. 그러나, 엔지니어들에게 직접적인 도움을 제공하기 위해서는 보다 구체적인 가이드라인을 마련할 필요가 있다. 범위를 좁혀 문제의 유형 별로 이에 대한 연구를 수행하는 것도 한 가지 현실적 방안이라고 생각된다. 예를 들어, 전사성이 요구되는 문제(예, 반도체 사진공정, 복사기 등)에서 합리적 특성치는 무엇이 되어야 하는가에 대한 연구를 수행해 볼 수 있을 것이다. 아울러, 이 문제와 관련한 다구치의 제안 중 모호한 부분은 설사 가법성이 있는 특성치를 선택했다 하더라도 이를 변환하여 분석할 SN비도 가법성을 가질 것인가에 관한 것이다. 앞으로 이론적, 실증적 연구를 통해 분명히 해야 할 중요한 문제라고 판단된다. 왜냐하면 그 결과에 따라 다구치방법에 대해 상당한 수정과 보완이 이루어져야 할 것이기 때문이다.

6.2 RM/CA 접근법의 개선

RM 접근법은 잡음을 적극적으로 반영한 파라미터설계 데이터 분석 방법 중, 통계적으로 가장 논리적인 접근방법이다. 그 이유는 잡음을 적극적으로 반영했을 때 다구치방법이나 대부분의 다른 접근방법에서 고려하는 특성치의 평균, 분산, 또는 이로부터 계산한 SN비 등이 어떤 양을 대변하는가가 모호

한 반면, RM/CA 방법에서는 특성치의 평균과 분산이 추정된 관계식과 잡음변수의 분포에 대한 가정으로부터 논리적으로 유도되기 때문이다(제 4.5절 참조).

한편, RM 접근법에서 실험의 경제성을 위해 CA를 채택했을 때, 특성치의 평균과 표준편차에 대한 모형은 유도할 수 있으나, 망목특성의 분석에 필요한 변동계수에 대한 모형은 직접 유도할 수 없다. 물론, 표준편차에 대한 모형식을 평균에 대한 모형식으로 나누어 정의할 수도 있겠으나, 그렇게 구한 모형식은 복잡할 뿐더러 적합도에 대한 보장도 불분명할 것이다. 이런 이유로 망목특성에 대한 강건설계를 평균에 대한 제약 하에 분산을 최소화하는 최적화 문제로 정형화하여 다루게 되는데, 이러한 RM/CA 접근법은 망목특성에서 매우 중요한 조정변수의 발견에 대해서 충분히 고려하지 않고 있다. RM/CA 접근법의 장점을 살리면서 이와 같은 미비점을 보완할 수 있다면 매우 의미 있는 기여가 될 것으로 판단된다.

한편 제 4.5절에서 설명한 대로 식 (10)에서 $Var(\epsilon) = \sigma_\epsilon^2$, $Cov(z) = V$, 그리고 ϵ 과 z 는 독립이라고 가정하면 y 의 분산은 다음과 같이 쓸 수 있다.

$$Var(y) = (\gamma + \Delta' x)' V(\gamma + \Delta' x) + \sigma_\epsilon^2 \quad (15)$$

식 (15)의 $Var(y)$ 를 추정하려면 $Cov(z) = V$ 는 사전에 알려져 있어야 한다. 모형계수 γ 와 Δ 는 추정이 가능하지만 V 는 실험으로부터 추정할 수 없기 때문이다. 또한 반복관측이 없다면 σ_ϵ^2 도 직접적으로 추정할 수 없다. 이를 극복하기 위해 Robinson *et al.*(2004)는 식 (10)의 모델링에 의한 잔차를 통해 그 추정치를 얻는 방안을 제시하였다. 반면에, 반복관측이 이루어졌다면 σ_ϵ^2 을 보다 정밀하게 추정할 수 있다. 즉 잔차분석을 통해 모형검진을 수행할 수 있으며, 특히 잔차의 패턴이 랜덤하지 않을 때는 σ_ϵ^2 역시 x 와 z 의 함수로 모델링하여 식 (15)의 $Var(y)$ 를 추정할 수 있기 때문이다. 이러한 경우 σ_ϵ^2 의 모델링을 위해 Robinson *et al.*(2004)은 GLM의 이용을 추천하였다. 그러나, Box and Jones(1992)가 지적하였듯이 실험을 수행하는데 있어 다양한 형태의 split-plotting이 존재할 때는 식 (10)과 (15)는 더 이상 유효하지 않다. 또한 잡음변수의 일부가 실험에서 random effect를 가질 때도 원래의 RM/CA 접근법은 한계가 있다. 이와 같은 split-plotting과 random effect 상황을 다룰 수 있도록 RM/CA 접근법을 확장하는 것도 유익한 연구주제가 될 것이다.

6.3 다특성 파라미터설계

현재 매우 다양한 다특성 파라미터설계 방법이 알려져 있으나, 다특성 파라미터설계 방법의 성능 비교에 대한 연구는 아직 미흡한 실정이다. 예를 들어, Gauri and Pal(2010), Soh and Yum(2012) 등의 연구가 있으나, 비교 대상으로 삼은 방법과 비교 실험을 위해 동원한 데이터셋의 다양성, 대표성 등의 관

점에서 좀 더 체계적인 비교 연구를 수행할 필요가 있다. 체계적인 비교 연구에 앞서, (1) 비교 대상으로 할 대표적 방법 선정, (2) 전산실험을 위한 데이터셋 수집 및 다양한 파라미터설계 상황을 반영한 모의 실험데이터 생성, (3) 각 방법의 algorithmic parameter 값의 결정 절차에 대한 연구, 그리고 (4) 비교 기준 선정 등이 선행되어야 할 것이다.

6.4 함수형 반응치에 대한 파라미터설계

현재 품질관리 분야에서 중요한 issue 중 하나는 반응치(특성치)가 함수형일 때의 SPC 방법을 개발하는 것이다. 함수형 반응치란 scalar 값으로 주어지는 것이 아니라, 어떤 입력변수(예: 시간)의 함수로 주어지는 것을 의미한다. 제 5.4절에 언급했듯이, 함수형 반응치는 입력변수를 신호인자로 한(수동적) 동특성 문제로 생각할 수 있다. 다만, 다구치의 동특성과 함수형 반응치와의 차이점은 전자에서는 신호인자와 반응치와의 이상적 관계가 직선으로 주어져 있으나, 후자에서는 일반적으로 비선형적이라는 것이다.

현재 함수형 반응치에 대한 강건설계 방법에는 비선형 모델링 방법(Nair *et al.*, 2002), 함수 회귀(Functional Regression) 방법(Faraway, 1997), 두 함수형 반응치 간의 거리측도를 이용하는 방법(Fogliatto, 2008) 등이 있다. 비선형 모델링 방법에서는 각 실험점 별로 함수형 반응치를 입력변수의 비선형 함수로 모델링하고, 비선형 회귀분석 등을 이용하여 모형의 모수를 추정한 후, 이 추정한 모수를 특성치로 삼아 최적 조건을 결정한다. 단, 비선형 모형의 함수 형태와 모수의 목표치는 알려져 있다고 가정한다. 함수 회귀 방법에서는 입력변수 값 별로, 성능측도(평균, 분산, SN비 등)를 반응치로 하고 설계변수를 회귀변수로 하여 회귀분석을 수행한 다음, 입력변수에 대한 회귀계수의 추이를 바탕으로 최적조건을 결정하는 방법이다. 끝으로, 거리측도에 의한 방법에서는 각 설계조건에서 관찰한 함수형 반응치의 프로파일과 목표 프로파일 간의 거리를 정의하고, 이 거리에 대한 성능측도(평균, 분산, SN비 등)를 분석하여 최적조건을 결정한다.

이외에도, Govaerts and Noel(2005)은 신호인자의 비선형적인 함수변환, 즉 일종의 커널(Kernel)로써 함수형 반응치를 모델링하는 방안을 소개하였고, Goethals and Cho(2011)는 신호인자 M 의 수준에서 각각 기대손실을 구한 후 이를 M 의 분포에 대해 적분한 것, 즉 Integrated Expected Loss에 의한 강건설계 절차를 제안하였다. 그러나 커널을 선택하는 과정이라든가, 다구치 동특성 문제에서 기울기 조정과 유사하게 평균 프로파일에 대한 조정을 어떻게 반영할 것인가 등에 대해서는 앞으로 좀 더 충분한 논의가 필요하다고 판단된다. 상기 연구에 대한 보다 자세한 논의는 Kim(2013)을 참고하기 바란다.

함수형 반응치에 대한 강건설계 방법에 대한 연구는 아직 시작 단계에 있으며, 알려진 방법의 장단점 파악, 개선된 방법의 개발, 성능 비교 등 앞으로 많은 연구가 기대되는 분야이다.

6.5 제약 하의 강건설계

원래 제안된 다구치방법에서는 설계변수의 영역에 일반적인 제약이 가해지는 경우를 다루고 있지 않다. 그러나 많은 공학 분야에서 이러한 문제 상황이 자주 등장하고 있다. 예를 들면, 공학설계 분야의 reliability-based robust design(RBRD) 문제(Yadav, 2010)이다. 한편, RBRD는 목적함수나 제약식을 도출하는데 반드시 실험에 의존하지는 않으며, 주로 설계변수 값의 불확실성을 잡음으로 고려한다는 것 등이 다구치방법과의 차이점이다. 따라서, 다구치방법의 취지를 충분히 반영하면서 제약식을 다룰 수 있는 접근방법에 대한 연구가 필요하다. 연구의 관점은 “어떤 실험계획을 사용할 것인가?”, “성능측도에 대한 모형을 개발할 필요가 있는가?” 등이 될 것이다. 예를 들어, 제약이 가해진 설계변수의 영역에서 D-optimal design과 같은 최적 실험계획(Pukelsheim, 2006)을 구성하고, 각 실험점에서 잡음을 적극적 또는 소극적으로 반영하여 얻은 반복 관측치로부터 계산한 SN비를 설계변수의 함수로 모형화한 후, 이를 제약이 가해진 설계변수의 영역에서 최적화하는 방안을 생각해 볼 수 있다.

다구치방법의 대안 중, DR 접근법에서는 이미 평균 또는 분산에 관한 제약식을 다루어 왔기 때문에 일반 제약식을 추가하여 최적 조건을 결정하는 데 큰 어려움은 없을 것이다. 이것은 RM/CA 접근법에서도 유사하다. 왜냐하면, 평균과 분산에 관한 모형을 추정한 후, DR 접근법을 적용할 수 있기 때문이다. 다만, 이때에도 어떤 실험계획을 사용할 것인가에 대한 연구가 핵심이 될 것으로 보이며, 위에 언급한 최적 실험계획이 역시 하나의 대안이 될 수 있을 것이다.

6.6 활용을 위한 가이드라인 정립

현장에서 강건설계 방법을 전개하는 데 필요한 가이드라인을 마련하는 작업은 무엇보다 중요하다. 종합적인 가이드라인을 마련하기까지는 좀 더 시간이 필요한 것으로 보인다. 대안으로 제시된 방법들을 실제 문제 해결에 적용해 본 경험이 아직 충분하지 않다고 판단되기 때문이다. 한 가지 제안은, 파라미터설계 실험을 수행하거나 데이터를 분석할 때 다구치방법과 대안들을 최대한 함께 고려하여 비교해 보자는 것이다. 예를 들어, 파라미터설계를 위한 직적배열 실험을 수행했을 때, 다구치의 SN비, Box의 변환, DR 접근법 등을 적용하여 각각 최적조건을 구한 후, 확인실험을 통해 그 성능을 비교해 볼 수 있을 것이다. 그리고, 한 문제에 대해 다구치 식의 직적배열 실험과 대안으로 제시된 통합배열 실험을 모두 실시하고 분석 결과를 비교해 보는 것은 매우 바람직하나 현장의 여건 상 수용하기 어려울 것이다. 그러나, 최소한 전산 실험의 경우만이라도 이와 같은 비교 연구를 수행하여 그 경험을 누적해 나간다면 효과적인 가이드라인을 마련하는데 큰 도움이 되리라 믿어진다.

7. 결 론

본 논문에서는 다구치방법의 기본 개념, 다구치방법에 대한 비판과 대안, 그리고 강건설계 분야의 향후 연구 과제 등에 대해 논의하였다. 본 논문에서 미처 다루지 못한 주제 중 일부는 본 특집호에서 자세히 다루고 있다. 그 외의 주제에 대해서도 앞으로 많은 논의가 있기를 기대한다. 아울러, 다구치방법과 여러 대안들에 대한 이론적, 실증적 비교 연구를 통해 아직도 남아 있는 많은 논란에 대한 결론을 도출하고, 종합적인 활용 가이드라인을 마련할 필요가 있다.

다구치방법의 기본 개념, 즉 잡음에 대한 강건성, 연구 결과의 재현성 등은 엔지니어들이 오랫동안 추구해 온, 그리고 앞으로도 계속 추구해 나가야 할 목표이다. 아직도 많은 공학 분야에서는 특성치의 평균에만 초점을 맞춘 교육과 연구를 고집하고 있는 것으로 보인다. 아울러, 실험계획법에 의한 시스템 모형화/최적화의 가치에 대한 인식도 부족한 현실이다. 이러한 분위기를 어떻게 바꿔, 산포를 중요시하는 엔지니어, 실험계획법이라는 도구를 갖춘 엔지니어를 배출할 것인가를 고민하고 해결 방안을 모색해 나가는 것도 우리 산업공학도의 역할이 아닌가 한다.

참고문헌

- Antony, J. (2000), Multi-Response Optimization in Industrial Experiments using Taguchi's Quality Loss Function and Principal Component Analysis, *Quality and Reliability Engineering International*, **16**(1), 3-8.
- Ardakani, M. K. and Wulff, S. S. (2012), An Overview of Optimization Formulations for Multiresponse Surface Problems, *Quality and Reliability Engineering International*, **29**(1), 3-16.
- Bisgaard, S. (1997), Design Experiments for Tolerancing Assembled Products, *Technometrics*, **39**(2), 142-152.
- Bisgaard, S., Graves, S., and Shin, G. (2000), Tolerancing Mechanical Assemblies with CAD and DOE, *Journal of Quality Technology*, **32**(3), 231-240.
- Box, G. (1988), Signal-to-Noise Ratios, Performance Criteria, and Transformations, with discussions, *Technometrics*, **30**(1), 1-17.
- Box, G. and Jones, S. (1986), Discussion of "Testing in Industrial Experiments with Ordered Categorical Data" by V. N. Nair, *Technometrics*, **28**(4), 295-301.
- Box, G. and Jones, S. (1992), Split-Plot Designs for Robust Product Experimentation, *Journal of Applied Statistics*, **19**(1), 3-26.
- Byun, J. H. and Kim, K. J. (1998), A Desirability Function Approach to the Robust Design for Multiple Quality Characteristics, *Journal of the Korean Institute of Industrial Engineers*, **24**(2), 287-296.
- Cho, B. R., Kim, Y. J., Kimbler, D. L., and Phillips, M. D. (2000), An Integrated Joint Optimization Procedure for Robust and Tolerance Design, *International Journal of Production Research*, **38**(10), 2309-2325.
- Del Castillo, E. and Montgomery, D. C. (1993), A Nonlinear Programming Solution to the Dual Response Problem, *Journal of Quality Technology*, **25**(3), 199-204.
- Deng, J. L. (1982), Control Problems of Grey Systems, *Systems and Control Letters*, **1**(5), 288-294.
- D'Errico, J. R. and Zaino, Jr., N. A. (1988), Statistical Tolerancing Using Modification of Taguchi's Method, *Technometrics*, **30**(4), 397-405.
- Derringer, G. and Suich, R. (1980), Simultaneous Optimization of Several Response Variables, *Journal of Quality Technology*, **12**(4), 214-219.
- Faraway, J. J. (1997), Regression Analysis for a Functional Response, *Technometrics*, **39**(3), 254-261.
- Fogliatto, F. S. (2008), Multiresponse Optimization of Products with Functional Quality Characteristics, *Quality and Reliability Engineering International*, **24**(8), 927-939.
- Gauri, S. K. and Pal, S. (2010), Comparison of Performances of Five Prospective Approaches for the Multi-Response Optimization, *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, **48**(9-12), 1205-1220.
- Goethals, P. L. and Cho, B. R. (2011), The Development of a Robust Design Methodology for Time-oriented Dynamic Quality Characteristics with a Target Profile, *Quality and Reliability Engineering International*, **27**(4), 403-414.
- Govaerts, B. and Noel, J. (2005), Analysing the Results of a Designed Experiment When the Response is a Curve : Methodology and Application in Metal Injection Moulding, *Quality and Reliability Engineering International*, **21**(5), 509-520.
- Hamada, M. (1992), An Explanation and Criticism of Minute Accumulating Analysis, *Journal of Quality Technology*, **24**(2), 70-77.
- Hamada, M. and Nelder, J. A. (1997), Generalized Linear Models for Quality Improvement Experiments, *Journal of Quality Technology*, **29**(3), 292-304.
- Hamada, M. and Wu, C. F. J. (1990), A Critical Look at Accumulation Analysis and Related Methods, with discussions, *Technometrics*, **32**(2), 119-130.
- Hirotsu, C. (1990), Discussion of "A Critical Look at Accumulation Analysis and Related Methods" by M. Hamada and C. F. J. Wu, *Technometrics*, **32**(2), 133-136.
- Jeang, A. (1999), Optimal Tolerance Design by Response Surface Methodology, *International Journal of Production Research*, **37**(14), 3275-3288.
- Jeng, Y. C. and Guo, S. M. (1996), Quality Improvement for RC06 Chip Resistor, *Quality and Reliability Engineering International*, **12**(6), 439-445.
- Jeyapaul, R., Shahabudeen, P., and Krishnaiah, K. (2005), Quality Management Research by Considering Multi-response Problems in the Taguchi Method - a Review, *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, **26**(11-12), 1331-1337.
- Joseph, V. R. and Wu, C. F. J. (2002), Robust Parameter Design of Multiple Target Systems, *Technometrics*, **44**(4), 338-346.
- Jung, J. R. and Yum, B. J. (2011), Uniformity and Signal-to-noise Ratio for Static and Dynamic Parameter Designs of Deposition Processes, *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, **54**(5-8), 619-628.
- Kackar, R. N. (1985), Off-Line Quality Control, Parameter Design, and the Taguchi Method, with discussions, *Journal of Quality Technology*, **17**(4), 176-188.
- Kim, S. J. (2005), An Application of Fuzzy Logic with Desirability Functions to Multi-response Optimization in the Taguchi Method, *International Journal of Fuzzy Logic and Intelligent Systems*, **5**(3), 183-188.

- Kim, S. J. (2013), A Review on the Taguchi Method and Its Alternatives for Dynamic Robust Design, *Journal of the Korean Institute of Industrial Engineers*, **39**(5), 351-360.
- Kim, Y. J. (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.
- Kuhn, A. M., Carter, W. H., and Myers, R. H. (2000), Incorporating Noise Factors into Experiments with Censored Data, *Technometrics*, **42**(4), 376-383.
- Lee, Y. and Nelder, J. A. (2003), Robust Design via Generalized Linear Models, *Journal of Quality Technology*, **35**(1), 2-12.
- Lee, P. H. and Yum, B. J. (2003), Multi-Characteristics Parameter Design : A Desirability Function Approach Based on Process Capability Indices, *International Journal of Reliability, Quality, and Safety Engineering*, **10**(4), 445-461.
- León, R. V., Shoemaker, A. C., and Kacker, R. N. (1987), Performance Measures Independent of Adjustment: An Explanation and Extension of Taguchi's Signal-to-Noise Ratios, with discussions, *Technometrics*, **29**(3), 253-265.
- Lesperance, M. L. and Park, S. M. (2003), GLMs for the Analysis of Robust Designs with Dynamic Characteristics, *Journal of Quality Technology*, **35**(3), 253-263.
- Liao, H. C. (2006), Multi-Response Optimization Using Weighted Principal Component, *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, **27**(7-8), 720-725.
- Lin, D. and Tu, W. (1995), Dual Response Surface Optimization, *Journal of Quality Technology*, **27**(1), 34-39.
- 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.
- Lin, J. L. and Tarn Y. S. (1998), Optimization of the Multi-response Process by the Taguchi Method with Grey Relational Analysis, *Journal of Grey System*, **10**(4), 355-370.
- Lin, J. L., Wang, K. S., Yan, B. H., and Tarn, Y. S. (2000), Optimization of the Electrical Discharge Machining Process Based on the Taguchi Method with Fuzzy Logics, *Journal of Material Processing Technology*, **102**(1-3), 48-55.
- Logothetis, N. (1990), Box-Cox Transformations and the Taguchi Method, *Applied Statistics*, **39**(1), 31-48.
- Lucas, J. M. (1994), How to Achieve a Robust Process Using Response Surface Methodology, *Journal of Quality Technology*, **26**(4), 248-260.
- Murphy, T. E., Tsui, K. L., and Allen, J. K. (2005), A Review of Robust Design Methods for Multiple Responses, *Research in Engineering Design*, **15**(4), 201-215.
- Myers, R. H., Khuri, A. I. and Vining, G. (1992), Response Surface Alternatives to the Taguchi Robust Parameter Design Approach, *The American Statistician*, **46**(2), 131-139.
- Myers, W. R., Brenneman, W. A., and Myers, R. H. (2005), A Dual-Response Approach to Robust Parameter Design for a Generalized Linear Model, *Journal of Quality Technology*, **37**(2), 130-138.
- Nair, V. N. (1986), Testing in Industrial Experiments with Ordered Categorical Data, *Technometrics*, **28**(4), 283-291.
- Nair, V. N. (Ed.) (1992), Taguchi's Parameter Design : A Panel Discussion, *Technometrics*, **34**(2), 127-161.
- Nair, V. N. and Pregibon, D. (1986), A Data Analysis Strategy for Quality Engineering Experiments, *AT&T Technical Journal*, **65**(3), 73-84.
- Nair, V. N., Taam, W. and Ye, K. Q. (2002), Analysis of Functional Responses from Robust Design Studies, *Journal of Quality Technology*, **34**(4), 355-370.
- Nelder, J. A. and Lee, Y. (1991), Generalized Linear Models for the Analysis of Taguchi-type Experiments, *Applied Stochastic Models and Data Analysis*, **7**(1), 107-120.
- Oprićovic, S. and Tzeng, G. H. (2004), Compromise Solution by MCDM Methods : A Comparative Analysis of VIKOR and TOPSIS, *European Journal of Operational Research*, **156**(2), 445-455.
- Pal, S. and Gauri, S. K. (2010), Assessing Effectiveness of the Various Performance Metrics for Multi-response Optimization Using Multiple Regression, *Computers and Industrial Engineering*, **59**(4), 976-985.
- Phadke, M. S. (1989), *Quality Engineering Using Robust Design*, Prentice Hall, Englewood Cliffs, NJ.
- Pukelsheim, F. (2006), *Optimal Design of Experiments*, Society for Industrial and Applied Mathematics, Philadelphia, PA.
- Robinson, T. J., Borror, C., and Myers, R. H. (2004), Robust Parameter Design : A Review, *Quality and Reliability Engineering International*, **20**(1), 81-101.
- Seo, H. S. and Kwak, B. M. (2002), Efficient Statistical Tolerance Analysis for General Distributions Using Three-point Information, *International Journal of Production Research*, **40**(4), 931-944.
- Seo, S. K. and Choi, J. D. (1994), Robust Parameter Design for Multiple Performance Characteristics, *Journal of the Korean Society for Quality Management*, **22**(3), 34-53.
- Shiau, G. H. (1990), A Study of the Sintering Properties of Iron Ores using the Taguchi's Parameter Design. *Journal of Chinese Statistical Association*, **28**(2), 253-275.
- Shoemaker, A. C., Tsui, K. L., and Wu, C. F. J. (1991), Economical Experimentation Methods for Robust Design, *Technometrics*, **33**(4), 415-427.
- Singh, P. K., Jain, P. K., and Jain, S. C. (2009a), Important Issues in Tolerance Design of Mechanical Assemblies. Part 1 : Tolerance Analysis, *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Journal of Engineering Manufacture-Part B*, **223**(10), 1225-1247.
- Singh, P. K., Jain, P. K. and Jain, S. C. (2009b), Important Issues in Tolerance Design of Mechanical Assemblies. Part 2 : Tolerance Synthesis, *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Journal of Engineering Manufacture-Part B*, **223**(10), 1249-1287.
- Soh, W. and Yum, B. J. (2012), A Comparison of Parameter Design Methods for Multiple Performance Characteristics, *Journal of the Korean Institute of Industrial Engineers*, **38**(3), 198-207.
- 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. (1978), Performance Analysis Design, *International Journal of Production Research*, **16**(6), 521-530.
- Taguchi, G. (1986), *Introduction to Quality Engineering*, Asian Productivity Organization, Tokyo.
- Taguchi, G. (1987), *System of Experimental Design*, Vols. 1 and 2, UNIPUB/Kraus International Publications, White Plains, NY.
- Taguchi, G. (1988a), *Quality Engineering in Research and Development*, Quality Engineering Series, Volume 1, JSA, Tokyo (Korean edition published by KSA, 1991).
- Taguchi, G. (1988b), *Design of Experiments for Quality Design*, Quality Engineering Series, Volume 4, JSA, Tokyo (Korean edition published by KSA, 1991).

- Taguchi, G. (1988c), *Quality Engineering Case Studies from Japan*, Quality Engineering Series, Volume 5, JSA, Tokyo (Korean edition published by KSA, 1991).
- Taguchi, G. (1990a), *Quality Engineering Case Studies from the United States and Europe*, Quality Engineering Series, Volume 6, JSA, Tokyo (Korean edition published by KSA, 1991).
- Taguchi, G. (1990b), *Quality Engineering Case Studies in Measurement*, Quality Engineering Series, Volume 7, JSA, Tokyo (Korean edition published by KSA, 1991).
- Taguchi, G., Chowdhury, S., and Wu, Y. (2005), *Taguchi's Quality Engineering Handbook*, Wiley, NJ.
- Taguchi, G. and Konishi, S. (1959), *Experimental Assignment Methods Using Orthogonal Tables* (in Japanese), JUSE Press, Tokyo.
- Tai, C. Y., Chen, T. S., and Wu, M. C. (1992), An Enhanced Taguchi Method for Optimizing SMT Processes, *Journal of Electronics Manufacturing*, 2(3), 91-100.
- Tarn, Y. S., Juang, S. C. and Chang, C. H. (2002), The Use of Grey-Based Taguchi Methods to Determine Submerged arc Welding Process Parameters in Hardfacing, *Journal of Material Processing Technology*, 128(1-3), 1-6.
- 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.
- Tong, L. I., Chen, C. C., and Wang, C. H. (2007), Optimization of Multiresponse Processes Using the VIKOR Method, *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 31(11-12), 1049-1057.
- Tribus, M. and Szonyi, G. (1989), An Alternative View of the Taguchi Approach, *Quality Progress*, 22(5), 46-52.
- Vining, G. G. and Myers, R. H. (1990), Combining Taguchi and Response Surface Philosophies : A Dual Response Approach, *Journal of Quality Technology*, 22(1), 38-45.
- Welch, W. J., Yu, T. K., Kang, S. M., and Sacks, J. (1990), Computer Experiments for Quality Control by Parameter Design, *Journal of Quality Technology*, 22(1), 15-22.
- Wu, C. F. J. and Chen, Y. Y. (1992), A Graph-Aided Method for Planning Two-Level Experiments When Certain Interactions are Important, *Technometrics*, 34(2), 162-175.
- Wu, C. F. J. and Hamada, M. S. (2009), *Experiments : Planning, Analysis, and Optimization*, 2nd Ed., Wiley, Hoboken, NJ.
- Wu, F. C. and Yeh, C. H. (2006), A Comparative Study on Optimization Methods for Experiments with Ordered Categorical Data, *Computers and Industrial Engineering*, 50(3), 220-232.
- Yadav, O. P., Bhamare, S. S., and Rathore, A. (2010), Reliability-Based Robust Design Optimization : A Multi-Objective Framework Using Hybrid Quality Loss Function, *Quality and Reliability Engineering International*, 26(1), 27-41.
- Yum, B. J., Ko, S. W., and Kim, S. J. (1990), The Taguchi Method for Product and Process Designs, *Korean Management Science Review*, 7(2), 3-21.
- Yum, B. J., Lee, B. Y., Ko, S. W., and Kim, J. H. (1991), Principles for Constructing Taguchi Experimental Designs, *The Korean Journal of Applied Statistics*, 4(1), 47-63.