# 다구치의 동적 강건설계와 그 대안에 관한 고찰

# 김성 준 $^{\dagger}$

강릉원주대학교 산업정보경영공학과

# A Review on the Taguchi Method and Its Alternatives for Dynamic Robust Design

Seong-Jun Kim

Department of Industrial, Information and Management Engineering Gangneung-Wonju National University

Taguchi's robust design is a method for quality improvement by making a system insensitive to uncontrollable variations incurred by noise factors and it has received much attention in a wide range of engineering fields. Robust design can be broadly classified into static and dynamic ones. This paper is concerned with dynamic robust design. Taguchi suggested to use a signal-to-noise ratio as a robustness measure, but there has been much debate and criticism on its blind use. In order to cope with this drawback, many alternatives have been proposed. They are divided into performance measure modeling (PMM) and response function modeling (RFM) approaches. In this paper, both PMM and RFM approaches for dynamic robust design are reviewed. An example for illustration is provided as well.

Keywords: Robust Design, Dynamic Characteristics, Signal-to-Noise Ratio

## 1. 서 론

제품 및 공정의 품질개선을 위한 강건설계는 1980년대 초 일 본의 다구치에 의해 소개된 이래 지난 30여년 동안 다양한 분 야의 산업현장에서 널리 적용되어 왔다. 강건설계는 제품이나 공정의 품질특성이 잡음에 둔감하도록 설계변수의 최적조건 을 결정함으로써 성능산포를 줄이는 데 그 목적이 있다. 다구 치는 강건설계를 위한 성능측도로서 SN비를 제안하였으며, 또한 실험 수행과 데이터 수집을 위한 실험계획으로는 직교표 를 사용할 것을 추천하였다. 품질개선을 위한 다구치의 이러 한 접근은 Nair *et al.*(1992)의 패널토의에서 집중적으로 논의 되었다. 특히, 평균 중심의 데이터분석에 비해 상대적으로 덜 연구되었던 산포 중심의 데이터분석에 대한 관심을 고조시켰 다는 점과 방법론의 수행용이성을 강조함으로써 이론과 현실 의 격차를 줄이고자 했다는 점 등은 다구치의 공헌이라 평가 할 수 있다. 그럼에도 불구하고, 다구치의 강건설계는 구체적 인 수행절차에 대해 여러 가지 의문이 제기되어 왔으며 아직도 이를 해결하기 위한 연구가 폭넓게 진행되고 있다. 아마도 그 러한 연구의 가장 대표적인 주제 중 하나는 다구치가 품질평 가척도로 사용하고 있는 SN비에 관해서일 것이다. η=1010g (μ²/σ²)로 정의되는 다구치의 SN비는 개별 문제가 갖는 고유 의 특성을 반영하지 못하며 평균과 분산을 하나의 양으로 다 루는 데서 오는 정보손실의 불가피함이 많은 연구를 통해 지 적되고 있기 때문이다. 이와 관련해서 지금까지의 논의는 크 게 Performance Measure Modeling(PMM)과 Response Function Modeling(RFM) 두 가지 방향으로 정리할 수 있다(Miller and Wu, 1996; Dasgupta *et al.*, 2010). PMM은 다구치의 SN비를 맹 목적으로 사용하기 보다는 개별 문제의 특성을 고려하여 적절 한 품질평가측도를 선택하고 이를 설계변수의 함수로 모델링 하는 방안이다. RFM은 SN비처럼 단일 품질평가측도를 직접

본 논문은 2009년도 정부재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 연구되었음(NRF-2009-0069111). \* 연락저자 : 김성준 교수, 210-702 강원도 강릉시 지변동 강릉원주대학교, Tel : 033-640-2375, Fax : 033-640-2244, E-mail : sjkim@gwnu.ac.kr 2013년 7월 26일 접수; 2013년 8월 27일 수정본 접수; 2013년 9월 9일 게재 확정. 계산해서 비교하기 보다는 성능특성 y 자체를 설계변수와 잡 음변수의 함수로 모델링하고 최적화모형을 수립한 후 품질변 동을 최소화하는 설계조건을 탐색하는 방안이다. 특히 반응표 면의 적합도를 높이는 것이 관건이므로 RFM 쪽에서는 실험계 획의 개선에 관한 논의를 포함하는 경우가 보통이다.

다구치의 강건설계는 신호인자(Signal Factor)의 유무에 따라 동특성과 정특성의 강건설계로 분류된다. 동특성이란 목표치 가고정되어 있지 않고 변화하는 경우를 말하며 이 때 목표치의 변화에 대응하기 위해 신호인자가 이용된다. 정적 강건설계는 <Figure 1>의 (a)에서 보는 바와 같이 특정 목표치 주위에서만 산포를 작게 하면 되지만, (b)의 동적 강건설계는 신호인자 *M* 의 관심영역 전체에서 안정된 산포를 갖도록 해야 한다. 즉 (b) 는 (a)의 일반화된 형태이지만, 대부분의 기존 연구는 정적 강 건설계를 다루고 있으며 동적 강건설계에 대한 연구는 상대적 으로 미흡한 실정이다.

본 논문의 목적은 동적 강건설계를 위한 다구치방법과 그 대안에 대해 소개하고 예제를 통해 이들의 적용과정과 결과가 어떻게 다른지 논의하는 데 있다. 본 논문은 다음과 같이 구성 된다. 제 2장에서는 동적 강건설계와 SN비에 대해 고찰하고 그 한계점에 대해 논의한다. 제 3장에서는 PMM과 RFM 등 다 구치 SN비의 대안에 대해 설명하고 예제를 통해 분석과정을 살펴본다. 제 4장은 동특성에서 최근 관심이 고조되고 있는 Functional Response System의 강건설계에 대해 기술하고 제 5 장에서는 논문내용의 요약과 함께 향후 연구주제를 제시한다.



 (a) Static Robust Design
 (b) Dynamic Robust Design
 Figure 1. Comparison of Static and Dynamic Robust Designs (Kim, 2003)

## 2. 동적 강건설계와 관련 연구

## 2.1 다구치의 동적 강건설계

강건설계의 목적은 제어 불가능한 잡음의 영향 하에서도 성능 산포가 작게 되는 설계조건을 찾음으로써 개선된 품질을 달성 하는 데 있다. 강건성 (Robustness)의 측도로서 다구치가 제안 한 SN비는 동적 강건설계의 경우 다음과 같이 설명할 수 있다. 먼저 <Figure 2>와 같이 예시된 직적실험에서 보는 바와 같 이, 동적 강건설계에서는 신호인자가 잡음과 함께 외측에 배 치되는 것이 특징이다. 내측의 어느 한 설계조건 i에서 신호인 자의 *j*번째 수준 *M<sub>j</sub>*와 잡음의 *k*번째 수준에서 얻은 특성치를 *y<sub>i,k</sub>*라 하면 SN비를 구하기 위해 다구치는 다음과 같은 모형을 생각한다.

$$y_{ijk} = \alpha_i + \beta_i M_j + \epsilon_{ijk} \tag{1}$$

단 i = 1, 2, ..., l, j = 1, 2, ..., m, k = 1, 2, ..., n이다. 여기서 l은 내측조건의 개수가 되며 m과 n은 각각 신호인자와 잡음 의 수준수를 뜻한다. 또한  $E(\epsilon_{ijk}^2) = \sigma_i^2 \mathbf{Z}$ 가정한다. 그러면 i번째 설계조건의 동적 SN비는 다음과 같이 정의된다.

$$\eta_i = 10\log(\beta_i^2/\sigma_i^2) \tag{2}$$

식 (2)의 SN비를 계산할 때에는 모수  $\beta_i$ 와  $\sigma_i$  대신 이들의 최 소제곱(Ordinary Least Squares, OLS) 추정치인  $b_i$ 와  $s_i$ 를 이용 하는 것이 보통이다.



Figure 2. Example of Product Array Experiments for Dynamic Robust Design

이렇게 해서 다구치는 강건설계를 위한 2단계 최적화절차로서, (i) SN비에 유의한 설계변수 즉 산포제어인자(Dispersion Control Factor, DCF)에 대한 최적조건을 정하고 (ii) 감도 β에 만 유의한 변수 즉 감도조정인자(Sensitivity Adjustment Factor, SAF)를 적절하게 튜닝하여 감도를 목표치에 맞출 것을 제안하 고 있다. <Figure 3>은 DCF와 SAF의 역할을 개념적으로 도시 하고 있다. <Figure 3>의 (a)는 실제로 얻어진 y가 이상적인 목 표치와 얼마나 떨어져 있는지 보여주고 있다. 우선 DCF를 이용 하여 y의 산포를 (b)와 같이 줄이게 된다. 하지만 목표치와는 여 전히 거리가 있다. 이제 감도를 조정하여 y를 목표치에 맞추어 (c)와 같은 결과를 얻어야 한다. 이것이 바로 SAF의 역할이다.



Figure 3. Illustrative Roles of Dispersion Control Factor(DCF) and Sensitivity Adjustment Factor(SAF)

한편, 정적 강건설계는 신호인자 M이 고정될 때에 해당되 며 목표치가 있는 망목특성의 경우 식 (1)은 다음과 같이 다시 쓸 수 있다.

$$y_{ik} = \mu_i + \epsilon_k \tag{3}$$

단 i = 1, 2, ..., l이고 k = 1, 2, ..., n이다. 역시  $E(\epsilon_{ik}^2) = \sigma_i^2$ 라 하면 망목특성의 SN비는 다음과 같이 정의된다.

$$\eta_i = 10\log(\mu_i^2/\sigma_i^2) \tag{4}$$

식 (4)에 대해서는 그간 많은 논의가 있었고 다양한 대안이 제 시되었다. 특히 Nair and Pregibon(1986)은 성능측도를 찾기 위 해 그래프 도구에 의한 경험적 절차를 제안하였고 여기에 대해 Box(1988)는 변수변환 기법을 이용하여 그 이론적인 기반을 제 공하였다. 또한 Leon *et al.*(1987)은 식 (4)가 특정한 형태의 전이 함수 하에서만 정당화될 수 있음을 보였고, Nelder and Lee (1991)는 위치효과와 산포효과를 분리하여 개별적인 선형모형 으로 다루는 방안을 제안하였다. 이 밖에도, 성능측도가 아니라 *y* 자체를 모델링해서 강건설계를 수행하는 방법이 Shoemaker *et al.*(1991)에 의해 제시된 바 있다.

서론에서도 기술하였듯이, 정특성을 다룰 때에는 목표치 주 위에서 산포가 작은 것이 바람직하지만 동특성을 다룰 때에는 어떤 특정영역에서만 산포가 작은 것이 아니라 신호인자의 전 범위에서 산포가 작게 되는 것이 바람직하다. 이러한 개념을 토대로 동적 강건설계는 기술의 선행성을 연구할 수 있는 방 법론을 제공할 수 있다. 최근 기술개발의 주기시간이 짧아지 면서 R&D 현장에서는 선행기술의 검증 및 확보에 많은 관심 을 기울이고 있다. 예를 들어, 반도체 VLSI 가공을 위한 사진 공정에서 선폭 60nm인 제품을 생산하고 있다고 할 때 동일한 설비와 동일한 가공기술로써 더 미세한 선폭인 30nm짜리 제 품을 생산할 수 있겠는가는 매우 중요한 이슈이다. 왜냐하면 차세대 VLSI 제조를 위한 공정개발은 천문학적인 투자와 높 은 위험감수를 요구하기 때문이다. 현재의 설비와 기술로써 차세대 제품을 생산할 수 있을지 즉 제조기술 및 공정기술의 선행성 검증에 동적 강건설계가 활용될 수 있으며, 이와 관련 된 반도체 분야의 사례는 Taguchi and Yano(1994)와 Yum et al.(1997)를 보기 바란다.

이처럼 동적 강건설계는 품질개선이나 R&D 현장에서 독자 적인 의미를 갖지만, 식 (2)로 정의되는 동적 SN비에 대한 의문 은 정특성과 마찬가지이다. 앞에서 지적한 바와 같이, 다구치의 SN비는 다양한 강건설계 문제를 지나치게 단순화한 측면이 있 으므로 개별 문제의 고유한 특성을 수용할 수 있도록 보완이 필 요하다. 품질개선에 있어 가장 우선하는 것은 문제특성의 파악 이고 이를 통해 성능변동의 적절한 측도를 도출하는 것은 성공 적인 강건설계의 토대가 된다. 따라서 이 과정을 소홀히 하게 되면, 중요한 산포제어인자를 놓치거나 인자효과가 불필요하 게 부풀려질 수 있으며 특히 산포제어인자와 감도조정인자의 역할을 잘못 식별하는 등의 오류를 피하기 어렵다.

#### 2.2 동적 시스템의 분류와 SN비

다구치의 강건설계에서는 신호인자 M과 출력특성 y의 유 형에 따라 동특성 혹은 동적시스템을 <Table 1>과 같이 분류 하고 있다. 대부분의 경우, 동특성이라고 하면 신호와 출력 모 두 연속적인 경우를 말하며 본 논문의 대상도 그렇게 한정하 고자 한다. 동특성 분류에 대한 자세한 내용은 Phadke(1989)를 참고하기 바란다.

Taguchi(1988)를 보면, 동특성은 다시 능동적 동특성과 수동 적 통특성으로 분류되고 있다. 능동적 동특성은 원하는 출력 을 얻기 위해 신호로 대응하는 경우로서 보통의 생산공정이나 제어시스템이 여기에 속한다. 반면, 수동적 동특성은 주어지 는 신호를 정확하게 출력하는 경우로서 대부분의 측정시스템 이 여기에 해당된다.

하지만 동특성이라는 용어는 오해의 소지가 많음을 지적하면 서 Miller and Wu(1996)는 동특성 대신 Signal-Response System 이라고 칭하였고 이를 Measurement System(MS)과 Multiple-Target System(MTS)으로 세분하였다. 이후의 많은 연구에서 이 들이 제안한 용어와 분류를 따르고 있다. 사실, Measurement System은 다구치의 수동적 동특성에 그리고 Multiple-Target System은 능동적 동특성에 각각 해당된다. 한편 Nair *et al.* (2002)은 Functional Response System(FRS)을 또 하나의 Signal-Response System으로 포함시켜 다루었다. 센서기술이 발전함 에 따라 화학정량분석이나 제어계측 분야에서는 특성치가 프 로파일로 얻어지는 경우가 많다. 이 때 X축을 신호인자로 처리 하면 전형적인 동특성 즉 Signal-Response System으로 다룰 수 있다는 것이다. Govaerts and Noel(2005), Fogliatto(2008), Goethals and Cho(2011)가 다룬 연구도 여기 즉 FRS에 대한 강건설계에 해당된다.

다구치는 동특성의 종류에 관계없이 강건설계를 위해 식(2)

Table 1. Laguelli 5 Classification of Dynamic Systems(Lindeke, 1969)	Table 1	I. Taguchi	's Classificatio	on of Dynam	ic Systems	(Phadke, 1989	)
--	---------	------------	------------------	-------------	------------	---------------	---

Signal(M)	Response(y)	Examples
Continuous	Continuous	Electrical Plating, Measuring Instruments
Continuous	Digital	Temperature On-Off Controller
Digital	Continuous	Digital-to-Analog Converter
Digital	Digital	Digital Communication System, Chemical Separation

의 SN비를 사용할 것을 제안하고 있다. Phadke(1989)에 따르 면, SN비는 곧 조정 후 기대손실로서 해석이 가능하다. 먼저 식 (1)의 가정 하에 <Figure 3>과 같이 *y*와 *M* 간의 이상적인 관계를 나타내는 함수를 *τ*(*M*)라 하고 다음 식 (5)와 같이 선 형으로 놓는다.

$$\tau(M) = \beta_0 M \tag{5}$$

단 β<sub>0</sub>는 감도의 목표치이다. 잘 알려진 대로 다구치의 손실함 수는 *L*(*y*) = *k*[*y*-τ(*M*)]<sup>2</sup>이지만 언젠가 있을 감도조정을 감 안하여 현재의 *y* 대신 조정 후의 *y* 즉 *y*<sub>a</sub>를 이용하여 손실을 평가한다. 여기서 조정 후의 *y*를 다음과 같이 가정한다.

$$y_a = (\beta_0/\beta)y = \beta_0 M + (\beta_0/\beta)e \tag{6}$$

그러면 조정 후의 손실은 다음과 같이 얻어진다.

$$L(y_a) = k[y_a - \tau(M)]^2 = k(\beta_0/\beta)^2 \sigma^2$$
(7)

여기서 비용상수 k와 감도목표치 β<sub>0</sub>는 공통상수이므로 SN비 를 최대화하는 것은 곧 조정 후 기대손실을 최소화하는 것과 대등한 개념이 된다. 사실 식 (6)의 가정은 정특성 문제에서 Nair and Pregibon(1986), Box(1988), Nelder and Lee(1991)가 SN비가 정당화되는 조건으로 지적한 Var(y) ∝ μ<sup>2</sup>과 동일한 의미이다. Leon *et al.*(1987)이 언급했던 Multiplicative Transfer Function 역시 이들과 같은 맥락이라고 하겠다. 지금까지의 논 의에서 두 가지 중요한 가정이 있었다. 하나는 신호와 특성 간 의 이상적인 관계가 식 (5)처럼 선형적이라는 것이고 다른 하 나는 감도조정이 식 (6)과 같은 형태로 이루어진다는 것이다.

그간 SN비의 해석과 관련해서 많은 연구가 이루어졌다. 먼 저 MS를 대상으로 할 때의 연구결과를 소개한다. 측정시스템 에서 강건설계의 핵심은 잡음의 영향이 작용하는 다양한 측정 상황에서 신호 *M*의 참값을 정도 높게 예측하는 것이다. 신호 *M*의 추정치는 식(1)로부터 다음과 같이 놓을 수 있다.

$$\widehat{M} = (y - \alpha) / \beta \tag{8}$$

Miller and Wu (1996)는 다구치의 SN비는 Inverse Regression 에 의한 예측오차분산  $Var(\hat{M})$ 과 대등한 것임을 보였다. 또 한 감도조정의 개념 역시 계측기의 검교정(Calibration)에 해당 되기 때문에 다구치의 SN비는 측정시스템 평가를 위한 타당 한 측도임을 인정하고 있다. 하지만 Dasgupta *et al.*(2010)은 잡 음인자가 측정시스템 변동에 미치는 영향에 따라  $Var(\hat{M})$ 에 는 다양한 변동성분이 등장할 수 있음을 지적하였다. 이러한 관점에서 동적 SN비의 정의는 제한적이며 다만 유의한 잡음 인자가 대부분 실험에 포함되었을 경우에 타당한 측도로 판단 하고 있다. 특히 잡음인자의 영향을 크게 Short-Term과 LongTerm으로 분류할 때 이것들은 각각 Gage R&R의 Repeatability 와 Reproducibility에 해당되고 측정시스템의 강건설계를 위해 서는 각각에 대해 보다 차별화된 대책이 강구되어야 함을 언 급하였다. Joseph(2003) 역시 잡음인자를 Off-line과 On-line 잡 음으로 구분하고 각각 다른 대책이 필요함을 주장하였다. 즉 Off-line 잡음에 대해서는 제어인자-잡음인자 교호작용( $C \times M$ ) 을 탐색하여 잡음의 영향에 강건한 설계조건을 찾게 하는 반 면 On-line 잡음에 대해서는 시스템 운용 중에 제어인자의 조 작 즉 Feed-Forward Control을 통해서 잡음의 영향을 상쇄시키 는 전략을 제시하였다. 그는 동적 SN비가 전자의 경우는 타당 한 측도로서 활용 가능하지만 후자의 경우는 적절치 않으므로 이를 대신하기 위한 성능측도로서 PerMIC(Performance Measure Independent of Control)을 제안하였다. 측정시스템을 위한 Per-MIC은 역시  $Var(\hat{M})$ 으로부터 바로 유도할 수 있다.

이상과 같이 동적 SN비는 MS의 경우 예측오차분산과의 관 계로부터 성능측도로서의 타당성을 인정할 수 있지만 MTS의 경우에는 비교적 다양한 시각이 존재한다. 동특성 즉 Signal-Response System에 관련된 많은 연구가 MTS에 대해 이루어지 고 있음을 감안할 때 이러한 시각차를 인식하는 것은 의미가 크다고 판단된다. 종합하면, SN비가 개별 문제의 특성을 수용 하지 못한다는 것과 SN비에 의한 분석에서 오는 정보의 손실 즉 원 데이터로부터는 얻을 수 있었던 유용한 정보를 놓치기 쉽다는 것으로 요약된다. 예를 들어, 다구치의 SN비는 신호와 특성 간의 이상적인 관계가 선형함수일 때로 제한되며 비선형 함수가 이상적일 때에는 적용이 곤란함이 Miller and Wu (1996)와 Joseph and Wu (2002)에 의해 지적되었다. 특히 Miller and Wu(1996)는 동적 SN비를 크게 하려면 β를 크게 해야 하 는 데 많은 경우 이는 부적절하며 나중에 다시 감도를 맞추는 조정의 개념도 분명치 않음을 비판하고 있다. 그들은 *τ*(*M*)이 2차 직교다항식으로 주어질 때  $\log(s^2)$ 을 성능측도로 하는 강 건설계의 과정을 예시하였다. Joseph and Wu (2002)도 역시 다구치의 동적 SN비는 τ(M)이 선형적일 때로 국한되며 특 히 Var(y)∝M<sup>2</sup>일 때 정당화되는 것임을 밝혔다. 이에 성능 측도로서 SN비 대신 조정후 기대손실을 채택하였으며 이를 최소화하는 방안을 제시하였다. 한편, Lunani et al.(1997)은 문제의 특성에 관계없이 식 (6)의 조정을 통해 조정후의 분 산을  $Var(y_a) \propto \sigma^2 / \beta^2$ 과 같이 나타내는 데 대해 의문을 제기 하고 다음과 같은 일반화 SN비를 제안하였다.

$$\eta = 10\log\left(\beta^{\gamma}/\sigma^2\right) \tag{9}$$

여기서  $\gamma$ 는 개별 문제의 특성을 반영하는 파라미터로서 산포 제어인자와 감도조정인자가 분리되어지도록 원 데이터분석을 통해 결정된다. 물론  $\gamma = 2$ 일 때가 바로 다구치의 SN비에 해당된다. 하지만 Lunani *et al.*(1997)은 Engine Idling Performance 개선 사례에서  $\gamma = 2$  대신  $\gamma = -1$  즉  $10\log(\beta^{-1}/\sigma^2)$ 의 사용을 제안하였고, Miller(2002) 역시 같은 사례에서  $\gamma = 0$ 

즉  $log(\sigma^2)$ 을 사용한 바 있다.

상기와 같이 문제상황에 따라 SN비를 대신할 수 있는 성능 측도를 개발했다고 하더라도 강건설계를 수행하는 데는 두 가 지 방안이 가능하다. 하나는 성능측도를 직접 모델링하는 것 이고 다른 하나는 원 데이터를 모델링하고 이로부터 성능측도 를 구하는 것이다. 서론에서도 언급하였듯이 전자를 PMM, 후 자를 RFM이라고 각각 칭하고 있다. 제 3장에서는 강건설계를 위한 다구치 방법의 대안으로서 PMM과 RFM에 대해 살펴보 고 예제를 통해 적용결과의 차이에 대해 정리하고자 한다. MTS에서 논의되었던 y와 M 간의 이상적인 관계가 비선형인 경우는 Functional Response System(FRS)에 포함되는 것으로 간주하여도 큰 무리는 없을 것으로 보인다. 따라서 제 3장은  $\tau(M)$ 이 선형적인 경우로 내용을 국한하여 설명하기로 하고 성능특성 y가 프로파일 형태로 얻어진 경우 즉 FRS에 대해서 는 제 4장에서 다루기로 한다.

## 3. 동적 강건설계를 위한 PMM과 RFM

Performance Measure Modeling(PMM)은 개별 문제의 특성을 고려하여 SN비를 대신할 수 있는 성능측도를 선택하는 데 초 점을 맞추는 반면 Response Function Modeling(RFM)은 성능특 성 y를 직접 모델링한 후 성능측도를 유도하고 최적화기법을 적용한다. 따라서 최적화기법, 실험계획, 교호작용탐색 등도 RFM의 주요 이슈로 포함되는 것이 보통이다. PMM은 보다 직 관적이고 적용하기 쉬워서 실무자들이 선호하는 경향이 있지 만 *C*×*N* 등 강건설계에 유용한 정보들이 묻혀버리는 단점이 있다. RFM은 이러한 문제점을 극복하기 위해 제안되었고 일 단 모형이 구축되면 다양한 성능측도를 효율적으로 구할 수 있다는 장점이 있다(Dasgupta *et al.*, 2010). 하지만 적용이 비교 적 복잡하고 특히 모형의 적합도를 높이는 것이 관건이 된다.

### 3.1 PMM

강건설계의 목적은 잡음의 영향에 강건한 설계를 통해 성능 산포를 줄이는 데 있다. 종종 이것은 다음의 기대손실에 의해 평가된다(Joseph and Wu, 2002; Joseph, 2003).

$$L(X, M, \tau) = E_Z(y - \tau)^2 = [\mu(X, M) - \tau]^2 + V(X, M)$$
(10)

단 X와 Z는 각각 제어인자와 잡음인자의 집합을 의미한다. 또 한  $E_Z(y) = \mu(X, M)$ 와  $Var_Z(y) = V(X, M)$ 로 둔다. 여기서 변화하는 목표치  $\tau$ 에 대응하는 신호인자의 값을  $M^*$ 라고 하 면 다음과 같이 X의 함수로서 성능측도 PM(X)를 정의할 수 있다.

$$PM(X) = \int L(X, M^*, \tau) dF(\tau)$$
(11)

단  $F(\tau) \models \tau$ 의 분포함수이다. 결국 식 (11)은 조정 후 기대손 실의 또다른 표현이 될 것이며 제어인자의 함수로 모델링하여 최적조건을 구할 수 있다. Joseph and Wu(2002)는 y의 평균과 분산을  $\mu(X, M) = \beta(X)M$ 과  $V(X, M) = \sigma^2(X)M'$ 로 각각 가정할 때 식 (11)의 PM은 곧 식 (9)의 일반화 SN비가 됨을 보 였다. 특히 Lesperance and Park(2003)이 지적한 바와 같이 y와 M 간의 함수가 선형적이고 M이 클수록 y의 분산도 커지는 상황이 MTS에서 쉽게 발견됨을 감안하면, 식 (9)와 같은 형 태의 일반화 SN비는 비교적 폭넓게 적용 가능할 것으로 판단 된다. 한편, 여기서  $\gamma$ 를 추정하기 위해 Joseph and Wu(2002) 는 Generalized Linear Model(GLM)과 Weighted Least Squares (WLS)를 이용할 것을 추천하였다. 즉 식 (1)을 보다 일반화한 형태로서 내측의 i번째 조건에서 다음을 가정한다.

$$y_{ijk} = f(\beta_i, M_j) + \epsilon_{ijk} \tag{12}$$

단,  $\epsilon_{ijk} \sim N(0, \sigma_i^2 M_j^2)$ 이다. 여기서  $\sigma_i^2$ 과  $\gamma$ 는 내측조건에서 신 호인자 수준이 정해졌을 때 계산되는 분산  $\sigma_{ij}^2$ 을 이용하면 다 음과 같은 로그선형모형으로 추정할 수 있다.

$$\log \sigma_{ij}^2 = \log \sigma_i^2 + \gamma \log M_j \tag{13}$$

Lunani *et al.*(1997)도 역시 산포효과와 감도효과가 서로 간섭 하는 정도를 파라미터  $\gamma$ 로 나타내고 식 (9)와 같은 일반화 SN비 를 제안하였다. 여기서  $\gamma$ 는 데이터분석을 통해 결정할 수 있는 데 이를 위한 그래프 도구로서 Sensitivity-Standard Deviation (SS) Plot과 Gamma Plot을 제안하였다. 사실상 이들은 각각 Nair and Pregibon(1986)의 Mean-Variance Plot과 Box(1988)의 Lambda Plot이 확장 또는 변경된 것이다. 이와 유사하게, Miller(2002) 역 시 Nair and Pregibon(1986)의 Location- Dispersion Plot을 수정하 여 동적 강건설계에 적용할 수 있도록 Joint Effect Plot을 개발하 였다. Lunani *et al.*(1997)이 제안한 SS Plot은 산포제어인자와 감 도조정인자를 식별하는 데 도움이 되지만 시각적인 판단에 의 존하는 한계점이 지적되었고 이를 극복하기 위한 대안으로서 Lesperance and Park(2003)은 Generalized Linear Model (GLM)의 이용과 잔차분석을 제안하였다.

#### 3.2 RFM

Shoemaker *et al.*(1991)과 Tsui(1999)는 우선 *y*를 제어인자와 잡음인자의 함수로 직접 모델링하여 Response Function을 얻 고 이로부터 필요한 성능측도를 구하는 방식을 제안하였다. 먼저 식 (1)의 모형은 다음과 같이 수정된다.

$$y_{ijk} = \alpha_{ik} + \beta_{ik}M_j + \epsilon_{ijk} \tag{14}$$

단  $Var(\epsilon_{ijk}) = \sigma_{ik}^2$ . 계수  $\alpha$ 와  $\beta$ 가 제어인자뿐만 아니라 잡음 인자의 함수로 다루어지는 것이 식 (1)과 다른 점이다. 그러면 Response Function은 아래와 같이 추정할 수 있다.

$$\hat{y} = a(X, Z) + b(X, Z)M \tag{15}$$

이제 원하는 성능측도를 구하면 되는 데, 예를 들어 y의 분산 은  $Var_Z(\hat{y}) = \hat{V}(X, M)$ 과 같이 X의 함수로 얻을 수 있으며  $E_Z[b(X, Z)] = \beta_0$ 와 같은 제약조건을 함께 고려하여 제어인자 의 최적조건을 찾을 수 있다. 여기에는 Joseph and Wu(2002)가 추천한 것처럼 비선형계획법을 동원하여 최적해 탐색을 능률 적으로 진행할 수 있다. 또한 식 (15)를 세부적으로 관찰하면 강건설계에 도움이 되는  $C \times N$ 을 식별할 수 있는 데 이 것은 PMM으로는 누릴 수 없는 RFM의 강점이다. 이에 관련된 논의 는 Shoemaker *et al.*(1991)을 참고하기 바란다.

한편, 식 (14)의 y를 직접 모델링하기 보다는 제어인자-잡음 인자의 각 조합에서 우선  $\alpha$ ,  $\beta$ ,  $\sigma$  등 핵심 파라미터를 추정하고 다시 이들을 X와 Z의 함수로 모델링하는 방안이 Miller and Wu(1996)와 Dasgupta *et al.*(2010)에 의해서 채택되었다. 예를 들어,  $\beta$ 와  $\sigma$ 에 대해서는 다음과 같이 모형을 세울 수 있다.

$$\beta(X,Z) = X'\theta_{\beta} + Z'\xi_{\beta} + X'\Lambda_{\beta}Z + \sigma_{\beta}\epsilon$$
(16)

$$\sigma(X,Z) = X'\theta_{\sigma} + Z'\psi_{\sigma} + X'\Lambda_{\sigma}Z + \sigma_{\sigma}\epsilon$$
(17)

단 *ϵ*은 평균 0, 분산 1인 정규오차이다. 따라서 전술한 경우 와 마찬가지로  $\hat{\sigma}(X, Z)$ 를 최소화하는 조건을 탐색할 수 있게 된다. 모형계수 및 분산을 추정하는 절차는 Dasgupta *et al.* (2010)을 참고하기 바란다.

그러나 정규성이 충족되지 않는다든지 하여 상기의 모형적 합이 곤란할 경우 GLM 적용을 검토할 수 있다. 평균과 산포 효과가 서로 간섭하는 상황을 다루기 위해 GLM에서는 *y*의 분산을 다음과 같이 가정한다.

$$Var(y_{ijk}) = V(\mu_{ijk})\phi_{ijk}$$
(18)

식 (18)에서  $V(\mu_{ijk})$ 와  $\phi_{ik}$ 는 분산함수와 산포파라미터라 각각 칭한다. 전자는 평균이 분산에 미치는 영향을 나타내며 후자는 고유한 산포를 의미한다. Lesperance and Park(2003)은 식 (16)과 식 (17)의 확장된 형태로서 평균과 산포에 대한 GLM 을 다음과 같이 다루었다.

$$g[\mu(X,Z)] = X'\theta_{\mu} + Z'\xi_{\mu} + X'\Lambda_{\mu}Z + \sigma_{\mu}\epsilon$$
<sup>(19)</sup>

$$h[\phi(X,Z)] = X'\theta_{\phi} + Z'\psi_{\phi} + X'\Lambda_{\phi}Z + \sigma_{\phi}\epsilon$$
(20)

여기서  $g(\cdot)$ 과  $h(\cdot)$ 는 각각 평균모델과 산포모델을 위 한 Link Function으로서 선형모형을 얻을 수 있도록 선택된다. 식 (20)의 산포모델이 얻어지면  $\hat{\phi}(X, Z)$ 를 최소화하는 조건 을 Dasgupta *et al.*(2010)과 유사한 방식으로 찾을 수 있다. 또한, Gupta *et al.*(2009)은 GLM을 이용하여 직적실험의 Split-Plot 구 조와 이에 따른 오차의 정규성 이탈에 대응하고자 하였다. 사 실 이러한 문제점은 Miller and Wu(1996)에서 지적한 바와 같 이 대부분의 PMM이 겪고 있다고 할 수 있는 데 Gupta *et al.* (2009)은 GLM을 적용하여 Mean Response 추정의 정밀도를 높일 수 있음을 보였다.

PMM이냐 RFM이냐의 논의는 외측의 잡음조건을 어떻게 다룰 것인가와 밀접한 관계가 있다. 잡음이 변량으로 취급되 었다면 PMM 적용이 타당할 수 있지만 모수인자로서 실험에 포함되었다면 식 (1)이나 식 (12)와 같은 모형은 논리적으로 한 계가 있으며 식 (14)와 같이 y를 제어인자와 잡음인자의 함수 로 모델링하는 것이 타당하다. 이는 제어인자와 잡음인자가 하나의 배열에 배치되는 Combined Array 실험상황에서도 마 찬가지이다. 또한 식 (14), (16), (17) 등의 반응함수모형에는 많 은 계수 벡터와 행렬이 등장한다. 따라서 모형의 적합도를 높 임과 동시에 제어인자-잡음인자 교호작용(*C*×*M*)을 충분하게 관찰할 수 있는 실험계획이 RFM에서는 필요하다. 이에 관련된 자세한 논의는 Joseph and Wu(2002)를 참고하기 바란다. 한편, RFM 적용시 *X*와 *Z*의 함수로서 성능측도를 얻은 후 *X*의 최 적조건을 탐색할 때 *Z*의 분포 혹은 모멘트에 대한 사전지식이 요구됨을 상기하기 바란다.

### 3.3 PMM과 RFM 적용예제

동적 강건설계를 위해 앞에서 소개한 대안 중 어떤 것이 바 람직한가는 앞으로도 많은 연구가 필요할 전망이다. 본 절에 서는 예제를 통해 PMM과 RFM의 전형적인 적용과정을 살펴 보고 그 결과에 대해 논의하고자 한다. 여기서 다룰 예제는 Tsui(1999)의 연구에서 소개한 Push-Pull Cable Actuator 사례로 서 11개의 2수준 인자를 직교표  $L_{12}(2^{11})$ 에 배치하여 실험을 수행한 것이다. 외측에는 2수준의 잡음인자(N)와 3수준의 신 호인자(M)가 포함되어 있으며 매 실험점마다 반복 3회의 실험 이 이루어졌다. 실험과 데이터에 관한 자세한 내용은 Tsui (1999)를 보기 바란다.

먼저 PMM에 대해 설명하기로 한다. 우선 문제의 특성을 파 악하여 적절한 성능측도를 구해야 한다. 이를 위한 절차로서 Joseph and Wu(2002) 혹은 Lunani *et al.*(1997)의 방법을 생각할 수 있는 데 여기서는 비교적 간단한 후자로 설명하기로 한다. 따라서 감도와 산포의 관계는 다음과 같이 가정한다.

$$\sigma^2 = \phi^2 \beta^\gamma \tag{21}$$

단 φ는 다루는 문제의 고유한 산포를 나타내는 파라미터로서 φ<sup>2</sup> = σ<sup>2</sup>/β<sup>γ</sup>이므로 식 (9)의 SN비를 구할 수 있다. γ를 구하기 위해 식 (21)의 양변에 로그를 취하여 다음과 같은 로그선형모 형을 얻는다.

$$\log \sigma = \log \phi + (\gamma/2) \log \beta \tag{22}$$



Figure 4. Sensitivity-Standard Deviation Plots(Kim, 2003)

만약 식 (22)에 산포효과가 작용하지 않는다면,  $\log \beta$ 와  $\log \sigma$ 의 관계는 하나의 직선에 의해 설명될 수 있을 것이다. 이렇게 되면 γ 역시 최소제곱법을 이용하여 간단하게 구할 수 있으며 여기서 특히 Joseph and Wu(2002)는 GLM에 의한 가중 최소제 곱법의 이용을 추천하고 있다.

Lunani et al.(1997)은 최소제곱추정법 대신 Sensitivity-Standard Deviation(SS) Plot과 Gamma Plot을 이용한 경험적 절차 를 제안하였다. 이들은 각각 <Figure 4>와 <Figure 5>에 도시 되어 있다. 먼저 <Figure 4>의 SS Plot을 살펴보자. 그 중 첫 번 째 Frame은 내측 12개 조건에서 구한  $\log(b)$ 와  $\log(s)$ 를 각 각 가로축과 세로축에 놓고 타점한 것으로 log(b)와 log(s) 간에 존재하는 전체적인 선형성을 파악하기 위한 것이다. 그 림에서 보듯이, 선형성이 두드러지게 나타나지는 않았지만 log(b)와 log(s) 간에는 반비례 관계에 있음을 알 수 있다. 이는 곧 ~가 음수임을 시사하는 것이며 오차분산은 감도에 비례할 것이라고 본 다구치의 의견에 일치하지 않음에 주목 할 필요가 있다.

반면, 산포효과가 강하게 존재할 경우에는 식 (22)의 절편은 산포제어인자(DCF)에 따라 다를 것이므로 SS Plot을 인자 별 로 살펴봐야 한다. 공통의 기울기 γ/2를 갖지만 절편이 상이 한 여러 개의 직선을 생각할 수 있고 이 점을 이용하면 유의한 산포제어인자를 식별할 수 있다. <Figure 4>는 인자 별로 작성 된 SS Plot을 보여주고 있다. 또한 수준 +1과 -1에 해당되는 점 을 흰 색과 검은 색으로 구분하였다. Lunani et al.(1997)이 제시 한 가이드라인에 따르면 산포에 유의한 인자는 D와 G라는 것 을 알 수 있다. 타점결과에 수준간 층별이 뚜렷하게 나타나고 있으며 수준 별로 가상의 직선을 생각할 때 절편의 차이가 두 드러지기 때문이다. 같은 이유로, 인자 B와 J도 산포에 영향이 있을 것으로 판단된다. 한편 감도유의인자(SAF) 역시 SS Plot 을 이용하여 구별해낼 수 있다. 가로축이 log(b)이므로 좌우

로 수준간 층별이 강하게 나타나는 인자를 찾으면 되는 데 인 자 G, I, J 등이 이에 해당된다. 특히 인자 G는 산포와 감도 양 쪽에 유의한 영향을 미치는 것으로 판단된다.

그러면 일반화 SN비를 구하기 위해 <Figure 5>의 Gamma Plot 을 살펴보자. 이 그래프는 산포효과와 감도효과의 간섭(Crosstalk)을 해소할 수 있는 γ를 찾기 위해 인자(또는 Contrast) 마다 유의확률이  $\gamma$ 의 값에 따라 어떻게 변화하는지를 도시한 것이다. 하지만계산의 편의를 위해 <Figure 5>에는 유의확률 대신 인자 의 제곱합을 총제곱합으로 나눈 기여율로 대신하였다. 이제 <Figure 4>에서 관측된 내용에 유의하면서 모형의 경제성 (Parsimony)과 분리 (Separation)을 동시에 달성될 수 있는  $\gamma$ 를 결정 한다. 다소 주관적인 판단이 작용할 수 있지만 본 예제의 경우는 대략-0.5 내외가 적절할 것으로 생각된다. 일단 γ = -0.5 로 선 택하게 되면, 일반화 SN비에는 인자 D, B, G, J 순으로 유의하게 영향을 미치게 되고 감도조정은 불가피하게 I를 이용해야 할 것 으로 판단된다.





한편 다구치의 SN비는  $\gamma = 2$ 에 해당되므로 이 때는 SN비에 B, G, D, H 순으로 유의하게 나타난다. 인자 B와 D의 유의성이 바뀌었다는 점 외에는  $\gamma = -0.5$ 일 때와 큰 차이는 없는 것으 로 판단된다. 참고로, 두 가지 경우에 대해 각 인자의 유의성을 보다 명확하게 비교할 수 있도록 Half-Normal Plot을 <Figure 6>에 도시한다.

이상의 내용으로 볼 때, 일반화 SN비는  $\hat{\phi}^2 = s^2/b^{-0.5}$ 로 결 정되어야 할 것이며 이를 제어인자의 함수로 모델링해서 나타 내면 다음과 같은 결과를 얻을 수 있다.

$$\phi^2 = 0.213 - 0.027B - 0.064D - 0.024G + 0.018J \quad (23)$$

이 때 산포를 최소화하는 최적조건은 (*B*, *D*, *G*, *J*) = (+1,+1 +1,-1)로 정할 수 있다. 참고로 γ=2에 해당되는 다구치 SN 비에 대해서도 다음과 같은 모델링 결과를 얻을 수 있었다.

$$\phi^2 = 2.220 - 1.231B - 1.059D + 1.386G \tag{24}$$

이 경우는 최적조건이 (*B*, *D*, *G*) = (+1, +1, -1) 이므로 인자 G에 대해 상반되는 결과가 얻어졌음에 유의할 필요가 있다.

한편 Miller(2002)는 목표치 감도  $\beta_0$ 를 유지하면서  $\sigma$ 를 줄이 기 위해서는 β와 σ에 미치는 상대적인 영향력이 서로 다른 인 자가 2개 이상 있어야 함을 지적하였다. 그렇지 않으면,  $\beta = \beta_0$ 를 만족하는 어떤 조합도 σ를 개선시키기 어렵다고 보았기 때 문이다. 그는 log(b)와 log(s)에 미치는 상대적인 효과가 비 슷한 인자들을 식별하기 위해 Joint Effect Plot을 개발하였다. <Figure 7>은 log(s) 대신 log(φ)를 세로축에 놓고 작성한 Joint Effect Plot을 보여주고 있다. 즉 log(b)와  $log(\phi)$ 에 대한 각 인자의 주효과를 타점한 것으로 인자 D, B, G, J가 산포에 유의한 효과임을 알 수 있다. 특히 인자 G와 B는 감도에도 매 우 유의한 것으로 파악된다. 이러한 내용들은 SS Plot에서 살 펴본 바와 크게 다르지 않다. 한편, 그림에서 원점을 통과하는 임의의 직선을 생각할 때 인자 B, H, J는 동일한 직선 상에 놓 일 것으로 보이며 따라서  $\log(b)$ 와  $\log(\phi)$ 에 미치는 영향력 의 상대적인 크기가 비슷한 인자들이라고 할 수 있다. 그러므 로 향후 확인실험 단계에서 (B, D), (H, D), (J, D), (B, G), (H, G), (J, G) 등의 인자조합을 검토하여 목표감도유지와 산포개 선이 동시에 달성가능한지 확인해 보아야 한다.

이제 RFM의 적용에 대해 살펴본다. 먼저 Tsui(1999)의 분석 에 따르면, 반응함수는 다음 식과 같이 구할 수 있다.

$$\hat{y} = 0.930 - 0.612B + 0.431G + 0.511M - 0.089BM$$
(25)  
-0.145GM + 0.065HM - 0.031JM - 0.181N + 0.047DN

Joseph(2003)과 Dasgupta *et al.*(2010)이 논의한 것처럼 y의 분산은 실험에 포함된 잡음에 의한 분산  $\sigma_N^2$ 과 그렇지 않은 잡 음에 의한 분산  $\sigma_{\epsilon}^2$ 의 합으로 생각할 수 있다. 먼저  $\sigma_N^2$ 를 추정 하기 위해 Tsui(1999)는 식 (25)를 이용하였다. 즉,

$$\widehat{\sigma_N^2} = Var_N(\hat{y}) = (-0.181 + 0.047D)^2 Var_N(N)$$
(26)  
= 0.033 - 0.017D + 0.002D<sup>2</sup>

단  $Var_N(N) = 1$ 로 가정한다. 다음  $\sigma_{\epsilon}^2$ 은 식 (25)에 의한 잔차 로부터 계산된 오차분산을 제어인자의 함수로 모델링하여 다 음과 같이 추정하였다.

$$\widehat{\sigma_{\epsilon}^2} = 0.258 - 0.076B - 0.075D \tag{27}$$

따라서 y의 분산은 식 (26)과 식 (27)의 합으로서 다음과 같이 구할 수 있다.

$$\sigma^2 = 0.291 - 0.076B - 0.092D + 0.002D^2 \tag{28}$$

이 경우 (*B*, *D*) = (+1,+1)에서 분산이 최소화되므로 최적 조건은 앞에서 설명한 PMM과 다르지 않다. 한편 내측조건마 다 분산을 추정하고 식 (17)과 같이 모델링할 경우에는 다음의 식 (29)를 얻을 수 있다.

$$\sigma^2 = 0.297 - 0.067B - 0.094D \tag{29}$$

이 결과는 식 (28)과 거의 동일한 것으로 보이며 최적조건 역 시 (*B*, *D*) = (+1,+1)이 됨을 알 수 있다. 참고로, 이 때 동일 한 방식으로 얻은 β에 대한 모델링 결과는 다음과 같다.

$$b = 0.511 + 0.089B - 0.145G + 0.065H - 0.031J$$
(30)

만약 식 (29)와 식 (30)을 얻는 과정에서 잔차분석 등을 수행하 여 정규성이 충족되지 않을 때에는 GLM 적용을 검토해야 하 지만 여기서는 생략하기로 한다.

## 4. Functional Response System의 강건설계

전술한 바와 같이, 동적 강건설계의 대상은 Measurement System (MS), Multiple-Target System(MTS), Functional Response System (FRS)의 세 가지로 나누어 생각할 수 있다. 제 2.2절의 논의는 주로 처음 두 가지에 관한 것으로 볼 수 있다. 여기서는 FRS의

강건설계에 대해 살펴본다.

Functional Response 란 간단하게 말해서 측정치가 프로파일 형태로 얻어진 것이다. 다양한 잡음의 영향 하에서도 가장 바 람직한 프로파일을 얻을 수 있도록 설계변수의 최적조건을 찾 는 것이 곧 FRS의 강건설계가 된다. Nair et al.(2002)은 이를 위 한 접근방법으로서 Functional Regression과 Parametric Regression을 제시하였다. 전자는 신호인자의 수준마다 망목특성과 같은 분석을 통해 산포효과와 위치효과를 측정한 후 이를 신 호인자 축에서 한꺼번에 비교하는 방법이다. 신호인자의 수준 에 따라 각 설계변수가 산포효과와 위치효과에 어떤 영향력을 주는지 파악하는 데 도움이 되지만 최적조건을 정하는 것이 단순하지는 않다. 후자는 내측조건마다 얻어진 프로파일을 신 호인자의 함수로 모델링하는 것이다. 물론 함수관계는 알려져 있어야 하며 Nonlinear Regression을 통해 회귀계수 ( $\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_n$  $(\theta_{x})$ 를 추정한 후 계수 별로 모델링을 하고 최적조건을 구하는 방법이다. 역시 계수 별로 최적조건이 상충되는 경우가 발생 하므로 다특성 최적화문제를 다루는 것과 유사하다. 그들은 사례분석을 통해 Functional Regression 쪽이 보다 유연하고 사 용하기 쉽다는 결론을 내렸고 Parametric Regression이 적용가 능하다고 하더라도 Functional Regression의 적용을 검토해 보 길 권장하고 있다.

Govaerts and Noel(2005)는 프로파일 자체에 대한 모델을 확 보할 수 있다는 점에서 Parametric Regression이 매력적인 방법 임에는 틀림이 없지만 Signal-Response 함수관계를 사전에 알 고 있어야 한다는 제약이 있음을 지적하였다. 반면, Functional Regression은 적용이 유연하고 간단하다는 장점이 있으나 신 호인자의 다양한 수준에서의 예측 즉 내삽이 곤란하다는 단점 을 언급하였다. 또한 그들은 제 3의 방법으로서 신호인자의 함 수변환을 이용하여 프로파일을 모델링할 것을 제안하였다. 이 렇게 하면 더 나은 모델링은 가능하지만 적절한 함수변환을 어떻게 선택할 것인지에 대해서는 의문의 여지가 있다.

한편 Fogliatto(2008)은 목표 프로파일과 관측 프로파일 간의 거리를 측정함으로써 이를 최소화하는 절차를 제시하였고 Goethals and Cho(2011)은 신호인자의 관측점마다 망목특성의 기대손실을 구하고 이를 다시 *M*에 대해 적분한 총비용으로 강건설계를 수행할 것을 제안하였다. 이 방법들은 거리 혹은 비용이라는 단순한 목적함수를 제시함으로써 강건설계를 단 순화하고자 했지만 산포효과와 감도효과가 분리되지 않기 때 문에 목표 프로파일에 변동이 생겼을 때 효과적으로 대응하기 어렵다는 문제가 있다.

# 5. 결 론

동적 강건설계의 대상은 크게 Measurement System(MS), Multiple-Target System(MTS), Functional Response System(FRS) 이렇게 3 가지로 구분된다. 다구치의 SN비는 MS의 경우에는 예측오차 분산과 대등한 것이며, MTS의 경우에는 조정 후 기대손실로 서 해석이 가능하다. 반면, FRS를 위한 SN비에 대해서는 아직 연구가 미홉한 실정이다.

다구치의 SN비는 강건설계의 측도로서 널리 사용되고 있지 만 개별 문제의 특성을 충분히 수용하지 못한다는 지적을 받아 왔다. 이를 보완하기 위해 Performance Measure Modeling(PMM) 과 Response Function Modeling(RFM) 크게 두 가지 방향으로 연구가 이루어져왔다. PMM은 적용이 간단하여 실무자로부터 선호되고 있지만 정보의 손실을 피할 수 없고 잡음인자가 Fixed Effect인 경우에는 적용하기 곤란하다는 단점이 있다. 반 면 RFM은 강력한 분석이 가능하지만 비교적 절차가 복잡하고 실험계획의 정교함이 요구된다는 제약이 있다.

본 논문은 동적 SN비에 대한 해석을 제공하였고 다구치방 법의 대안을 PMM과 RFM으로 구분하여 소개하였다. 또한 예 제를 통해 PMM과 RFM의 적용과정을 설명하였다. 특히 SN비 의 맹목적인 사용을 경계하면서 일반화 SN비를 선택하는 과 정을 비교적 자세하게 기술하였다. 분석결과, SN비의 선택에 따라 최적조건이 상반될 수 있음이 확인되었고 유의한 인자의 선별에도 영향을 미치는 것으로 나타났다. 끝으로는 Functional Response의 강건설계에 관한 연구내용을 요약하여 정리하 였다. 본 논문의 내용은 독자들이 동적 강건설계에 대한 이해 도를 높이고 분석방법 선택시 유의할 점과 중점적으로 연구되 는 주제가 무엇인지 파악하는 데 도움이 될 것으로 기대된다. 반면, 실험계획에 관한 논의가 없다는 것은 본 논문의 한계로 지적된다. 이런 연유로, 예제분석 중에도 일부실시법 적용으로 야기되는 교락에 대해서는 고민하지 않았다. 향후, 동적 강건 설계를 위한 실험계획의 구성 및 선택에 대해서도 별도의 정 리와 연구가 필요하다고 믿어진다. 또한 Tsui(1999)의 분석결 과로 소개한 평균모델에는 잡음인자가 포함되지 않았고 감도 조정이 고려될 때의 최적조건에 대해서도 본 논문에서는 다루 지 않았다.

최근 센서기술이 발전함에 따라 성능특성을 프로파일 형태로 얻을 수 있는 경우가 많다. 이러한 Functional Response System 의 경우에도 조정의 개념을 포함하는 강건설계 연구가 필요할 전망이고 프로파일 특성의 허용차설계 역시 유익한 연구주제 가 될 것이다. 이외에도, 측정시스템의 경우 다구치 SN비는 검 교정과 깊은 관계가 있으므로 다변량 검교정에 대응하는 SN 비와 강건설계 역시 흥미로운 연구주제이다.

## 참고문헌

- Box, G. E. P. (1988), Signal-to-Noise Ratios, Performance Criteria, and Transformations, with discussions, *Technometrics*, **30**, 1-40.
- Dasgupta, T., Miller, A., and Wu, C. F. J. (2010), Robust Design of Measurement Systems, *Technometrics*, 52(1), 80-92.
- Fogliatto, F. S. (2008), Multiresponse Optimization of Products with Functional Quality Characteristics, *Quality and Reliability Engi*neering International, 24, 927-939.

- 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, 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**, 509-520.
- Gupta, S., Kulahci, M., Montgomery, D. C., and Borror C. M. (2010), Analysis of Signa-Response Systems Using Generalized Linear Mixed Models, *Quality and Reliability Engineering International*, 26, 375-385.
- Joseph, V. R. (2003), Robust Parameter Design with Feed-Forward Control, *Technometrics*, 45(4), 284-292.
- Joseph, V. R. and Wu, C. F. J. (2002), Robust Parameter Design of Multiple Target Systems, *Technometrics*, 44(4), 338-346.
- Kim, S. J. (2003), A Comparison of Empirical Analysis Procedures for the Taguchi Robust Design, Proceedings of 2003 Spring Conference of Korean Society for Quality Management, 586-591.
- 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, 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.
- Lunani, M., Nair, V. N. and Wasserman, G. S. (1997), Graphical Methods for Robust Design with Dynamic Characteristics, *Journal of Quality Technology*, 29(3), 327-338.
- Miller, A. (2002), Analysis of Parameter Design Experiments for Signal-Response Systems, *Journal of Quality Technology*, 34(2), 139-151.

- Miller, A. and Wu, C. F. J. (1996), Parameter Design for Signal-Response Systems : A Different Look at Taguchi's Dynamic Parameter Design, *Statistical Science*, 11(2), 122-136.
- Nair, V. N. (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 Tech*nology, 34(4), 355-370.
- Nelder, J. A. and Lee, Y. (1991), Generalized Linear Models for Analysis of Taguchi-type Experiments, *Journal of Applied Stochastic Models and Data Analysis*, 7, 107-120.
- Phadke, M. S. (1989), Quality Engineering Through Robust Design, Prentice-Hall, Eaglewood Cliffs, NJ.
- Shoemaker, A. C., Tsui, K. L., and Wu, C. F. J. (1991), Economical Experimentation Methods for Robust Design, *Technometrics*, 33(4), 415-427.
- Taguchi, G. (1988), Signal-to-Noise Ratios for Quality Assessment, Quality Engineering Series, Volume 3, Japanese Standard Association, Tokyo.
- Taguchi, G. and Yano, H. (1994), Lecture on Quality Engineering Applications : Quality Engineering for Technology Development, Japanese Standard Association, Tokyo.
- Tsui, K. L. (1999), Modeling and Analysis of Dynamic Robust Design Experiments, *IIE Transactions*, 31, 1113-1122.
- Yum, B. J., Kim, K. S., Lee, P. H., Park, Y G. and Kim, S. J. (1997), Quality Engineering in Semiconductor Manufacturing with Emphasis on Patterning and Thin Film Forming Processes, *Industrial Engineering Interfaces*, 10(1), 67-77.