

☒ 연구논문

동특성 파라미터설계를 위한 SN비의 결정 및 분석⁺

김성준

강릉대학교 산업공학과

Determination and Analysis of Signal-to-Noise Ratios for
Parameter Design with Dynamic Characteristics

Seong-Jun Kim

Dept. of Industrial Engineering, Kangnung National University

Abstract

Taguchi's parameter design is a method for quality improvement by making the performance of a system robust to noise. Parameter design with dynamic characteristics has been recently the subject of much interest. This paper is concerned with a review and a generalization of the Signal-to-Noise (SN) ratio, a quality measure for parameter design with dynamic characteristics, proposed by Taguchi. We present a method for determination and analysis of the generalized SN ratio and illustrate its implementation by example.

1. 서론

다구치(Taguchi)가 제안한 파라미터설계(parameter design)는 품질향상을 위해 제품이나 공정의 최적설계에 중점을 둔 방법으로서 많은 관심과 논의의 대상이 되고 있다. 품질개선을 위한 많은 방법들이 주로 제품 품질의 검사 및 공정의 진단 등에 초점을 맞추었던 데 비해 파라미터설계는 제품의 사용기간 중 만나게 될 성능교란요인, 즉 잡음에의 안정성(robustness)을 강조하고 있다. 따라서, 파라미터설계의 핵심은 제품의 개발이나 설계 단계에서부터 잡음에 대해 안정적인 성능을 갖도록 제품을 설계

⁺ 이 논문은 1996년도 한국학술진흥재단의 공모과제(신진교수) 연구비에 의하여 연구되었음.

함으로써 제품품질을 향상시키는 데 있으며, 이를 위한 성능측도로서 다구치는 SN비(signal-to-noise ratio)를 이용할 것을 제안하고 있다[Taguchi and Phadke, 1984].

파라미터설계에서는 품질특성을 신호인자(signal factor)가 존재하는가의 여부에 따라 동특성과 정특성으로 분류하고 있는 데, 신호인자란 품질특성에 대한 입력의 역할을 하는 변수로서 변화하는 목표치에 대응하기 위한 인자를 뜻하며 동특성은 정특성 중 망목특성의 일반형으로 간주될 수 있다[5, 6, 7]. 예를 들어, 전기도금공정에서 피도금체의 도금두께를 원하는 값으로 일정하게 유지시켜 주는 것도 중요하지만 도금두께를 그때그때 원하는 값으로 맞추어 주는 것이 필요할 때가 있다. 이 경우, 전류밀도를 변화시킴으로써 도금두께를 원하는 값으로 맞출 수 있으므로 전류밀도가 신호인자에 해당된다. 이 예에서 파라미터설계의 초점은 다양한 목표치에 대해 그때그때 전기도금이 잡음의 영향에 관계없이 안정적으로 이루어져 도금두께의 산포가 최소화되는 설계변수(design parameters)의 최적조건을 찾는 것이 된다. 이와 같이 품질향상을 위한 방안으로서 제시된 다구치의 파라미터설계는 개념적으로는 많은 공감대를 형성하고 있으나 그 분석방법이나 수행절차에 있어서는 몇 가지 미비점이 지적되고 있다[Nair, 1992]. 또한 실제현장에서 발생하는 대부분의 품질문제는 동특성의 관점에서 다루어지는 것이 보다 일반적이라고 볼 수 있지만, 기존 연구는 대부분 정특성을 다루고 있으며 동특성에 관련된 연구는 상대적으로 미흡한 실정이다.

본 논문은 우선 동특성 파라미터설계를 위한 다구치 SN비의 의미와 함께 그 일반화 방안에 대해 논의하고자 한다. 아울러, 보다 일반화된 품질측도를 제시하고 그 결정 및 분석방법을 제안하고자 한다. 수치 예를 통해 제안된 방법의 수행절차를 보이고 이를 다른 결과와 비교함으로써 그 유용성에 대해 논의하고자 한다.

2. 동특성 파라미터설계를 위한 SN비

2.1 다구치의 동특성 파라미터설계와 SN비

다구치는 품질을 제품이 제 성능을 유지하지 못한 채 목표치로부터 산포하기 때문에 발생하는 손실이라 표현하고 있으며 이를 다음의 2차 손실함수로 정의하고 있다.

$$L(y) = w(y - \tau)^2 \quad (1)$$

단 y 는 품질특성, τ 는 목표치, 그리고 w 는 비용관련 상수를 각각 의미한다. 신호인자를 M 이라 할 때, y 와 M 간에는 $y = \alpha + \beta M + e$ 의 관계가 성립한다고 가정할 수 있다[Taguchi and Phadke, 1984]. 단 β 는 y 에 대한 신호의 영향력을 의미하는 1차항 계수이고, e 는 신호의 비직선성이나 잡음의 영향으로 인한 오차로서 그 분산은 σ^2 이다. 여기서, 품질평가를 위한 SN비는 $\eta = 10 \log(\beta^2/\sigma^2)$ 으로 정의된다[6, 7]. 즉

SN비가 큰 설계란 신호의 영향력이 크고 동시에 잡음의 영향력이 약한, 다시 말해 잡음의 영향에 안정적이면서 동시에 신호의 변화를 잘 탐지해내는 설계를 뜻한다. 다구치는 최적설계조건을 찾기 위해, 우선 SN비를 최대화하도록 설계변수의 조건을 결정한 후, 이 조건 하에서 목표감도로 맞추기 위해 감도 β 를 조정하도록 하는 2단계 최적화절차를 제안하고 있다[6, 7]. 특히, 감도조정은 추후 제품의 실제 사용조건이나 변화하는 목표감도에 따라 이루어지는 작업이므로, 제품의 개발이나 설계 단계에서는 직접 감도를 조정할 필요는 없고 단지 어떤 인자가 조정용으로 이용될 수 있는가를 연구하면 된다. 이러한 2단계 절차의 장점은 목표치에 의존하지 않고 품질변동을 최소화하는 최적조건을 탐색하게 하므로 Leon et al.(1987)이 지적한 대로 설계연구의 효율성 제고에서 찾을 수 있다. 감도조정인자는 보통 설계변수 중 β 에만 영향을 미치는 것으로 정하는 데 앞의 도금공정의 예에서는 도금시간이 여기에 해당된다.

파라미터설계를 위해 필요한 데이터를 얻는 데 있어 다구치는 직교표에 의한 실험계획을 사용할 것을 제안하고 있다. 우선 설계변수를 직교표에 적절히 배치한 후, 잡음조건을 변화시켜 가면서 데이터를 얻는 데, 설계변수를 배치한 직교표를 내측배열, 잡음인자를 배치한 실험계획을 외측배열이라 부른다. 동특성의 경우는 신호인자가 있으므로 잡음인자와 함께 외측에 배치한다. 이러한 구조의 실험계획을 직적배열(product array)이라 부르는 데 내측배열의 특정 행은 특정 설계조건을 의미하게 된다. 이 때, i 번째 설계조건에서 얻어진 데이터는 다음과 같이 신호인자에 대한 1차식 모형으로 나타낼 수 있다[Taguchi and Phadke, 1984].

$$y_{ijk} = \alpha_i + \beta_i M_j + e_{ijk} \quad (2)$$

단 $i = 1, 2, \dots, l$, $j = 1, 2, \dots, m$, $k = 1, 2, \dots, n$ 이며 l , m , n 은 실험에 포함되는 내측 설계조건, 신호인자의 수준수, 잡음인자의 수준수를 각각 뜻한다. 또 오차항에는 잡음과 각종 오차의 영향이 뒤섞여 있고 그 분산은 σ_i^2 으로 나타낸다. SN비는 β_i^2 과 σ_i^2 을 적절히 추정한 후 $\hat{\eta}_i = 10 \log(\hat{\beta}_i^2 / \hat{\sigma}_i^2)$ 로 계산된다[6, 7].

다구치의 파라미터설계가 품질개선을 위해 유용한 도구와 새로운 원리를 제공했다는 점에서 그 공헌은 인정될 수 있겠으나[Nair, 1992], 그가 제안한 SN비가 과연 품질평가측도로서 적절한 것인가 그리고 손실과 SN비는 어떤 관계에 있는가에 대해서는 의문이 제기될 수 있다. 또한 그의 2단계 최적화절차가 과연 최적설계조건을 찾는 데 성공할 수 있을지도 명확하지 않다. 동특성 파라미터설계에 있어 이와 같은 문제점을 다른 연구에 대해 이하에서 설명하고자 한다.

2.2 예측오차로서의 SN비 (SN ratio as a prediction error)

Miller and Wu(1993)는 다구치의 SN비와 계측시스템의 예측오차분산 간의 관계에 대해 다음과 같이 설명하고 있다. 계측기의 관측치가 참값과 $Y = \alpha + \beta M + \varepsilon$ 의 관계에 있고 ε 은 $N(0, \sigma^2)$ 를 따르는 랜덤오차라고 하면, 미래의 관측치 y_{obs} 가 얻어졌을

때 α , β , σ^2 을 모두 알고 있는 경우 참값 M 은 $\hat{M} = (y_{obs} - \alpha)/\beta$ 로 예측할 수 있다. 이 때, $E(\hat{M} - M)^2 = \sigma^2/\beta^2$ 이므로 SN비를 최대화하는 것은 곧 예측오차를 최소화하는 것과 같게 된다. 한편 α , β , σ^2 이 모두 알려져 있지 않은 경우에도, \hat{M} 에 대한 신뢰구간의 폭이 $\hat{\beta}^2/s^2$ 의 감소함수이므로 역시 SN비를 최대화하는 것은 예측오차를 최소화하는 것과 마찬가지이다. 이처럼 이들은 다구치의 SN비에 대해 실제적인 의미를 부여하고 그것이 이론적으로도 합당한 것임을 밝혔지만, 그 내용이 계측시스템에 국한되고 있다는 점에서 한계가 있다고 여겨진다.

2.3 산포측도로서의 SN비 (SN ratio as a dispersion measure)

직접 SN비 $\hat{\beta}^2/s^2$ 를 구하지 않고 각 설계변수가 감도측도와 산포측도 양쪽에 모두 영향을 주는 현상, 즉 간섭(cross-talk)을 제거한 후 순수한 산포측도로서의 SN비를 구하는 방법이 Lunani et al.(1997)에 의해 제안되었는데, 그 내용은 다음과 같다. 우선, 다음과 같은 비례식 모형을 가정한다.

$$y_{ijk} = \beta_i M_j + e_{ijk} \quad (3)$$

단 $\text{var}(e_{ijk}) = \sigma_i^2$ 이다. 여기서 β_i 가 σ_i 에 어떻게 영향을 미치는지 알아낼 수 있다면, 감도효과와 산포효과를 분리해낼 수 있고 이를 통해 산포측도를 정의하여 파라미터설계에 이용할 수 있다. 이를 위해 β_i 와 σ_i 간에

$$\sigma_i^2 = \phi_i^2 \beta_i^\gamma, \quad i = 1, 2, \dots, l \quad (4)$$

의 관계를 가정하는 데, 여기서 ϕ_i^2 는 설계조건 i 의 고유한 산포측도이며 γ 는 간섭의 정도를 나타내는 값으로 모든 설계조건에 공통이다. 그러므로 먼저 β_i 와 σ_i 를 추정한 후 γ 를 결정하고 각 설계조건에 대해 $\phi_i^2 = \sigma_i^2/\beta_i^\gamma$ 를 계산, 분석함으로써 산포측도를 최소화하는 최적설계조건을 구할 수 있다. 만약 $\gamma = 2$ 라면 ϕ_i^2 은 다구치의 SN비와 서로 대등한 것이 되는 데, 경우에 따라 γ 가 다를 수 있다는 점을 인식할 때 이들의 연구는 다구치의 SN비를 모형 (3)과 가정 (4) 하에서 일반화한 것으로 볼 수 있다. 한편 γ 와 ϕ_i^2 를 구하기 위한 도구로서 이들은 두 가지 그래프, SS-plot과 γ -plot을 제안하였는데 그 활용절차는 다음과 같다.

우선, 식 (4)의 양변에 로그를 취하면 다음과 같은 선형모형을 얻을 수 있다.

$$\log \sigma_i = \log \phi_i + \gamma/2 \log \beta_i \quad (5)$$

여기서 설계변수가 감도에 유의한지 또는 산포에 유의한지를 파악하기 위해, β_i 의 추정치인 b_i 와 σ_i 의 추정치인 표준오차 s_i 를 로그 축에서 타점한 것이 SS(sensitivity-standard deviation)-plot이다. SS-plot을 통해 감도와 산포에 유의한 설계변수들을 식별한 후 이들을 적절하게 분리할 수 있는 γ 를 정하기 위해 각 설계변수의 산포효과와 통계적 유의성을 γ 의 변화에 따라 묘사한 것이 γ -plot이다.

그러나 SS-plot이 감도조정인자와 산포제어인자의 식별을 항상 보장하는 것은 아니며, 또한 γ 의 선택이 분리성(separation)과 경제성(parsimony)의 원칙에 의해 이루어지지만 어디까지나 γ -plot이라는 그래프에 의존하고 있어 그 결과는 주관적일 가능성이 있다. 그리고 감도조정인자가 다수인 경우에 발생할 수 있는 상쇄관계를 어떻게 처리해야 하는지가 불분명하며, 영점조정이 가능한 경우에도 식 (3)의 비례식 모형을 그대로 따를 것인가도 의문시된다. 따라서 보다 확장된 모형 하에서, SS-plot과 γ -plot에 의존하는 절차를 정량적으로 보완할 수 있는 방안이 요구된다. 이와 관련된 최근의 연구로서 임과 이(1997)는 γ 를 선택하기 위해 b_i 와 s_i^2/b_i^2 의 표본상관계수를 최소화하는 규칙을 제시하였고, 유의확률그래프를 통해 감도조정인자와 산포제어인자를 분류하는 방안을 예시한 바 있다.

2.4 조정 후 기대손실 (expected loss after adjustment)

현실적으로 신호와 품질특성 간의 관계가 식 (2)와 같이 1차식으로 묘사된다 하더라도 대부분의 동적 기능에서는 신호와 품질특성 간의 관계는 비례식이 바람직하므로 $\tau = \beta_0 M$ 으로 목표치를 표현할 수 있다. Leon et al.(1987)에서는 이러한 목표치와 품질특성에 대한 설계변수 간의 전이함수모형을 가정하여 기대손실을 유도함으로써 다구치 SN비의 의의를 입증한 바 있다. 이 연구는 다구치의 동특성 파라미터설계를 일반화하고자 하는 첫 연구였다는 점에서 의의를 찾을 수 있겠으나, 전이함수에 대한 사전지식이 부족한 경우에는 그들이 제안한 방법을 적용하기 곤란할 뿐 아니라 구체적인 평가방법을 제공하지 않았다는 점에서도 그 한계가 있다.

파라미터설계에서는, 현장에서 제품이 실제로 사용될 때 감도를 원하는 값으로 맞추기 위해 감도조정인자가 이용된다. 그러므로 설계단계에서 품질손실을 평가할 때에도 이 제품이 나중에 조정될 것임을 염두에 두어야 한다. 이러한 관점에서, 식 (1)의 손실함수 자체로는 합리적인 품질기준이 될 수 없으며 현재의 품질특성 y 대신 조정 후 품질특성 y_a 와 다음과 같은 조정 후 손실함수를 생각해야 한다[Phadke, 1989].

$$L(y_a) = w(y_a - \tau)^2 \quad (6)$$

한편 y 와 y_a 의 관계를 가정할 때 우선적으로 고려할 문제는 현재의 감도 β 를 목표감도 β_0 로 맞출 때 감도 뿐 아니라 오차항도 함께 변화할 수 있다는 점이다. 이를 반영하여 감도와 오차항 간의 기본적 관계를 수립하기 위해 식 (4)의 가정을 도입하

면, 식 (2)는 $y = \alpha + \beta M + \beta^{\gamma/2} \epsilon$ 으로 표현될 수 있다. 단 $\text{var}(\epsilon) = \phi^2$. 그러면 α 만큼의 영점조정과 β_0 로 감도조정을 수행한 후, 품질특성은 $y_a = \beta_0 M + \beta_0^{\gamma/2} \epsilon$ 으로 나타낼 수 있다. 이 결과를 $\tau = \beta_0 M$ 과 함께 식 (6)에 대입하고 기대값을 취하여 정리하면, $L(y_a)$ 의 기대값 즉 조정 후 기대손실은 $w \beta_0^2 \phi^2$ 이 된다. 여기서 w 와 β_0 는 모든 설계조건에 공통이므로 조정 후 기대손실은 결국 Lunani et al.(1997)이 제시한 산포측도 ϕ^2 과 같음을 알 수 있다. 따라서 동특성 파라미터설계를 위한 일반화 SN비는

$$\eta = 10 \log(\beta^{\gamma}/\sigma^2) \quad (7)$$

과 같이 정의될 수 있으며, 지금까지 설명한 바와 같이 이는 단순한 산포측도로서뿐 아니라 감도조정을 이미 고려하고 있는 품질손실로서도 이해되어야 할 것이다.

3. SN비의 결정 및 분석방법

3.1 γ 의 결정방법

1차식 모형 하에서 식 (7)의 일반화 SN비를 평가하기 위해서는 우선 γ 를 결정해야 하는 데, 이를 위한 계량적인 접근방법을 설명하고자 한다. 적절하게 선택된 감도조정 인자들에 대해 그 수준별 표준편차와 감도의 기대값을 각각 σ_{uv} 와 β_{uv} 라 하면, ϕ_{uv} 의 기대값은 모형 (5)에 의해 다음과 같이 표현될 수 있다.

$$\log \phi_{uv} = \log \sigma_{uv} - \gamma/2 \log \beta_{uv}, \quad u = 1, 2, \dots, t, \quad v = 1, 2, \dots, l_u$$

단, t 와 l_u 는 감도조정인자의 수와 u 번째 감도조정인자의 수준수를 각각 뜻한다. 감도조정인자는 산포에 영향을 주지 않아야 하므로 다음 조건을 만족해야 한다.

$$\log \phi_{u1} = \log \phi_{u2} = \dots = \log \phi_{u, l_u}, \quad u = 1, 2, \dots, t$$

이 조건을 가장 잘 만족하는 γ 는 다음 제곱합을 최소화하는 γ 로서 구할 수 있다.

$$\sum_{u=1}^t \sum_{v=1}^{l_u} (\log \phi_{uv} - \log \phi_u)^2 / (l_u - 1) \quad (8)$$

단 $\log \phi_u = \sum_{v=1}^{l_u} \log \phi_{uv} / l_u$ 이다. 즉, 식 (8)을 γ 에 대해 편미분한 결과를 0으로 놓고 다시 γ 에 대해 정리하면 다음과 같은 결정식을 얻을 수 있다.

$$\gamma^* = 2 \frac{\sum_{u=1}^t \sum_{v=1}^{l_u} (\log s_{uv} - \log s_u) \log b_{uv} / (l_u - 1)}{\sum_{u=1}^t \sum_{v=1}^{l_u} (\log b_{uv} - \log b_u) \log b_{uv} / (l_u - 1)} \quad (9)$$

여기서, $\log s_{uv}$ 와 $\log b_{uv}$ 는 각각 u 번째 감도조정인자 v 번째 수준에 대한 $\log s$ 와 $\log b$ 의 수준별 평균값이고, $\log s_u$ 와 $\log b_u$ 는 각각 u 번째 감도조정인자에 대한 $\log s$ 와 $\log b$ 의 전체평균값을 의미한다. 따라서, 각 설계조건에 대한 일반화 SN비는

$$\hat{\eta} = 10 \log (b^\gamma / s^2) \quad (10)$$

과 같이 추정하여 구할 수 있다. 한편 감도조정인자는 감도유의인자 중 순수하게 감도에만 효과가 있는 것으로 선택되는 데 여기에 관한 정보를 얻기 위해 SS-plot을 이용할 수 있다. 그 절차를 수치 예를 통해 다음 절에서 살펴보고자 한다.

3.2 수치 예 및 비교

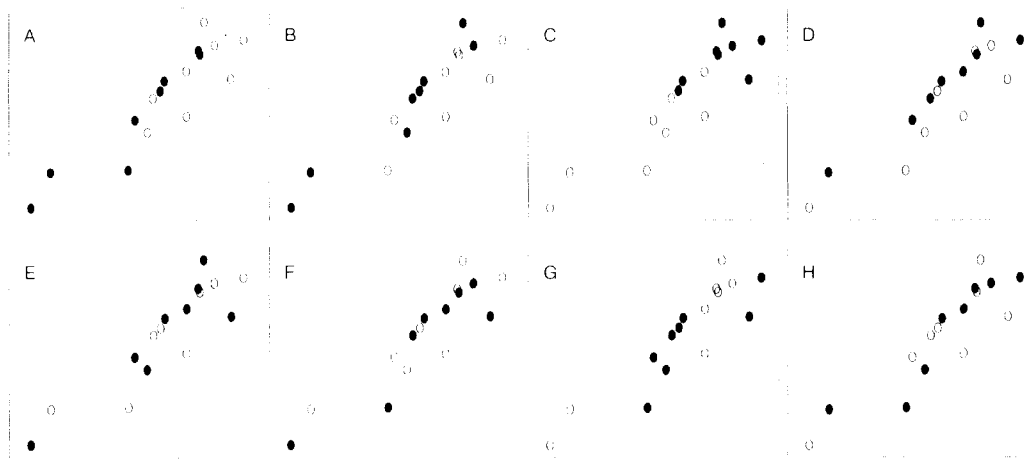
다음 <표 1>에는 $\gamma=4$ 를 참값으로 하여 생성된 수치 예가 제시되어 있다. 감도유의인자는 A, B, C이고 산포유의인자는 B, D, G로서, B는 감도와 산포 양쪽에 매우 유의한 인자로 고려되었다. 또한 1차식 모형 하에서 추정된 b 와 s 가 계산되어 있다.

우선 b 에 대한 예비분석을 통해 감도유의인자를 찾는 데, 여기서는 분산분석을 수행한 결과 역시 A, B, C가 감도에 유의한 것으로 나타났다. 보다 적절한 γ 를 구하기 위해서는 이들 중 혹은 산포에도 유의한 인자가 있는지 파악해야 한다.

< 표 1 > 동특성 파라미터설계를 위한 수치 예

설계 변수								M ₁ =100		M ₂ =200		M ₃ =300		b	s
A	B	C	D	E	F	G	H	N ₁	N ₂	N ₁	N ₂	N ₁	N ₂		
1	1	1	1	1	1	1	1	188.11	181.81	349.12	348.96	509.15	514.11	1.63	2.87
2	1	1	1	1	2	2	2	106.51	108.04	199.83	200.86	296.03	294.70	0.94	0.98
1	2	1	1	2	1	2	2	120.12	122.28	234.57	238.06	345.80	347.40	1.13	2.09
2	2	1	1	2	2	1	1	46.33	46.73	83.76	83.06	121.23	120.24	0.37	0.47
1	1	2	1	2	2	2	1	281.80	275.60	521.64	518.80	775.56	782.28	2.50	6.00
2	1	2	1	2	1	1	2	203.02	179.32	372.79	382.50	564.16	550.46	1.83	10.45
1	2	2	1	1	2	1	2	186.73	191.52	382.32	386.93	622.70	609.21	2.13	11.63
2	2	2	1	1	1	2	1	134.49	145.13	272.44	264.44	394.30	395.79	1.28	4.77
1	1	1	2	2	2	1	2	186.30	192.80	355.15	364.22	522.27	510.39	1.63	6.95
2	1	1	2	2	1	2	1	117.97	116.36	211.71	218.21	317.06	317.01	1.00	2.67
1	2	1	2	1	2	2	1	127.02	124.53	242.09	247.06	359.15	369.34	1.19	4.11
2	2	1	2	1	1	1	2	54.75	54.86	99.12	101.42	145.06	144.07	0.45	0.95
1	1	2	2	1	1	2	2	241.77	248.23	526.13	551.39	817.12	799.87	2.82	13.05
2	1	2	2	1	2	1	1	193.37	205.63	401.74	382.03	576.87	566.27	1.86	9.74
1	2	2	2	2	1	1	1	203.12	222.99	425.76	383.79	586.94	610.37	1.93	18.40
2	2	2	2	2	2	2	2	149.16	142.46	271.25	269.86	407.90	414.89	1.33	5.79

만약 그러한 인자가 있다면 산포제어인자로 분류해야 하는 데, 이를 위한 정보를 얻기 위한 SS-plot이 <그림 1>에 제시되어 있다. 우선 A, B, C에 대해서만 살펴보면, 감도조정을 위해서는 인자 C가 가장 바람직함을 알 수 있고 반면 인자 B는 산포에도 유의함을 관찰할 수 있다. 따라서 감도조정을 위해서는 C를 이용하거나 또는 C와 A를 함께 이용하는 것이 바람직할 것이며, 인자 B는 산포제어인자로 취급하는 것이 타당하다고 볼 수 있다. 그리고 다소 불분명한 점은 있지만, 인자 B를 포함해서 대체로 인자 D와 G가 상대적으로 유의한 산포효과를 갖고 있음을 엿볼 수 있다.



< 그림 1 > 수치 예에 대한 SS-plot

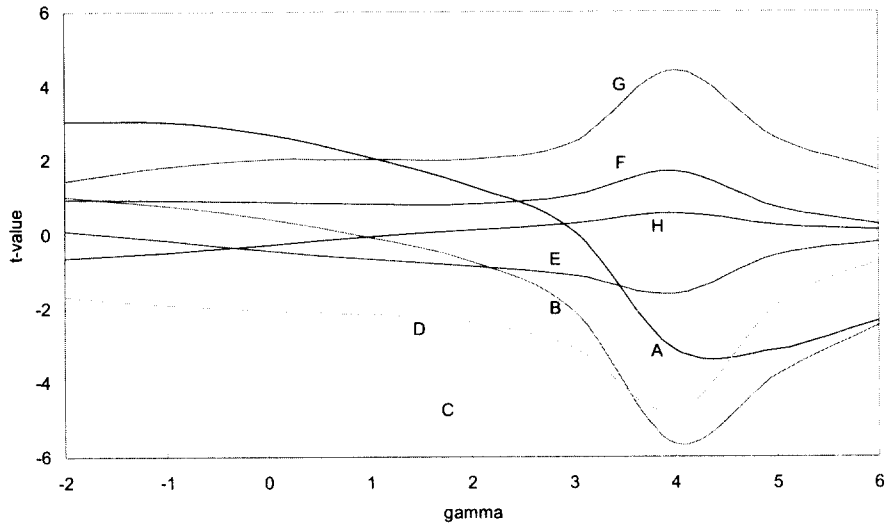
이제 감도조정인자로 선택된 A와 C가 산포에 유의한 효과를 갖지 않도록 γ 를 결정하는 데 이 값은 식 (9)에 의해 다음과 같이 간단하게 구할 수 있다.

$$\begin{aligned} \gamma^* &= 2 \frac{\sum_{v=1}^2 (\log s_{Av} - \log s_A) \log b_{Av} + \sum_{v=1}^2 (\log s_{Cv} - \log s_C) \log b_{Cv}}{\sum_{v=1}^2 (\log b_{Av} - \log b_A) \log b_{Av} + \sum_{v=1}^2 (\log b_{Cv} - \log b_C) \log b_{Cv}} \\ &= 3.73 \end{aligned}$$

즉 결과가 γ 의 참값 4에 대체로 근접하고 있어, 이 결정방법은 감도효과와 산포효과 간의 분리성을 효율적으로 달성할 수 있음을 보여주고 있다. 만약 어떤 기술적인 또는 비용적인 이유에서, 인자 A보다는 C를 감도조정인자로서 중시하고 싶다면 이와 같은 선호도를 식 (8)에 반영함으로써 γ 를 결정할 수도 있을 것이다. 실제로 본 수치 예에서 인자 A보다는 C가 감도조정력이 우수하므로, 예를 들어 2배의 가중치를 부여하여 계산하면 $\gamma^* = 3.96$ 이 된다. 이처럼 감도조정인자가 여러 개일 경우, 본 결정방법에서는 기술적, 비용적 선호도를 정량적으로 다룰 수 있다. 또한 임과 이(1997)에서

언급된 b 와 s^2/b' 의 표본상관계수를 최소화하도록 γ 를 결정하는 규칙을 적용해 보면 $\gamma^* = 3.53$ 이 되는 데, 이 결과 역시 참값에 대체로 근접하고 있음을 알 수 있다.

<그림 2>에는 본 수치 예에 대한 γ -plot이 도시되어 있다. 주관적인 측면이 없지 않지만, 역시 γ 는 감도조정인자로서 선택된 A와 C의 t -값이 교차하는 부근, 즉 3.5와 4.0 사이에서 결정되는 것이 무난할 것으로 판단되므로 앞에서 제시된 분석결과와 대체로 일치하고 있다. 한편 $\gamma = 2$ 에 해당되는 다구치 SN비를 이용하게 되면, 주요한 산포제어인자인 B를 검출하지 못하고 오히려 감도조정인자인 C를 산포제어인자로 분류하게 될 수도 있음을 보여주고 있다.



< 그림 2 > 수치 예에 대한 γ -plot

4. 결론

본 논문에서는 동특성 파라미터설계를 위한 다구치 SN비의 해석과 그 일반화에 대해 다루었으며 다구치 방법의 단점을 완화할 수 있는 일반화 SN비의 정량적인 결정 방법을 제안하였다. 우선 다구치 SN비에 관련된 여러 가지 논의를 고찰한 후, SN비의 확장에 관하여 최근 Lunani et al.(1997)이 제시한 산포측도가 조정 후 기대손실의 관점에서도 정당화될 수 있는 품질측도임을 보이고 이를 근거로 일반화 SN비를 정의하였다. 다구치 SN비와는 달리, 일반화 SN비는 오차에 미치는 감도조정의 영향이 비선형적인 경우 뿐 아니라 그 영향이 전혀 없는 경우에도 적용될 수 있으므로 다구치 SN비를 잘못 적용, 분석하는 데서 발생하는 오류를 완화시키는 데 도움이 될 수 있

다. 한편 일반화 SN비를 구하기 위한 방법으로 Lunani et al.(1997)은 SS-plot과 γ -plot을 제안하였지만, 본 논문에서는 SS-plot을 주로 감도조정인자를 선별하기 위한 목적으로 이용하였으며 γ -plot이 갖는 주관적인 측면을 보완할 수 있는 정량적인 결정방법을 제안하였다. 1차식 모형 하에서 생성된 수치 예를 통해 확인한 결과, 제안된 방법은 다구치 SN비를 사용할 때의 단점을 방지할 수 있을 뿐만 아니라 보다 효율적으로 일반화 SN비를 결정할 수 있음을 알 수 있었다. 아울러 제안된 방법은 감도조정인자가 여러 개 존재하는 경우에 기술적, 비용적 선호도를 정량적으로 반영할 수 있는 특징이 있다. 향후, 신호인자가 여럿 있는 동특성 파라미터설계, 다수의 동특성을 다룰 수 있는 파라미터설계 등으로 확장할 수 있는 방안을 마련하는 것이 필요하다고 생각된다.

참고문헌

- [1] 임용빈, 이영조(1997), "일반적인 SN비에 관한 소고," 「대한품질경영학회지」, 제 25권, 제 4호, pp. 88-98.
- [2] Leon, 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 Ratio," *Technometrics*, Vol. 29, No. 4, pp. 253-285.
- [3] Lunani, M., Nair, V.N. and Wasserman, G.S.(1997), "Graphical Methods for Robust Design with Dynamic Characteristics," *Journal of Quality Technology*, Vol. 29, No. 3, pp. 327-338.
- [4] Miller, A. and Wu, C.F.J.(1993), "Improving a Calibration System Through Designed Experiments," Technical Report, Institute for Improvement of Quality and Productivity, University of Waterloo.
- [5] Nair, V.N.(1992), "Taguchi's Parameter Design: A Panel Discussion," *Technometrics*, Vol. 34, No. 2, pp. 127-161.
- [6] Phadke, M.S.(1989), *Quality Engineering Using Robust Design*, Prentice-Hall.
- [7] Taguchi, G. and Phadke, M.S.(1984), "Quality Engineering Through Design Optimization," *Proceedings of GLOBECOM 84 Meeting*, IEEE Communications Society, Atlanta, GA, pp. 1106-1113.