

파라미터 설계에 대한 다중 반응 동시 최적화 대체 방안

박 병전 · 조 병엽 · 권 용만

조선대학교 전산통계학과

Alternative Methods for Simultaneous Optimization of Multi-Responses in Parameter Design

Park Byung-Jun · Cho Byung-Yup · Kwon Yong-Man

Dept. of Computer Science and Statistics, Chosun University

Abstract

Robust design is an approach to reducing performance variation of quality characteristic values in quality engineering. Taguchi has an idea that mean and variation are handled simultaneously to reduce the expected loss in products. Taguchi parameter design has a great deal of advantages but it also has some disadvantages. The various research efforts aimed at developing alternative methods.

1. 서 론

Taguchi 실험계획에서 파라미터 설계(Parameter Design)는 생산 공정에 있어서 질적 특성치의 수행 변동(Performance Variation)을 줄이는 하나의 방법으로서 Taguchi가 제안하여 사용한 대단히 실용적인 방법이다. 그 방법에 따르면 파라미터 설계의 기본개념에 의해서 생산 공정 과정에서 실험계획자에 의하여 제어할 수 있는 것은 제어인자(Control Factor)라고 하고 환경 조건과 실재 재료의 성질과 생산품의 노후화와 같이 제어하기 힘들거나 비용이 많이 드는 것은 잡음인자(Noise Factor)라고 한다. Taguchi의 파라미터 설계 자료는 Taguchi(1986, 1987)등이 있다.

이러한 방법을 적용하는데 있어서 독립 변수들은 반응에 영향을 주는 여러 가지 요인(Factor)들을 말하며 반응을 설명하는 변수라는 의미에서 설명 변수(Explanatory Variables)라고도 한다. 일반적으로 이 독립 변수들은 실험하는 사람에 의하여 임의로 조절될 수 있는 것들이다. 실제 문제에 있어서는 관심 있는 반응 변수의 수가 두 개

이상인 경우가 많다. 이 분야는 80년대에 여러 획기적인 발전을 이루어 왔다. 여기서 주목할 점은 k 개의 반응량이 있을 때 각 반응량을 최적조건들이 모두 다를 수 있으며, 모든 반응량들을 만족시킬 수 있는 하나의 최적조건을 찾는 것은 그리 단순한 문제가 아니다(Khuri와 Cornell(1987)).

k 개의 반응 변수로 인하여 k 개의 목표가 있다고 하고, 데이터로부터 각 반응 변수에 대한 반응함수(Response Function)를 추정하였다고 하자. 그러면 우리는 k 개의 반응함수들로부터 k 개의 목표를 만족시키는 독립 변수들의 최적조건을 찾는 것이 문제이다. 이와 같은 최적화문제는 Derringer와 Suich(1980) 그리고 Park(1980)등이 1980년대 초반까지 활발한 연구 활동을 하였다. 여기서는 여러 개의 반응함수가 다목적적인 반응관계에 있을 때 독립 변수들의 최적조건을 찾는 방법을 제시하였다.

이에 대해 본 페이지에서는 통합배열법을 제안한다. 이 방법은 Welch와 그의 (1990)에 의해 최초로 제안되었다. 그리고 이 방법을 Park과 Kwon(1995)에 의해 통합배열이라고 명명하였다. 통합배열의 기본적인 동기는 실험 크기의 절약이다. 즉 주 효과에 대한 추정을 기본으로 하면서 2인자 교호작용을 유연하게 대처하는 방법이다. 관련된 논문으로는 Vining와 Myers(1990)와 Box와 Jones(1990b) 기타 등등이 있다.

2. 로버스트 설계를 위한 다특성 동시 최적화

2.1 품질 평균과 분산에 대한 최적화 측도

반응함수 y 는 제어인자들과 잡음인자들에 의해 값이 정해지는 종속변수이다. 이에 대한 모형을 $y=f(x, z)$ 라하고 f 는 보통 모르는 함수이다. 위와 같은 가정에서 i 번째 이차반응모형을

$$y_i(x, z) = \beta_0 + x' \beta_i + x' B_i x + z' \gamma_i + z' R_i z + z' D_i x + \epsilon_i, \quad i=1, 2, \dots, r, \quad (2.1)$$

이다. 여기서 β_i 는 $l \times 1$, γ_i 는 $m \times 1$, $B_i' = B_i$ 는 $l \times l$, $R_i' = R_i$ 는 $m \times m$, D_i 는 $l \times m$ 그리고 ϵ_i 는 i 번째 반응함수에서의 실험오차이다. 최소제곱법에 의하여 회귀계수를 추정하면 적합된 2차회귀모형은 다음과 같다.

$$\hat{y}_i(x, z) = b_0 + x' \underline{b}_i + x' \hat{B}_i x + z' \underline{\gamma}_i + z' R_i z + z' \hat{D}_i x \quad i=1, 2, \dots, r \quad (2.2)$$

이에 대한 Box와 Jones(1992)가 제안한 i 번째 평균모형과 분산모형은 다음과 같다.

$$\hat{m}_i(x) = b_i + x' \underline{b}_i + x' B_i x + \frac{1}{3} \text{tr}(R_i), \quad i=1, 2, \dots, r \quad (2.3)$$

여기서 $tr(\widehat{R}_i)$ 는 행렬 \widehat{R}_i 의 대각선 원소들의 합이다.

$$\widehat{v}_i(\mathbf{x}) = \frac{1}{3}(\mathbf{x}_i + \widehat{D}_i\mathbf{x})'(\mathbf{x}_i + \widehat{D}_i\mathbf{x}) + \widehat{A}_i, \quad i=1,2,\dots,r \quad (2.4)$$

여기서 $\widehat{A}_i = \frac{1}{45} \left(4 \sum_{j=1}^m \gamma_{ij}^2 + 5 \sum_{j=1}^m \sum_{k=j+1}^m \gamma_{jk}^2 \right)$ 이고 γ_{jk}^i 는 \widehat{R}_i 의 j 번째 행과 k 번째 열의 원소이다.

먼저 품질평균에 대한 최적화 측도를 생각하자. i 번째 추정된 평균모형 $\widehat{m}_i(\mathbf{x})$ 를 i 번째 기대함수(Desirability Function) $d_i(\mathbf{x})$ ($0 \leq d_i(\mathbf{x}) \leq 1$), $i=1,2,\dots,r$ 로 변형시킨 다음 r 개의 평균모형들에 대한 총기대함수(Total Desirability Function)를 기하평균(Geometric Mean)을 사용하여 나타내면 다음과 같다.

$$D_m(\mathbf{x}) = (d_1(\mathbf{x}) \times d_2(\mathbf{x}) \times \dots \times d_r(\mathbf{x}))^{\frac{1}{r}} \quad (2.5)$$

r 개의 평균모형 대한 최적화 측도 D_m 을 다음과 같이 제안한다.

$$D_m = \max_{\mathbf{x} \in R_x} D_m(\mathbf{x}) = \max_{\mathbf{x} \in R_x} (d_1(\mathbf{x}) \times d_2(\mathbf{x}) \times \dots \times d_r(\mathbf{x}))^{\frac{1}{r}} \quad (2.6)$$

여기서 R_x 는 제어인자들 \mathbf{x} 의 흥미영역을 나타낸다. 제어인자들의 집합 $\mathbf{x} = (x_1, x_2, \dots, x_l)'$ 에 대한 최적점을 구할 수 있게 된다. 우리는 제어인자 \mathbf{x} 의 값들이 주어질 때 \widehat{m}_i 는 $\widehat{m}_i(\mathbf{x})$ 의 값을 나타내고 d_i 는 $\widehat{d}_i(\mathbf{x})$ 의 값을 나타내기로 하자. 모든 품질특성은 크게 망목, 망소 그리고 망대특성과 같이 3가지 종류로 분류하고 추정된 평균모형도 역시 3가지 종류로 분류할 수 있다. 따라서 평균모형에 대한 3가지 종류의 기대함수 $d_i(\mathbf{x})$ 를 살펴보기로 하자.

품질특성이 망대특성인 경우 반응함수를 식(2.1)과 같이 정의한다면 반응함수의 i 번째 추정된 평균모형 $\widehat{m}_i(\mathbf{x})$ 의 값도 또한 클수록 좋은 망대특성이 된다. 망소특성과 망목특성도 마찬가지로 정의할 수 있다. $\widehat{m}_i(\mathbf{x})$ 는 망대특성이므로 $\widehat{m}_i(\mathbf{x})$ 값이 커질수록 $d_i(\mathbf{x})$ 값도 커진다. $\widehat{m}_i(\mathbf{x})$ 를 최대로 하여야 할 경우에는 다음과 같이 단측변환한다. 망소특성과 망목특성도 마찬가지로 변환할 수 있다.

$$d_i(\mathbf{x}) = \begin{cases} 0 & \widehat{m}_i(\mathbf{x}) \leq m_{i*} \\ \left[\frac{\widehat{m}_i(\mathbf{x}) - m_{i*}}{m_i^* - m_{i*}} \right]^q & m_{i*} \leq \widehat{m}_i(\mathbf{x}) < m_i^* \\ 1 & m_i^* \leq \widehat{m}_i(\mathbf{x}) \end{cases} \quad (2.7)$$

여기서 m_{i*} 는 $\min_{\mathbf{x} \in R_x} \widehat{m}_i(\mathbf{x})$, m_i^* 는 $\max_{\mathbf{x} \in R_x} \widehat{m}_i(\mathbf{x})$ 그리고 q 는 '임의

의 실수값을 나타낸다. 망대특성에서 m_i^* 는 $\widehat{m}_i(\mathbf{x})$ 의 목표치가 된다. 따라서 $\widehat{m}_i(\mathbf{x})$ 가 m_i^* 일 때 $d_i(\mathbf{x})$ 값이 1로 최대로 바람직한 상태가 된다. 목표치 $\widehat{m}_i(\mathbf{x})$ 가 m_{i*} 에서 급속하게 증가하는 것이 바람직하다면 q 의 큰 값이 주어져야한다. 이를 그래프로 나타내면 그림 2.1이 된다. 망소특성일 경우 그림은 그림 2.1을 역으로 적용하면 그림 2.2와 같고 망목특성일 경우 그림 2.3은 목표치를 기준으로 하나는 망대특성이며 다른 하나는 망소특성의 그림을 적용한다.

품질변동에 대한 제어인자의 최적점을 구하기 위한 최적화 방법을 알아보기로 하자. 먼저 i 번째 추정된 분산모형 $\widehat{v}_i(\mathbf{x})$ 를 i 번째 기대함수 $d_i^*(\mathbf{x})$ ($0 \leq d_i^*(\mathbf{x}) \leq 1$), $i=1, 2, \dots, r$ 로 변형시킨 다음 r 개의 분산모형들에 대한 총기대함수를 기하평균을 사용하여 나타내면 다음과 같다.

$$D_v(\mathbf{x}) = (d_1^*(\mathbf{x}) \times d_2^*(\mathbf{x}) \times \dots \times d_r^*(\mathbf{x}))^{\frac{1}{r}} \quad (2.8)$$

따라서 식(2.8)에서 r 개의 분산모형에 대한 최적화 측도 D_v 를 다음과 같이 제안한다.

$$D_v = \max_{\mathbf{x} \in R_x} D_v(\mathbf{x}) = \max_{\mathbf{x} \in R_x} (d_1^*(\mathbf{x}) \times d_2^*(\mathbf{x}) \times \dots \times d_r^*(\mathbf{x}))^{\frac{1}{r}} \quad (2.9)$$

여기서 R_x 는 제어인자들 \mathbf{x} 의 흥미영역을 나타낸다. 식(2.9)으로부터 제어인자들의 집합 $\mathbf{x} = (x_1, x_2, \dots, x_l)'$ 에 대한 최적점을 구할 수 있게 된다.

한편, 품질의 변동(혹은 분산)은 작을 수록 좋은 망소특성이므로 반응함수의 i 번째 추정된 분산모형의 값도 또한 작을수록 좋은 망소특성이 된다. $\widehat{v}_i(\mathbf{x})$ 의 값이 작을수록 $d_i^*(\mathbf{x})$ 의 값이 커질 경우, 즉 $\widehat{v}_i(\mathbf{x})$ 를 최소로 하여야 할 경우에는 다음과 같이 단측변환 한다.

$$d_i^*(\mathbf{x}) = \begin{cases} 0 & v_i^* \leq \widehat{v}_i(\mathbf{x}) \\ \left[\frac{v_i^* - \widehat{v}_i(\mathbf{x})}{v_i^* - v_{i*}} \right]^w & v_{i*} \leq \widehat{v}_i(\mathbf{x}) \leq v_i^* \\ 1 & \widehat{v}_i(\mathbf{x}) \leq v_{i*} \end{cases} \quad (2.10)$$

여기서 v_{i*} 는 $\min_{\mathbf{x} \in R_x} \widehat{v}_i(\mathbf{x})$, v_i^* 는 $\max_{\mathbf{x} \in R_x} \widehat{v}_i(\mathbf{x})$ 그리고 w 는 임의의 실수값을 나타낸다. 우리는 제어인자 \mathbf{x} 의 값들이 주어질 때 \widehat{v}_i 는 $\widehat{v}_i(\mathbf{x})$ 의 값을 나타내고 d_i^* 는 $d_i^*(\mathbf{x})$ 의 값을 나타내기로 하자. 식(2.10)의 그래프는 그림 2.4와 같이 된다.

2.2 동시최적화 측도와 최적화 수법

품질특성이 r 개인 경우 로버스트 설계를 하기 위한 방안으로 품질평균에 대한 총기대함수 $D_m(x)$ 과 품질변동에 대한 총기대함수 $D_v(x)$ 를 동시에 고려한 동시최적화 측도를 생각해 볼 수 있을 것이다. 로버스트 설계를 위한 다특성 동시최적화 측도 P_d 를 다음과 같이 제안한다.

$$P_d = \max_{x \in R_x} P_d(x) = \max_{x \in R_x} [\lambda D_m(x) + (1 - \lambda) D_v(x)] \quad (2.13)$$

여기서 λ 는 0과 1사이의 실수이다. λ 는 품질평균에 대한 총기대함수 $D_m(x)$ 과 품질변동에 대한 총기대함수 $D_v(x)$ 에 대한 가중치이다.

$$P_d = \lambda D_m^* + (1 - \lambda) D_v^* \quad (2.14)$$

이 된다.

$P_d(x)$ 는 복잡한 함수 형태를 하고 있어서 수리적으로 최적해를 구하는데 어려움이 많다. 따라서 우리는 제어인자들(x)의 흥미영역 R_x 의 범위 내에서 즉, 일반적으로 $-1 \leq x_1, x_2, \dots, x_l \leq 1$ 에서 격자탐색(Grid Search)을 통하여 그 최적점을 구한다.

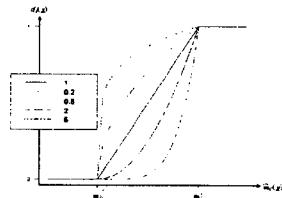


그림2.1 망대특성의
기대함수

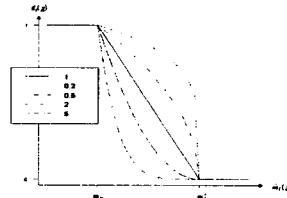


그림2.2 망소특성의
기대함수

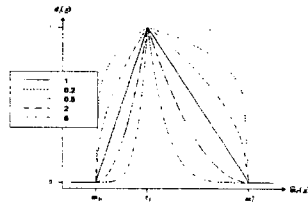


그림2.3 망목특성의
기대함수

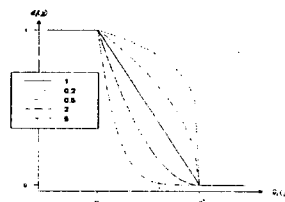


그림2.4 망소특성의
품질변동 기대함수

3. 예 제

제어인자 A, B, C 가 있다고 가정하자. 이에 대한 실험 직교 실험계획으로는

$L_{18}(2^1 \times 3^7)$ 을 이용하기로 한다. 또한 잡음인자 N 은 3수준을 갖는다고 하자.

N_{-1} : 좋은 조건, N_0 : 정상 조건, N_1 : 나쁜 조건.

제어인자들은 표3.1에 열거하였다. 표3.2는 강도 자료 y_1 과 마모 자료 y_2 와 치수 자료 y_3 에 대한 직교 배열표와 반응값을 나타낸다. 잡음인자에 대한 모든 조합의 전체 실험은 임의로 선택하여 실험을 실시한다. 여기에서 난수는 Box-Muller 방법에 의한 표준정규분포 생성 알고리즘을 이용한다. 우리는 다음과 같은 각 실험 조건의 반복으로부터 SN 비를 계산한다. 그 분산분석 결과를 보면 최적수준으로 표3.3이 된다.

여기에서 공정한 실험조건에서 3분의 1로 축소된 실험이 되는 통합배열법에 대해 생각해보자. 각 인자들끼리의 교호작용은 무시하고 Z 를 임의의 열에 배치가 가능한가를 검토해야 할 것이다. 6번열에 오차인자 (e)를 잡음인자 (Z)로 배치하고 그 회귀 계수를 구하여 평균반응과 분산반응을 구한다. 표3.4로부터 평균 반응 방정식을 이용하여 추정된 평균 반응 모형과 분산반응 모형은 다음과 같다.

$$\widehat{m}_1(x) = -1.56x_1 + 50.38x_2 - 1.35x_3 - 4.14x_1^2 + 61.32x_2^2 - 12.65x_3^2 + 25.41x_1x_2 + 12.065.51x_1x_3 - 0.52x_2x_3 + 192.32$$

$$\widehat{v}_1(x) = (2.67x_1 - 10.79x_2 - 0.55x_3 + 11.22)^2/3 + 48.36$$

흥미영역 R_x 는 다음과 같은 제약 조건이 있다. $-1 \leq x_1, x_2, x_3 \leq 1$ 과 R_x 위에서 $\widehat{m}_1(x)$ 와 $\widehat{v}_1(x)$ 범위는 각기 다음과 같다.

$$\min_{x \in R_x} \widehat{m}_1(x) = 139.485 \leq \widehat{m}_1(x) \leq \max_{x \in R_x} \widehat{m}_1(x) = 325.767$$

$$\min_{x \in R_x} \widehat{v}_1(x) = 48.364 \leq \widehat{v}_1(x) \leq \max_{x \in R_x} \widehat{v}_1(x) = 260.645$$

4. 결 론

이 논문에서 제안한 D_m , D_v 과 P_d 에서 구한 값들을 이용하여 Taguchi가 주장한 내용과 비교분석하기로 한다. 이를 통하여 제안된 방법 제안된 측도의 우월함을 알 수 있을 것이다. 표 3.5에서 D_m 측도는 상당히 좋은 값들이 보여짐을 알 수 있을 것이다. 표 3.6에서 D_v 측도는 6번 잡음인자가 다른 잡음인자보다 상당히 일정하게 좋은 기대를 갖고 있음을 알 수 있다. 마지막으로 표3.7에서 P_d 측도는 교차배열을 이용하였을 때 x 값들에서 고정된 $x_1 = -1$, $x_2 = 1$ 와 $x_3 = 0$ 하나의 최적점이 시뮬레이션 하는 동안 반복되지만, 통합배열에서는 매 반복이 실행 될 때마다 다른 최적점이 주어짐을 알 수 있다. 각 상황에 맞게 변화하는 최적조건의 우수함을 알 수 있다.

참 고 문 헌

- [1] Box, G. E. P. and Jones, S. P. (1990b). Robust Product Designs, Part II : Second-Order Models. Report 63, University of Wisconsin-Madison, *Center for to the Environment, Total Quality Management. 3, 265-282*
- [2] Derringer, G. and Suich, R. (1980). Simultaneous Optimization of Several Response Variables, *Journal of Quality Technology, 12, 214-219.*
- [3] Khuri, A. I. and Cornell, J. A.(1987). *Response Surfaces, New York : Marcel Dekker.*
- [4] Park, S. H.(1980). "통계적 다변량 반응표면분석에 의한 공정 최적화 수법과 그의 전산화", *한국 공업 학회지, Vol. 18, pp. 503-512*
- [5] Park, S. H and Kwon, Y. M.(1994). *Simultaneous Optimization of Multiple Responses for Robust Design. Seoul National University. July, 1994*
- [6] Taguchi, G.(1986). Introduction to Quality Engineering : *Designing Quality Into Products and Process, White Plains, NY : UNIPUB / Kraus International.*
- [7] Taguchi, G.(1987). *System of Experimental Designs : Engineering Methods to Optimize Quality and Minimize Cost, White Plains, NY : UNIPUB / Kraus International.*
- [8] Vining, G. G. and Myers, R. H.(1990). Combining Taguchi and Response Surface Philosophies : A Dual Response Approach, *Journal of Quality Technology, 22, 38-45.*
- [9] 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, 15-22.*

표3.1 요인과 수준

제 어 인 자	-1 수준	0 수준	1 수준
A : 시간(min)	120	125	130
B : 온 도(°C)	60	70	80
C : 밝 기(lux)	300	350	400

표3.2 $L_{18}(2^1 \times 3^7)$ 형 직교 배열표와 반응치

Source	e A B C e e e e	y_1				y_2				y_3			
Col Run #	1 2 3 4 5 6 7 8	N_{-1}	N_0	N_1	SN	N_{-1}	N_0	N_1	SN	N_{-1}	N_0	N_1	SN
1	-1 -1 -1 -1 -1 -1 -1 -1	222	240	203	-0.15	32	31	32	-2.01	174	163	131	-0.67
2	-1 -1 0 0 0 0 0 0	261	181	165	-1.36	19	25	20	1.35	181	170	127	-2.99
3	-1 -1 1 1 1 1 1 1	318	261	262	1.85	30	33	28	-1.66	161	164	164	2.67
4	-1 0 -1 -1 0 0 1 1	196	187	209	-1.12	31	31	25	-1.29	112	88	111	-8.56
5	-1 0 0 0 1 1 -1 -1	111	190	222	-3.34	22	17	22	1.78	96	101	103	-8.99
6	-1 0 1 1 -1 -1 0 0	303	248	265	1.60	28	31	33	-1.75	92	98	120	-8.66
7	-1 1 -1 0 -1 1 0 1	194	172	211	-1.41	14	20	16	3.47	212	210	206	-10.47
8	-1 1 0 1 0 -1 1 -1	190	178	184	-1.71	27	30	31	-1.36	185	199	171	-6.32
9	-1 1 1 -1 1 0 -1 0	262	290	310	2.11	29	21	26	-0.15	195	169	207	-7.74
10	1 -1 -1 1 1 0 0 -1	209	195	186	-1.16	31	30	31	-1.73	135	126	157	0.48
11	1 -1 0 -1 -1 1 1 0	166	167	212	-1.98	28	31	30	-1.45	152	171	139	2.24
12	1 -1 1 0 0 -1 -1 1	296	314	330	2.89	19	18	15	3.18	142	154	147	10.28
13	1 0 -1 0 1 -1 1 0	193	179	190	-1.56	19	21	15	2.66	115	101	91	-8.75
14	1 0 0 1 -1 0 -1 1	218	168	212	-1.19	31	31	33	-2.02	85	83	95	-10.93
15	1 0 1 -1 0 1 0 -1	320	283	312	2.65	30	30	27	-1.26	95	79	112	-10.01
16	1 1 -1 1 0 1 -1 0	198	190	210	-1.03	22	31	35	-1.49	187	211	181	-8.05
17	1 1 0 -1 1 -1 0 1	165	208	203	-1.48	29	32	29	-1.55	202	190	197	-8.37
18	1 1 1 0 -1 0 1 -1	298	317	312	2.79	20	26	14	1.73	191	228	189	-9.91
	SUM				-3.6				-3.55				-94.75

표3.3 요인 효과의 요약표

요인	수준	강도에 대한 SN비의 합	마모에 대한 SN비의 합	길이에 대한 SN비의 합	최적수준
A (시간)	-1 120min	0.096	-2.324	12.008	O
	0 125min	-2.963	-1.883	-55.895	
	1 130min	-0.736	0.638	-50.854	
B (마모)	-1 120min	-6.428	-0.408	-36.015	O
	0 125min	-11.062	-3.251	-35.358	
	1 130min	13.886	0.091	-23.368	
C (길이)	-1 120min	0.029	-7.712	-33.098	O
	0 125min	-1.991	14.161	-30.837	
	1 130min	-1.641	-10.017	-30.806	

표3.4 $L_{18}(2^1 \times 3^7)$ 형 통합배열

Source	e	A	B	C	e	Z	e	e	y_1	y_2	y_3
1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	222	32	174
2	-1	-1	0	0	0	0	0	0	181	25	170
3	-1	-1	1	1	1	1	1	1	262	28	164
4	-1	0	-1	-1	0	0	1	1	187	31	88
5	-1	0	0	0	1	1	-1	-1	222	22	103
6	-1	0	1	1	-1	-1	0	0	303	28	92
7	-1	1	-1	0	-1	1	0	1	211	16	206
8	-1	1	0	1	0	-1	1	-1	190	27	185
9	-1	1	1	-1	1	0	-1	0	290	21	169
10	1	-1	-1	1	1	0	0	-1	195	30	126
11	1	-1	0	-1	-1	1	1	0	212	30	139
12	1	-1	1	0	0	-1	-1	1	296	19	142
13	1	0	-1	0	1	-1	1	0	193	19	115
14	1	0	0	1	-1	0	-1	1	168	31	83
15	1	0	1	-1	0	1	0	-1	312	27	112
16	1	1	-1	1	0	1	-1	0	210	35	181
17	1	1	0	-1	1	-1	0	1	165	29	202
18	1	1	1	0	-1	0	1	-1	317	26	228
SUM									4136	476	2679

표3.5 D_m 측도의 결과값

최 대 값							
	x_1	x_2	x_3	값	d_1	d_2	d_3
6잡음인자	0.54	1.00	-0.21	0.79	0.94	0.52	1.00

표3.6 D_v 측도의 결과값

최 대 값							
	x_1	x_2	x_3	값	d_1	d_2	d_3
6잡음인자	-1.00	-1.00	1.00	0.72	0.56	1.00	0.68

표3.7 P_d 측도의 결과값(6번 잡음인자)

최 대 값											
						평 균			분 산		
λ	$1-\lambda$	x_1	x_2	x_3	P_d	d_1	d_2	d_3	d_1	d_2	d_3
0.0	1.0	-1.00	-1.00	1.00	0.72	0.33	0.39	0.72	0.56	1.00	0.68
0.1	0.9	-1.00	-1.00	1.00	0.70	0.33	0.39	0.72	0.56	1.00	0.68
0.2	0.8	-1.00	-1.00	1.00	0.67	0.33	0.39	0.72	0.56	1.00	0.68
0.3	0.7	-1.00	-1.00	0.78	0.65	0.37	0.47	0.86	0.56	0.82	0.73
0.4	0.6	-1.00	-1.00	0.58	0.63	0.40	0.51	0.96	0.57	0.68	0.77
0.5	0.5	-1.00	-1.00	0.50	0.63	0.41	0.52	1.00	0.57	0.62	0.79
0.6	0.4	-1.00	-1.00	0.50	0.62	0.41	0.52	1.00	0.57	0.62	0.79
0.7	0.3	-1.00	-1.00	0.50	0.62	0.41	0.52	1.00	0.57	0.62	0.79
0.8	0.2	0.57	1.00	-0.36	0.65	0.93	0.52	1.00	0.01	0.27	0.71
0.9	0.1	0.55	1.00	-0.27	0.72	0.94	0.52	1.00	0.01	0.22	0.69
1.0	0.0	1.00	0.80	-1.00	0.32	0.62	0.23	0.30	0.07	0.84	0.54