

평균과 분산에 관한 설계자 선호에 기초한 설계 최적화 Design Optimization Based on Designer's Preferences for the Mean and Variance

박종천*, 김경모**, 김광호***

Jong-Cheon Park*, Kyung-Mo Kim**, Kwang-Ho Kim***

<Abstract>

In Taguchi's quadratic expected loss function used as robustness metric of performance characteristics, the mean and variance contributions are confounded. The consolidation of the mean and variance in the expected loss function may not always be the ideal approach. This paper presents a procedure for multi-attributes design optimization, where the mean and variance of performance characteristics are considered as separate attributes having designer's relative preferences for them and Technique for Order Preference by Similarity to Ideal Solution(TOPSIS) is introduced to attain robust optimal design. The effectiveness of proposed approach is shown with an example of a weld line minimization problem in the injection molding process.

Keywords : Mean-Variance, MSD, Multi-attributes, TOPSIS, Weld Line, Robust Design

1. 서 론

Taguchi가 제안한 강건설계법(robust design methodology)⁽¹⁾은 제품의 성능특성이 잡음(noise), 즉 제어하기 힘든 품질변동의 원인에 대해 둔감한 설계인자의 최적조건을 구함으로써 품질을 확보하는 설계 방법론이다. 강건설계법은 제품 및 공정의 설계단계에서 매우 효과적으로 고품질을 확보할 수 있는 유용한 설계 방법으로 인정되면서 최근까지 여러 산업 분야에 폭넓게 적용되고 있다.

품질공학에서 이상적인 품질은 모든 제품이 주어진 조건과 내구연한 내에서, 또한 제품을 사용하는 동안에 부작용 없이 제 기능을 다하

는 것을 의미한다. 일반적으로 어떤 제품의 성능이 잡음의 영향으로 인해 목표치에서 벗어나면 성능변동이 발생하게 되고 이로 인해 소비자나 생산자 그리고 제품 사용과 관련된 사회에 손실이 발생하게 된다. Taguchi는 품질을 제품 성능의 산포로 인한 사회적 손실로 평가하고 있으며, 따라서 제품의 수명주기 동안에 예상되는 기대손실(expected loss)을 줄임으로써 품질을 확보하고자 한다.⁽¹⁾

Taguchi에 의하면 기대손실을 줄이기 위해서는 1) 품질특성의 분산(variance, 이하 정밀도)을 줄이고, 2) 품질특성의 평균(mean)을 설계 목표치에 근접(이하 정확도)시켜야 한다.⁽¹⁾

Taguchi는 강건 설계법에서 강건성에 대한

* 교신저자, 정회원, 금오공과대학교 기계공학부 교수, 工博
E-mail : cadpark@kumoh.ac.kr

** 정회원, 금오공과대학교 신소재시스템공학부

***금오공과대학교 대학원 기계공학과

* Corresponding Author, Professor, School of Mechanical Engineering, KIT, Ph.D.

** Professor, School of Mechanical Engineering, KIT, Ph.D.

***Student, School of Mechanical Engineering, KIT.

평가척도로 기대손실, 즉 평균제곱편차(mean square deviation; MSD)에 기초한 신호 대 잡음비(signal-to-noise ratio; SN ratio)⁽²⁾를 제안하였다. *Taguchi*는 SN비를 최대화함으로써 기대손실을 최소화하여 정확도와 정밀도의 두 가지 설계목표를 동시에 달성할 수 있다고 보고 있으나 여러 관련 연구들에서 이에 대한 문제점들이 지적되어 왔다.⁽³⁻⁶⁾

SN비의 기저(base)가 되는 평균제곱편차(MSD)에서는 내재적으로 정확도와 정밀도에 대한 설계자의 선호(preference)가 동일하다고 전제한다. 그러나 일반적으로 정확도와 정밀도의 두 가지 설계목표에 대해 설계자는 설계상황에 따라 서로 다른 선호도를 가질 수 있다. 다시 말해 어떤 설계문제에서는 평균을 목표치에 맞추는 것이 분산을 줄이는 것보다 더 중요하다고 요구되고, 또 다른 설계에서는 그 반대로 분산을 줄이는 것이 평균을 목표치에 맞추는 것보다 더 중요하다고 요구될 수 있는 것이다. 그러나 SN비 또는 평균제곱편차(MSD)에 의한 강건설계법에서는 정확도와 정밀도에 대해 독립된 선호도를 반영하기가 불가능하므로 이와 같은 설계요구를 만족시켜 줄 수 없다.⁽³⁾

이와 같은 배경에 따라 본 연구에서는 기존의 기대손실 함수에서 정확도 설계항과 정밀도 설계항에 대해 설계자의 선호를 반영하는 설계 평가기준(design metric)과 설계 최적화 절차를 제시하고자 한다. 이를 위해 정확도 설계항과 정밀도 설계항을 각각 독립된 설계특성으로 간주하고 두 특성에 대한 상대적 중요도를 부여함으로써 정확도와 정밀도에 대한 설계자의 설계의도가 설계과정에 정확히 반영될 수 있게 하였다. 또한 본 연구에서는 평가기준을 다특성 최적화 알고리즘의 하나인 TOPSIS(Technique for Order Preference by Similarity to Ideal Solution)와 결합하여 최적 설계해를 얻는 절차를 제안하고 사출성형 설계 문제에 적용하였다.

2. 평균과 분산의 선호관계에 기초한 강건설계

2.1 평균과 분산의 다속성화

*Taguchi*는 품질의 일반화된 정의로서 성능의 강건성(robustness of performance)을 제안하였다. 성능의 강건성은 잡음으로 인해 성능특성이

설계목표치에 얼마나 근접하여 산포하는가 하는 정도를 의미하며, 이상적인 성능은 모든 성능들이 설계목표치와 일치할 때 얻어진다. *Taguchi*는 표본 데이터로부터 제품성능의 강건성을 측정하기 위해 평균제곱편차(mean square deviation; MSD)를 정의하였다. 만약 성능의 목표치가 m 인 망목특성(nominal-the best characteristic)인 경우에 잡음으로 인한 성능 y 의 분포로부터 추출된 n 개의 표본성능을 y_1, y_2, \dots, y_n 이라고 하면 MSD는 다음 식과 같다.⁽⁷⁾

$$MSD = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - m)^2 \quad (1)$$

위 MSD는 제품의 수명주기 동안의 기대손실(expected loss)을 측정하는 계산량으로 사용된다.⁽⁸⁾ 따라서 MSD가 작을수록 기대손실이 작아지고 성능의 강건성은 커지게 된다.

한편 μ 와 σ^2 을 각각 성능 y 의 평균(mean)과 분산(variance)이라고 하면, 식 (1)은 다음 식으로 유도된다. 이 과정은 참고문헌[8]에 자세히 언급되어 있으므로 여기에서는 생략한다.

$$MSD = \sigma^2 + (\mu - m)^2 \quad (2)$$

이 식에서 MSD는 성능의 정밀도를 나타내는 분산(σ^2)과 성능의 정확도를 나타내는 평균의 목표치에 대한 편차제곱($(\mu - m)^2$)이 동일한 가중치로 선형 조합된 구조이다. 따라서 성능의 표준편차를 줄이거나, 성능 평균의 목표치에 대한 편차를 줄이거나, 또는 그 둘을 모두 줄임으로써 MSD를 최소화할 수 있다. 다시 말해 σ^2 과 $(\mu - m)^2$ 중에서 어느 것이나 구별없이 줄인 크기만큼 MSD를 줄일 수 있게 된다. *Taguchi*는 기대손실, 즉 MSD를 최소화하면 결과적으로 정밀도와 정확도의 두 가지 설계목표를 동시에 달성할 수 있다고 주장한다. 그러나 MSD의 함수는 그 구조상 성능특성의 목표치에 대한 편차 속성($(\mu - m)^2$, 정확도)과 성능특성의 분산 속성(σ^2 , 정밀도)이 단순합의 형태로 정의된 단일척도로서 두 속성에 대한 설계자의 차별적 선호도를 직접적으로 반영할 수 없다는 단점이 있다.

일반적으로 정밀도와 정확도의 두 가지 설계 목표에 대해 설계자는 설계상황에 따라 서로 다른 선호도를 가질 수 있다. 다시 말해 어떤 설계 문제에서는 평균을 목표치에 맞추는 것이 분산을 줄이는 것보다 더 중요하다고 요구되고, 또 다른 설계에서는 그 반대로 분산을 줄이는 것이 평균을 목표치에 맞추는 것보다 더 중요하다고 요구될 수 있는 것이다. 그러나 Taguchi의 MSD에 의한 평가기준으로는 정확도와 정밀도에 대한 독립적 선호도 반영이 불가능하므로 이와 같은 설계요구를 만족시켜 줄 수 없다.⁽³⁾ 이를 해결하기 위해 본 연구에서는 성능의 목표치에 대한 편차속성과 성능의 분산속성을 독립시켜 다속성화하고 각각에 설계자의 선호도를 반영시킴으로써 강건설계를 위한 새로운 평가기준을 설정하고 이를 설계 최적화 문제에 적용하는 절차를 제안하였다.

2.2 다속성 최적설계

대부분의 공학설계 문제는 서로 충돌하는 다수의 설계속성들을 동시에 최적화하는 다속성(multi-attributes) 최적설계 문제라고 할 수 있다. 다속성 최적설계 문제에서는 설계자의 설계 의도를 반영하여 상충하는 설계속성들을 적절히 절충(trade-off)하는 것이 필요하다. 설계속성의 절충에 의해 다수 속성에 대한 평가치를 하나의 상위평가기준(super criterion)으로 통합함으로써 다속성 의사결정문제는 단일속성 의사결정문제로 변환될 수 있다.⁽⁹⁾

본 연구에서 두 속성, 즉 정확도와 정밀도에 대한 단일 상위평가치를 얻기 위해서는 먼저 두 속성에 대한 선호도, 즉 상대적 중요도가 결정되어야 한다. 사실 상충하는 다수 속성의 상대적 중요도를 설계자의 선호관계로부터 높은 일관성과 신뢰도로 정량적으로 도출해 내는 일이 다속성 최적화 문제의 핵심적 내용이 된다. 그러나 상대적 중요도를 결정하는 문제는 본 연구의 본래 목적은 아니므로 여기에서는 특정한 공학적 방법에 의해 두 속성의 상대적 중요도가 결정되어 수치적으로 주어졌다고 가정한다. 일단 두 속성에 대한 상대적 중요도가 결정되면 두 속성에 대한 개별 평가치를 통합해서 평가하여야 하는데 본 연구에서는 상위평가기준으로 TOPSIS(Technique for Order Preference by Similarity to Ideal Solution)⁽¹⁰⁻¹¹⁾를 채택하

였다.

TOPSIS는 Hwang과 Yoon⁽¹⁰⁾에 의해 제안된 다속성 평가척도로서, 최적해는 이상해(ideal solution)로부터는 가장 가깝고 반이상해(negative-ideal solution)로부터는 가장 멀어야 한다는 논리로부터 정의된 것이다. 각 속성별로 이상해와 반이상해는 설계대안들(design alternatives) 중에서 가장 좋은 평가치(performance)를 갖는 설계대안과 가장 나쁜 평가치를 갖는 설계대안으로 각각 정의한다. 기하학적으로 볼 때 한 속성의 이상해에 가장 가까운 설계대안이라고 하더라도 다른 속성의 반이상해에도 가까울 수가 있다.

따라서 TOPSIS는 이상해와 반이상해를 동시에 고려하여 상대적 근접도(relative closeness)를 산출한다. 한편 본 연구에서 다루고자 하는 특성치의 평균과 표준편차는 많은 공학적 설계 문제에서 수치적 차원(order)이 서로 다르게 나타나는 경우가 많고, 이 경우에는 두 속성 중 큰 차원을 갖는 속성이 최적해 선정에 결정적인 영향을 미친다. 이 경우에는 최적화를 위해 두 속성의 단순 가중합(weighted sum)과 같은 척도를 상위평가기준으로 선택하면 두 속성의 상대적 중요도에 대한 설계자의 의도가 최적화 결과에 반영되기 어렵다. 따라서 TOPSIS는 이상해와 반이상해로부터 상대적 근접도로 평가되므로 두 속성의 수치적 차원의 차이에 따른 위와 같은 문제점을 극복할 수 있는 장점이 있다. 다음은 다수의 속성으로 구성되는 설계대안의 TOPSIS 점수를 계산하는 과정이다.

[Step1] 의사결정행렬을 구성한다.

$$\begin{matrix}
 & X_1 & X_2 & \cdots & X_n \\
 \begin{matrix} A_1 \\ A_2 \\ \vdots \\ A_m \end{matrix} & \begin{pmatrix} x_{11} & x_{12} & \cdots & x_{1n} \\ x_{21} & x_{22} & \cdots & x_{2n} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ x_{m1} & x_{m2} & \cdots & x_{mn} \end{pmatrix}
 \end{matrix} \quad (3)$$

여기서 A_i ($i=1,2,\dots,m$)는 선택 가능한 설계대안, X_j ($j=1,2,\dots,n$)는 설계속성, x_{ij} 는 A_i 의 X_j 에 대한 평가치이다.

[Step2] 정규화된 의사결정행렬, $R=[r_{ij}]_{m \times n}$ 을 계산한다.

$$r_{ij} = \frac{x_{ij}}{\sqrt{\sum_{i=1}^m x_{ij}^2}}, \quad i=1,2,\dots,m; j=1,2,\dots,n \quad (4)$$

[Step3] 속성의 상대적 중요도를 고려한 정규화된 의사결정행렬, $V=[v_{ij}]_{m \times n}$ 을 계산한다.

$$v_{ij} = w_j \cdot r_{ij}, \quad i=1,2,\dots,m; j=1,2,\dots,n \quad (5)$$

여기서 w_j 는 j 번째 속성의 상대적 중요도이며 $\sum_{j=1}^n w_j = 1$ 이다.

[Step4] 이상해와 반이상해를 결정한다. 본 연구에서 고려되는 설계속성, 즉 평균과 표준편차가 작을수록 좋은 경우라면 이상해와 반이상해는 다음과 같이 정의된다.

(a) 이상해

$$A^+ = \{ \min v_{ij} \mid i=1,2,\dots,m, j=1,2,\dots,n \} \\ = \{ V_1^+, V_2^+, \dots, V_j^+, \dots, V_n^+ \} \quad (6)$$

(b) 반이상해

$$A^- = \{ \max v_{ij} \mid i=1,2,\dots,m, j=1,2,\dots,n \} \\ = \{ V_1^-, V_2^-, \dots, V_j^-, \dots, V_n^- \} \quad (7)$$

[Step5] 거리척도를 계산한다. i 번째 설계대안의 이상해로부터 거리 S_i^+ 와 반이상해로부터 거리 S_i^- 은 다음과 같다.

$$S_i^+ = \sqrt{\sum_{j=1}^n (v_{ij} - V_j^+)^2}, \quad i=1,2,\dots,m \quad (8)$$

$$S_i^- = \sqrt{\sum_{j=1}^n (v_{ij} - V_j^-)^2}, \quad i=1,2,\dots,m \quad (9)$$

[Step6] 이상해에 대한 상대적 근접도, 즉 TOPSIS 점수를 구한다. A^+ 에 대한 A_i 의 상대적 근접도 C_i^+ ($0 \leq C_i^+ \leq 1$)는 다음과 같다.

$$C_i^+ = \frac{S_i^-}{S_i^+ + S_i^-}, \quad i=1,2,\dots,m \quad (10)$$

3. 설계 적용

본 연구에서 제안한 성능특성의 평균과 분산, 즉 정확도와 정밀도에 기초한 다속성 최적설계 방법을 사출성형에 의해 제작되는 커패시터 캔

(capacitor can) 모델에 적용하였다.

사출성형을 시뮬레이션하기 위해 상용 해석 프로그램인 CAPA⁽¹²⁾를 사용하였으며, 제품 수지는 PP/HUNTSMAN CHEM/P4-011이다.

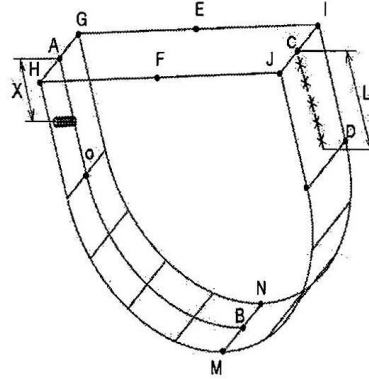


Fig. 1. 3-D view of the capacitor can.

Fig.1에 보인 커패시터 캔 모델은 얇은 벽두께(1.52mm)를 가지며 한 쪽 방향이 열려 있는 뚜껑 형태로서 세 벽면(H-J-M-H면, G-I-N-G면, G-H-M-J-I-N-G면)으로 구성되어 있다. 모델의 폭(HJ)은 38mm, 높이(GH) 11mm, 옆면 직선부 길이(AO) 14mm, 옆면 제품 분할선의 길이(AOB)는 44mm이다. 이 모델의 설계목표는 공정변수들을 설계변수로 하여 게이트의 반대쪽 옆면에 발생하는 웰드라인(weld line)의 길이를 최소화하는 것이다. 사출성형에서 웰드라인은 게이트에서 분류된 유동선단들이 반대방향에서 서로 만나면서 제품의 표면에 가느다란 선을 형성하는 불량 현상이다.

Table 1. Control factors and data

Factor	Level 1	Level 2	Level 3
t_{fill} (sec)	0.4	0.7	1.0
T_{melt} (°C)	220	240	260
T_{mold} (°C)	40	60	80
t_{pack} (sec)	2	3	4
P_{pack} (%)	60	80	100

Table 2. Noise factors and data

Factor	Level 1	Level 2
t_{fill} (sec)	-0.1	+0.1
T_{melt} (°C)	-8	+8
T_{mold} (°C)	-5	+5

Table 3. Simulation results and decision matrix

A_i	(a) simulation results					(b) decision matrix						
	t_{fill}	T_{melt}	T_{mold}	t_{pack}	P_{pack}	T_{mold}	1	2	2	1	Mean (\bar{y})	S.D. (s)
						T_{melt}	1	1	2	2		
						t_{fill}	1	2	1	2		
1	1	1	1	1	1		13.088	13.087	13.112	13.080	13.0918	0.0140
2	1	2	2	2	2		13.117	16.851	16.896	14.063	15.2318	1.9348
3	1	3	3	3	3		16.870	14.013	14.882	11.519	14.3210	2.2180
4	2	1	1	2	2		16.857	17.228	15.880	13.989	15.9885	1.4492
5	2	2	2	3	3		15.893	13.124	13.122	11.505	13.4110	1.8220
6	2	3	3	1	1		13.117	11.507	10.498	8.374	10.8740	1.9852
7	3	1	2	1	3		17.221	17.172	14.860	13.123	15.5940	1.9817
8	3	2	3	2	1		13.159	14.047	11.526	13.089	12.9553	1.0479
9	3	3	1	3	2		12.218	13.129	8.382	8.418	10.5368	2.4952
10	1	1	3	3	2		13.145	13.118	13.156	13.143	13.1405	0.0161
11	1	2	1	1	3		13.156	15.877	16.910	13.074	14.7543	1.9395
12	1	3	2	2	1		16.919	13.106	14.836	10.483	13.8360	2.7252
13	2	1	2	3	1		13.135	15.912	16.888	14.849	15.1960	1.6066
14	2	2	3	1	2		16.908	14.846	14.040	11.513	14.3268	2.2310
15	2	3	1	2	3		11.504	10.486	10.487	8.373	10.2125	1.3168
16	3	1	3	2	3		15.815	15.875	14.880	14.863	15.3583	0.5626
17	3	2	1	3	1		13.136	13.121	13.163	14.049	13.3673	0.4548
18	3	3	2	1	2		10.491	12.243	8.388	8.366	9.8720	1.8686

웰드라인은 제품 표면에 V자 형태의 가늘고 깊은 홈을 형성하므로 그 길이가 길수록 제품의 미관이 떨어질 뿐만 아니라 외력에 대한 제품의 내구 강도도 매우 취약해 진다. 따라서 공정의 변동으로 인해 웰드라인의 길이가 변동될 때 우선 그 평균치를 작게 하는 것이 품질의 기대수준을 높이는 것이므로 가장 중요한 설계 목표가 된다. 다음으로 웰드라인 크기의 편차도 작게 하는 것이 유리한데 이것은 제품간에 발생 웰드라인의 차이가 커질 경우 불량품 증가에 따른 제품 표면수정 작업 또는 제품 폐기 등 리스크 요인이 되기 때문이다.

사출성형에서 게이트의 위치가 웰드라인 발생에 큰 영향을 미치나 본 연구에서는 금형 가공에 따른 비용을 고려하여 게이트의 위치를 제품면 분할선 상의 시작점(Fig. 1의 A점)에 고정시키고 제품의 벽 두께도 제어인자(control factor)에 포함시키지 않았다. Table 1은 제어인자로 선택한 충전시간(t_{fill}), 수지온도(T_{melt}), 금형온도(T_{mold}), 보압시간(t_{pack}), 보압 프로파일 비율(P_{pack})과 각 3수준별 실험값이다. 또한 Table 2는 잡음인자(noise factor)로 선택한 충전시간(t_{fill}), 수지온도(T_{melt}), 금형온도(T_{mold})

와 각 2수준값이다. 본실험을 위해 제어인자는 L_{18} 직교표의 2열-6열에 배치하고, 잡음인자는 L_4 직교표의 1열-3열에 각각 배치하였다. 잡음인자 직교표를 실험에 사용한 것은 사출성형에서 공정의 변동성을 설계에 고려하기 위함이다. 제어인자의 내측배열(L_{18})과 잡음인자의 외측배열(L_4)로 직적(cross-product) 실험을 구성한 후 전체 18개의 설계대안($A_i, i = 1, 2, \dots, 18$)에 대해 시뮬레이션을 통해 웰드라인을 측정하였다. Table 3(a)는 웰드라인 측정 결과이고, Table 3(b)는 각 설계대안의 두 속성, 즉 평균(\bar{y})과 표준편차(s)를 계산하여 구성된 의사결정행렬이다. 한편 TOPSIS를 적용하기 전에 Table 3(b)의 평균-표준편차 데이터와 식 (2)를 사용하여 Taguchi의 평균제곱편차(MSD)를 계산해 보았다. Table 4는 각 설계대안의 MSD와 선호 순위(rank)를 평균과 표준편차 각각의 선호 순위와 비교하여 나타낸 것이다. 여기에서 MSD기준의 선호 순위가 평균기준의 선호 순위와는 서로 일치하나 편차기준의 선호 순위와는 별 관계가 없음을 알 수 있다. 이것은 앞서서도 언급했듯이 평균과 표준편차의 수치적 차원(order)이 다른 경우에는 두 속성의 가중합

형태의 MSD와 같은 강건성 평가척도는 평균과 표준편차의 상대적 중요도에 크게 관계없이 큰 차원을 갖는 속성의 크기에 좌우되기 때문이다. 따라서 MSD로는 평균과 편차 속성의 상대적 중요도에 대한 설계자의 의도를 충분히 반영하기가 어려움을 알 수 있다.

Table 4. MSD and rank of the alternatives

MSD	Rank	Mean (\bar{y})	Rank	S.D. (s)	Rank
171.394	6	13.092	6	0.0140	1
235.749	15	15.232	15	1.9348	11
210.010	11	14.321	11	2.2180	15
257.732	18	15.989	18	1.4492	7
183.175	9	13.411	9	1.8220	9
122.185	4	10.874	4	1.9852	14
247.100	17	15.594	17	1.9817	13
168.937	5	12.955	5	1.0479	5
117.249	3	10.537	3	2.4952	17
172.673	7	13.141	7	0.0161	2
221.450	13	14.754	13	1.9395	12
198.862	10	13.836	10	2.7252	18
233.500	14	15.196	14	1.6066	8
210.233	12	14.327	12	2.2310	16
106.029	2	10.213	2	1.3168	6
236.192	16	15.358	16	0.5626	4
178.890	8	13.367	8	0.4548	3
100.948	1	9.872	1	1.8686	10

Table 5는 평균과 표준편차 속성의 의사결정행렬로부터 설계대안들의 선호 순위를 결정하는 TOPSIS 과정을 보인 것이다. Table 5(a)는 정규화한 의사결정행렬이고, Table 5(b)는 두 속성의 상대적 중요도를 반영하여 정규화한 의사결정행렬이다. 본 모델에 대해서 설계자는 웰드라인의 평균과 표준편차의 상대적 중요도로 각각 $0.8(=w_1)$, $0.2(=w_2)$ 를 부여하였다. 평균 속성과 표준편차 속성에 대한 이상해(A^+)와 반이상해(A^-)는 Table 5(b)로부터 다음과 같이 결정되었다.

$$A^+ = \{0.1371, 0.0004\},$$

$$A^- = \{0.2220, 0.0743\} \quad (11)$$

Table 5(c)는 식 (11)의 설계대안들의 이상해와 반이상해로부터 각 거리척도(S_i^+ , S_i^-)를 계산한 결과이다.

Table 5. Sequences of TOPSIS process

(a) normalized matrix (b) weighted normalized matrix

$r_{i(\bar{y})}$	$r_{i(s)}$	$v_{i(\bar{y})}$	$v_{i(s)}$
0.2273	0.0019	0.1818	0.0004
0.2644	0.2638	0.2115	0.0528
0.2486	0.3025	0.1989	0.0605
0.2775	0.1976	0.2220	0.0395
0.2328	0.2485	0.1862	0.0497
0.1888	0.2707	0.1510	0.0541
0.2707	0.2703	0.2166	0.0541
0.2249	0.1429	0.1799	0.0286
0.1829	0.3403	0.1463	0.0681
0.2281	0.0022	0.1825	0.0004
0.2561	0.2645	0.2049	0.0529
0.2402	0.3716	0.1921	0.0743
0.2638	0.2191	0.2110	0.0438
0.2487	0.3042	0.1990	0.0608
0.1773	0.1796	0.1418	0.0359
0.2666	0.0767	0.2133	0.0153
0.2320	0.0620	0.1856	0.0124
0.1714	0.2548	0.1371	0.0510

(c) separation measures (d) TOPSIS score and rank

S_i^+	S_i^-	TOPSIS score	Rank
0.0447	0.0841	0.6530	2
0.0910	0.0239	0.2083	17
0.0862	0.0269	0.2381	15
0.0935	0.0348	0.2711	12
0.0696	0.0434	0.3841	10
0.0555	0.0738	0.5707	6
0.0959	0.0210	0.1795	18
0.0513	0.0621	0.5480	7
0.0683	0.0759	0.5265	8
0.0454	0.0838	0.6486	3
0.0857	0.0274	0.2421	14
0.0922	0.0299	0.2447	13
0.0857	0.0324	0.2742	11
0.0865	0.0267	0.2358	16
0.0358	0.0889	0.7127	1
0.0776	0.0596	0.4343	9
0.0500	0.0718	0.5895	5
0.0506	0.0881	0.6352	4

또한 Table 5(d)는 S_i^+ , S_i^- 로부터 계산한 TOPSIS 점수와 TOPSIS 점수에 따른 설계대안의 선호 순위를 나타낸 것이다. 본 모델에 대한 실험 결과, Table 5(d)로부터 TOPSIS 점수

Table 6. Results from TOPSIS scoring and ranking for 4 different weight-models

A_i	$(w_1, w_2)=(0.9, 0.1)$		$(w_1, w_2)=(0.8, 0.2)$		$(w_1, w_2)=(0.7, 0.3)$		$(w_1, w_2)=(0.6, 0.4)$	
	TOPSIS score	Rank	TOPSIS score	Rank	TOPSIS score	Rank	TOPSIS score	Rank
1	0.5374	5	0.6530	2	0.7484	1	0.8182	1
2	0.1542	16	0.2083	17	0.2478	14	0.2697	14
3	0.2625	12	0.2381	15	0.2162	16	0.2023	16
4	0.1514	17	0.2711	12	0.3553	11	0.4082	8
5	0.4102	9	0.3841	10	0.3615	10	0.3476	11
6	0.7214	3	0.5707	6	0.4588	8	0.3822	9
7	0.1128	18	0.1795	18	0.2245	15	0.2493	15
8	0.5118	7	0.5480	7	0.5796	5	0.5986	5
9	0.7066	4	0.5265	8	0.3965	9	0.3002	12
10	0.5311	6	0.6486	3	0.7451	2	0.8158	2
11	0.2147	14	0.2421	14	0.2645	13	0.2772	13
12	0.3180	10	0.2447	13	0.1778	18	0.1274	18
13	0.1860	15	0.2742	11	0.3374	12	0.3740	10
14	0.2612	13	0.2358	16	0.2129	17	0.1983	17
15	0.8326	1	0.7127	1	0.6294	4	0.5783	6
16	0.2654	11	0.4343	9	0.5580	6	0.6468	4
17	0.4831	8	0.5895	5	0.6803	3	0.7440	3
18	0.7919	2	0.6352	4	0.5199	7	0.4385	7

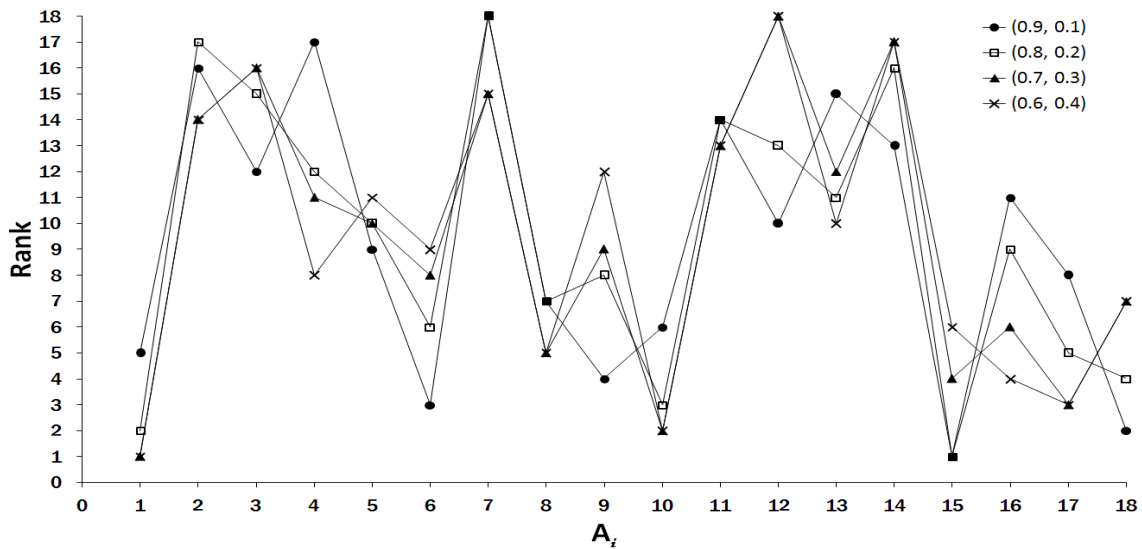


Fig. 2. Rank plot of the alternatives in Table 6.

가 가장 큰 15 번째 설계대안이 평균과 편차에 대해 설계자가 가장 선호하는 최적 설계해로 나타났다. 이 최적해에서 TOPSIS 점수는 0.7127이었고 웰드라인의 평균은 10.2125(mm), 표준편차는 1.3168(mm)이었다. 이 최적해에 대한 제어인자의 수준값은 충전시간(t_{fill})은 2수준=0.7(sec), 수지온도(T_{melt})는 3수준=260(°C),

금형온도(T_{mold})는 1수준=40(°C), 보압시간(t_{pack})은 2수준=3(sec), 보압 프로파일 비율(P_{pack})은 3수준=100(%)이다. 한편 본 모델에서 두 속성에 대한 상대적 중요도 (w_1, w_2)가 변함에 따라 설계대안들의 TOPSIS 점수와 선호 순위가 어떻게 변화되는지를 알아보았다. 이를 위해 현재

의 상대적 중요도 $(w_1, w_2)=(0.8, 0.2)$ 외에 $(w_1, w_2)=(0.9, 0.1)$, $(0.7, 0.3)$, $(0.6, 0.4)$ 의 세 가지 경우에 대해 위와 같은 방법으로 TOPSIS를 적용한 후 그 결과를 비교해 보았다. Table 6은 각각의 경우에서 평가한 설계대안들의 TOPSIS 점수와 선호 순위이다.

Fig.2는 상대적 중요도가 다른 네 가지 경우에서 설계대안들의 선호순위를 그래프로 가시화한 것이다. 여기에서 평균과 표준편차 속성에 대한 상대적 중요도가 점차적으로 바뀔 때 따라 설계대안의 선호 순위도 변화되는 것을 알 수 있었다. 따라서 Taguchi가 제안한 MSD와 달리 평균과 표준편차의 두 속성이 수치적 차원에 차이가 있는 경우에도 두 속성에 대한 상대적 중요도를 반영하여 설계자의 의도대로 두 속성을 제어하여 강건성을 평가할 수 있음을 알 수 있다.

4. 결 론

본 연구에서는 Taguchi 강건설계법에서 강건성의 평가기준이 되는 기대손실 함수를 개선하여 설계자의 선호도 부여가 가능한 형태의 새로운 평가기준과 이를 기초로 하는 설계 최적화 절차를 제시하였다. 이를 위해 품질특성의 기대손실을 구성하는 특성 평균치의 목표치에 대한 편차항과 특성치의 분산항을 독립시켜 각각에 설계자의 선호도를 반영시킴으로써 두 설계항간의 적절한 조합함수를 강건성 평가척도로 정의하였다. 최적화를 위해 이상해와 반이상해에 대한 상대적 근접도를 평가하는 TOPSIS 기법을 적용함으로써 평균과 분산의 상이한 수치적 차원에 관계없이 상대적 중요도가 의미있게 반영될 수 있었다. 본 연구는 작업인자들의 영향으로 품질 특성치의 변동이 불가피한 많은 공학설계 문제에서 특성치의 평균과 분산을 다속성화하고 각 속성에 대한 설계자의 선호관계를 반영하여 최적화함으로써 기존의 기대손실에 기초한 설계방법에 비해 더 정교하게 설계의도를 구현할 수 있다는데 연구 의의가 있다. 따라서 본 연구에서 제시한 설계방법은 성능특성의 설계정확도와 설계정밀도에 대한 목표가 구분되어 고려되어야 하는 공학적 설계문제에 유용하게 적용될 수 있을 것으로 기대된다.

후 기

본 연구는 금오공과대학교 연구년 지원으로 수행되었습니다.

참 고 문 헌

- 1) Phadke, M.S., *Quality Engineering Using Robust Design*, Prentice Hall, pp.1-40, (1989)
- 2) Schmidt, S.R. and Launsby, R.G., *Understanding Industrial Designed Experiments*, Air Academy Press, pp.6-1-6-28, (1997)
- 3) 김경모, *금오공과대학교 산업기술개발연구*, **15**, 245, (1999)
- 4) Leon, R.V., Shoemaker, A.C., and Kacker, R.N., *Technometrics*, **29**, 253, (1987)
- 5) Box, G.E.P., *Technometrics*, **30**, 1, (1988)
- 6) 김현경, 6-Sigma 품질향상을 위한 Taguchi's Parameter Design의 특징과 SN비의 오류 개선방안, 성신여자대학교, 석사학위논문, (2006)
- 7) Roy, R.K., *Design of Experiments Using the Taguchi Approach*, Wiley-Interscience, pp.369-404, (2001)
- 8) Fowlkes, W.Y. and Creveling, C.M., *Engineering Methods for Robust Product Design Using Taguchi Methods in Technology and Product Development*, Addison-Wesley, pp.29-52, (1995)
- 9) Kunjur, A. and Krishnamurthy, S., *Mech. Mach. Theory*, **32**, **7**, 797, (1997)
- 10) Hwang, C.L. and Yoon, K., *Multiple Attribute Decision Making- Methods and Applications, A State-of-the Art Survey*, Springer -Verlag, (1981)
- 11) Tong, L.I. and Su, C.-T., *Quality and Reliability Engineering International*, **13**, 25, (1997)
- 12) VM-Tech, CAPA Tutorial, (2004)

(2008년 11월 28일 접수, 2009년 2월 13일 채택)