

## 사출 성형품의 휨과 웰드라인을 최적화하기 위한 자동 금형설계 방법

박종천\* · Byung H. Kim\*\*  
(2000년 4월 6일 접수)

### Automatic Mold Design Methodology to Optimize Warpage and Weld Line in Injection Molded Parts

J. C. Park and B. H. Kim

#### Abstract

Designers are frequently faced with multiple quality issues in injection molded parts. These issues are usually in conflict with each other, and thus tradeoff needs to be made to reach a final compromised solutions. The objective of this study is to develop an automated injection molding design methodology, whereby part defects such as warpage and weld line are optimized. The features of the proposed methodology are as follows: first, Utility Function approach is applied to transform the original multiple objective problem into single objective problem. Second is an implementation of a direct search-based injection molding optimization procedure with automated consideration of process variation. The Space Reduction Method based on Taguchi's DOE(Design Of Experiment) is used as a general optimization tool in this study. The computational experimental verification of the methodology was partially carried out for a can model of Cavallero Plastics Incorporation, U. S. A. Applied to production, this study will be of immense value to companies in reducing the product development time and enhancing the product quality.

**Key Words** : Injection Molded Parts, Warpage, Weld Line, Utility Function, Design of Experiment, Space Reduction Method

#### 1. 서론

플라스틱 사출성형(plastic injection molding)은 고분자 수지를 가열하여 유동 상태가 된 재료를 닫혀진 금형의 공동부(cavity)내로 가압, 주입하여 금형내에서 냉각

시킴으로써 금형 공동부의 형상에 상당하는 성형품을 만드는 방법이다<sup>(1)</sup>. 플라스틱 제품의 품질과 관련하여 성형 불량률 평가할 수 있는 기준들로는 여러 가지 형태가 존재한다. 이 중 휨(warpage)은 성형 과정에서 성형품 내부에 발생된 불균일한 수축차로 인해 최종 성형품의 형

\* 금오공과대학교 기계공학부

\*\* Dept. of Mechanical Engineering,  
University of Massachusetts, Amherst, U. S. A.

상이 뒤틀리거나 휘어지는 현상으로서, 설계 제한조건 (design criteria) 범위 내에서 제품의 치수 안정성을 얻고자 하는 설계자에게 가장 중요한 설계 목표가 되어왔다<sup>(1-3)</sup>. 이것은 제품 내에 발생하는 아주 작은 휨일지라도 이로 인해 제품의 치수가 설계 허용 오차(design tolerance) 범위를 벗어날 경우에는 의도했던 제품의 가능성이 현저히 떨어질 수 있기 때문이다. 한편, 휨 이외에 사출 성형품에 흔히 나타나는 심각한 결함 중의 하나로 웰드라인(weld line)을 들 수 있다. 웰드라인은 두 개 이상의 게이트(gate)에서 사출되는 용융 수지의 선단들(melt fronts)이 서로 만날 때 형성되는 것으로서, 이것이 외관을 증시하는 제품의 면 위에 나타날 경우에는 품질이 떨어지고, 특히 웰드라인이 발생한 곳에서는 제품의 강도도 저하되기 때문에 제품 설계자에게는 심각한 문제점으로 인식되고 있다<sup>(1,4,5)</sup>.

일반적으로 사출 성형품의 품질은 수지(material), 금형(mold), 제품(part), 공정 조건(process conditions) 등의 다차원 설계 공간(multi-dimensional design space)에 의해 총체적으로 결정된다. 따라서 휨과 웰드라인과 같은 성형 불량량이 최소화되는 고품질의 성형품을 얻기 위해서는 각 설계 공간과 이들에 속한 설계 변수들을 동시에 제어할 수 있어야 하며 이는 이들 변수들의 최적 설계에 달려있다고 하겠다. 그러나 실제로 설계자가 성형품내에서 성형 불량량이 최소화되도록 금형을 설계하기란 사실 매우 어렵다. 이것은 사출성형 공정에서는 성형품의 품질에 영향을 미치는 설계 공간과 각 설계 공간에 속한 변수들이 복잡한 다차원적이고 비선형적 관계(complex multi-dimensional and nonlinear relationships)를 가지고 있어서 목표한 품질을 얻기 위한 최적의 설계 변수값을 찾기가 매우 어렵기 때문이다<sup>(6)</sup>. 더구나 휨과 웰드라인과 같이 최소화하고자 하는 서로 다른 품질 특성들이 성형품 내에서 복수로 존재할 때에는 발생 거동이 서로 충돌(conflict)하는 경우가 많으므로 이것들을 동시에 최적화할 수 있는 설계 변수값을 찾기로 단일 특성이 존재하는 경우에 비해 더욱 어려워진다. 이외에도 사출 공정은 내재적으로 공정 변동(process variation)이 심한 공정이며 이를 피할 수 없다는 어려움이 있다. 이것은 사출기에 의해 성형이 진행되는 동안 공정 변수들을 애초에 설정한 설계 수치대로 일정하게 유지시키기가 매우 어렵기 때문이다. 이러한 공정 조건의 변동으로 인해 최종 성형품 내의 품질도 변동되므로 설계의 어려움은 가중될 수 밖에 없다. 이러한 어려운 점들로 인해 전통적으로 사출금형 설계자는 자신의 경험에 근거한 시행착오적 설계 방법에 의존할 수밖에 없었다.

최근에 들어서는 컴퓨터와 사출성형 CAE(Computer Aided Engineering)의 발달로 인해 실제로 금형을 제작하기 전에 성형 불량들의 발생 여부를 예측하여 설계에 반영할 수 있게 되었다. 그러나 상용 소프트웨어를 사용하고 있는 현재까지도 최적 설계의 어려움은 계속되는데, 이것은 현재의 사출성형 해석 소프트웨어가 많은 뛰어난 기능에도 불구하고, 위에서 설명한 사출성형 공정에 내재된 문제점들을 해결할 수 있는 최적 설계해를 직접적으로 제시해 주지 못하는 등 여전히 한계를 갖고 있기 때문이다. 이로 인해 아직도 대부분의 설계자들은 상용 소프트웨어를 전통적인 설계 방식에 따라 사용하고 있는 실정이다. 즉 소프트웨어로 성형 과정을 시뮬레이션하고 그 결과를 평가(evaluation)한 후 설계 변수들을 재설계(redesign)하여 다시 시뮬레이션하는 일련의 과정을 만족할 만한 결과를 얻을 때까지 단순 반복하는 방식에서 크게 벗어나지 못하고 있다. 이러한 설계 과정은 여전히 비효율적일 뿐만 아니라 최적해를 얻기도 매우 어려우므로 새로운 최적 자동설계 방안이 요구된다.

이와 같은 관점에 따라 본 연구에서는 제품, 금형, 공정 조건의 설계 공간을 고려하여 사출 성형품 내의 서로 충돌하는 휨과 웰드라인을 동시에 최적화하는 설계해를 자동으로 결정하기 위한 설계 방법을 개발하고자 하였다. 본 연구의 설계 방법에서 최적해(optimal solution)란 최적성(optimality)과 강건성(robustness)을 동시에 갖는 설계해를 의미한다. 여기에서 최적성이란 문제의 특성값이 설계 목표에 근접해 있는 정도를 말하고, 강건성은 잡음(noise), 즉 제어 불가능한 변수들의 변동으로 인한 특성값의 산포(deviation) 정도를 뜻한다. 본 연구에서는 설계자의 설계 의도에 따라 절충(tradeoff)되어 결정되는 특정 제품내의 휨과 웰드라인에 대한 전체 선호도(overall preference)를 최적화를 위한 특성값으로 하였다. 따라서 본 연구의 설계 방법에서 추구하는 최적해란 설계자의 휨과 웰드라인에 대한 절충 태도(tradeoff attitude)에 의해 결정되는 전체 선호도가 최대로 됨과 동시에 공정 변동에 대해 그 값의 변화가 적은 설계해를 말하며, 자동설계란 최적화 알고리즘을 사용하여 설계자와 대화를 최소화하면서 최적해를 효율적으로 탐색할 수 있는 방법을 의미한다. 이를 위해 본 연구에서는 다목적 최적화를 위한 다속성 효용 이론(multiple attribute utility theory)과 강건 설계 방법(robust design method) 및 최적해 탐색 방법(optimal solution search method)을 통합하여 새로운 최적 자동설계 방법을 개발하였다. 휨과 웰드라인의 최적화를 위해 본 연구에서는 설계자의 선호도에 기초한 효용함수(utility function)를 개발하여 사용하였으며, 해

의 강건성을 평가하기 위해서는 Taguchi의 신호 대 잡음비(signal-to-noise(S/N)ratio)<sup>(6,7)</sup> 개념을 도입하였다. 또한 본 연구에서는 직접 탐색법(direct search method)에 따라 최적해를 자동으로 탐색하였는데, 이를 위해 직교배열(orthogonal arrays)을 이용한 일부실험법(fractional factorial design)<sup>(8)</sup>에 기초한 공간 축소 방법(Space Reduction Method: SRM)을 개발하여 사용하였다. 끝으로 본 연구에서는 개발된 최적 자동설계 방법을 미국 Cavallero사의 캔(can)모델<sup>(9)</sup>에 대해 적용해 보았다. 시뮬레이션을 통해 기존 설계와 비교한 결과 만족할 만한 설계해를 얻었으며 본 설계 방법의 유용성을 확인할 수 있었다. 따라서 본 연구에서 개발한 설계 방법이 높은 정밀도의 다특성 플라스틱 제품을 위한 최적 금형 설계에 이용될 경우에 제품의 품질뿐만 아니라 설계 활동의 생산성도 크게 높일 수 있을 것으로 기대된다.

최근까지 플라스틱 사출 성형 제품의 성형 불량률을 최소화하는 설계 방법을 개발하기 위한 기초 연구들이 수행되어 왔다<sup>(3,5,9-16)</sup>. 특히 Jacques<sup>(9)</sup>와 Rezart와 Stafford<sup>(10)</sup>는 성형 부품내의 잔류 응력의 측정 모델을 제시하여 휨 정도를 예측하고자 하였다. Pandelidis와 Zou<sup>(11)</sup>는 수치적 최적화 알고리즘을 사용하여 성형품내의 온도차(temperature difference), 과충전(overpack), 마찰 과열(frictional overheating)을 최소화하는 최적 공정 설계 방법을 제시하였다. 김석주<sup>(12)</sup>와 김영일<sup>(13)</sup>은 Pandelidis와 Zou<sup>(11)</sup>와 동일한 목적함수를 사용하되 유전자 알고리즘(genetic algorithm)<sup>(17)</sup>을 사용하여 최적화를 시도하였다. 그러나 이들은 사출성형 과정 중 충전 과정에 대해서만 최적화를 시도하였고 보압과 냉각 과정은 고려하지 않았다. Lee와 Kim<sup>(2,16)</sup>은 콤플렉스 방법(Complex Method)<sup>(18)</sup>을 사용하여 휨을 최소화하려는 연구를 수행하였다. 그러나 이 연구에서는 최적화를 위한 설계 공간으로 제품의 벽 두께와 성형 조건만을 고려하였고 다른 설계 공간은 고려하지 않았다. 이들은 먼저 사출성형 조건을 일정하게 유지하여 벽 두께를 최적화시킨 후, 다시 성형 조건을 최적화하는 순차적인 설계 방법을 택하였다. Yao<sup>(5)</sup>는 최적화 설계 공간을 제품, 금형, 성형 조건의 최적화뿐만 아니라 수지에까지 확장시킨 최적 설계 방법을 제안하였다. 이를 위해 그는 콤플렉스 방법과 Taguchi 방법을 통합한 새로운 최적 설계 방법을 제시하였다. 그러나 Yao는 웰드라인과 휨을 동시에 최적화하지 않고 각각을 따로 고려하는 단일 특성(single attribute) 문제만을 다루었다.

## 2. 휨과 웰드라인의 최적화: 다목적 최적화 문제

휨(warpage)은 주로 불균형한 수지 유동(polymer flow), 패킹(packing), 냉각(cooling), 결정화(crystallinity)와 제품 및 금형 형상의 기하학적 효과(geometrical effects)로 인해 제품 내부에 발생한 불균등한 수축(differential shrinkage)으로 말미암아 발생한다<sup>(1-3)</sup>. 한편 웰드라인(weld line)은 제품 표면상에 V자 형태의 홈을 가진 가늘고 긴 선의 형태로 나타나는데, 그 발생 위치와 강도는 게이트의 위치를 포함한 금형 및 제품 형상, 사출 성형 조건 등에 크게 좌우된다<sup>(1,5)</sup>. 이와 같이 휨과 웰드라인은 수지, 제품 및 금형 형상, 성형 조건과 같은 전체 설계 공간에 속한 많은 변수들에 의해 동시에 영향을 받으므로 성형품 내에서 이들의 거동이 서로 충돌하는 경우가 자주 발생한다. 다시 말해 휨과 웰드라인을 동시에 제어하는 과정에서 둘 중 하나의 특성이 개선된다고 하더라도 다른 특성은 오히려 악화된다.

본 연구에서와 같이 휨과 웰드라인을 동시에 최적화하는 문제는 전형적인 다목적 최적화 문제(multiple objective optimization problem)에 속한다. 이러한 부류의 문제에서는 최적화하려는 목적함수들이 서로 충돌을 일으키는 경우가 많다. 따라서 최적화를 위해서는 충돌하는 목적 함수들을 설계 의도에 의해 결정되는 설계자 선호도에 따라 적절히 절충하는 일이 중요하다. 일반적으로 다목적 최적화 방법은 크게 생성 기법(generating methods)과 선호 기반 기법(preference based methods)으로 분류된다<sup>(19,20)</sup>. 생성 기법은 가능 해(feasible solutions) 공간에서 파레토 최적해(Pareto-optimal solution) 집합, 즉 서로 우열을 가릴 수 없는 해 집합(non-inferior solution set)을 체계적으로 찾을 수 있는 절차를 개발하는 방법이다. 생성 기법의 가장 큰 단점은 대부분의 실제 설계 문제는 방대해서 완전한 파레토 최적해를 생성하는데 한계가 있을 뿐만 아니라, 실령 충분한 해를 얻었다고 하더라도 그 중에서 설계자가 최종해를 선택하기란 쉽지 않다는 데 있다. 반면에, 선호 기반 기법은 각 설계 특성에 대한 설계자 선호도(designer's preference)를 구하고 이로부터 다수 특성에 대한 선호도를 하나의 상위 평가 기준(super criterion)으로 통합하는 효용 이론(utility theory)<sup>(21,22)</sup>을 이용한다. 선호 기반 기법은 특성들에 대한 설계자의 선호도를 정확히 입력받기가 어렵다는 단점이 있긴 하나, 일단 선호도가 정의되면 생성된 임의의 해들에 대한 선호 관계를

쉽게 판정할 수 있다. 따라서 본 연구에서와 같이 전체 설계 공간에서 직접 탐색법에 따라 최적해를 탐색하기 위해서는 탐색 과정에서 현재까지 탐색된 해들의 우열을 자동으로 가려 나가야 하는데 이러한 경우에 선호 기반 기법이 적합하다고 볼 수 있다. 이와 같은 관점에 의해 본 연구에서는 휨과 웰드라인을 동시에 최적화하기 위해 효용 이론을 사용하였으며 이를 통해 휨과 웰드라인의 두 개별 특성값을 효용(utility)이라고 하는 단일 척도(scale)로 변환하고 이것을 설계 최적화의 대상으로 하였다.

### 3. 설계자 선호도의 정량화: 효용함수

일반적으로 다목적 최적화 문제에서 해 공간(solution space)은 대단히 크며, 이 공간 내에서 파레토 최적해도 무수히 존재하게 된다. 이때 파레토 최적해 집합은 설계자가 선택할 수 있는 가능한 대안들(alternatives)의 집합에 해당되며, 결국 다목적 최적화 문제에서 최적해를 구하는 일은 이러한 대안들 중에서 가장 선호되는 대안을 선택하는 일에 해당된다. 본 연구에서는 최적의 설계 대안을 선정하기 위해서는 대안들에 대한 설계자의 선호 관계가 정량화 되어야 한다고 보고, 이러한 선호 관계를 표현하는 수단으로 효용이라는 평가 척도를 사용하였다. 효용함수(utility function)는 설계 대안에 대한 효용을 나타내는 함수이며, 효용(utility)이란 대안에 대해 선호하는 정도를 0과 1사이의 수치로 표현한 것이다<sup>(19,21)</sup>.

Keeney와 Raiffa<sup>(21)</sup>에 의하면 특성들이 상호 효용 독립(utility independence)일 때 전체 다특성 효용함수(overall multi-attribute utility(MAU) function)는 아래 (1)식과 같이 나타낼 수 있다. 특성의 상호 효용 독립이란 한 특성에 대한 효용의 비선형성 정도가 다른 특성의 특성값 수준에 의해 영향을 받지 않는다는 것을 의미한다.

$$U(\mathbf{x}) = \frac{1}{K} \left[ \prod_{i=1}^n (Kk_i U_i(x_i) + 1) - 1 \right] \quad (1)$$

여기에서

$$U(\mathbf{x}) = \text{특성 벡터, } \mathbf{x} = (x_1, x_2, \dots, x_n) \text{로 주어지는 설계대안의 전체 효용}$$

$$x_i = i \text{ 번째 특성의 특성값}$$

$U_i(x_i)$  =  $i$  번째 특성에 대한 단일효용함수(single attribute utility(SAU) function)

$i$  = 1, 2, ... n 번째 특성

$k_i$  =  $i$  번째 특성에 대한 스케일링 상수(scaling constant)

$K$  = 규준화 상수(normalizing constant)로서 다음식을 만족하는 상수이다.

$$1 + K = \prod_{i=1}^n (1 + Kk_i) \quad (2)$$

일반적으로 공학적 설계 과정에서는 설계 특성간에 상호 효용 독립이 만족되는 경우가 많다고 알려져 있다<sup>(21)</sup>. 본 연구에서도 웰드라인과 휨이 상호 효용 독립이라고 가정한다면 웰드라인과 휨에 대한 MAU는 (1), (2)식으로부터 아래와 같은 식으로 표현된다.

$$MAU = k_1 \cdot U_1 + k_2 \cdot U_2 + (1 - k_1 - k_2) \cdot U_1 \cdot U_2 \quad (3)$$

이 식에서 MAU는 웰드라인과 휨에 대한 전체 효용함수이고, MAU를 결정하는 변수로서  $U_1, U_2$  는 각각 웰드라인과 휨에 대한 SAU이고  $k_1, k_2$  는 스케일링 상수로서 특성의 상대적 중요도를 나타낸다.

일반적으로 (웰드라인, 휨)의 쌍으로 주어지는 설계 대안들의 전체 효용을 계산하기 위해서는 식 (3)에서와 같이 웰드라인과 휨의 SAU와 스케일링 상수들이 먼저 결정되어야 한다. SAU는 단일 특성에 대한 특성값의 효용을 나타내는데, 가장 선호하는 해의 경우  $U_{best} = 1$  을, 그 반대의 경우에는  $U_{worst} = 0$  을 부여하고 이들 두 극점 사이는 어떤 식으로든 설계자의 선호 관계를 반영하여 직선의 조합 또는 적절한 곡선 형태로 나타내는 것이 일반적이다. 전통적으로는 식 (3)의 MAU 결정 변수들을 구하기 위해 로터리 질문(lottery questions)에 기초한 확실 등가 방법(certainty equivalence method)<sup>(19,21,23)</sup>을 사용해 왔다. 그러나 이 방법은 매우 단순하여 변수들을 쉽게 구할 수 있는 반면에 특성에 관한 설계자의 선호 관계를 정확히 반영하는 데는 한계가 있다.

이에 따라 본 연구에서는 특성에 관한 설계자의 비선형 선호 관계를 잘 반영하기 위해 Satty<sup>(24)</sup>가 제안한 계층분석법(Analytic Hierarchy Process : AHP)을 이용하여 MAU 결정 변수를 구하는 새로운 방법을 고안하였다. 이 방법에서는 가상의 설계 대안들(design alternatives),

즉 서로 다른 (웰드라인, 휨)의 쌍들에 대해 AHP를 적용하여 이들 설계 대안들에 대한 설계자의 선호 순위를 얻은 다음, 이러한 선호 순위가 식 (3)에 대해서도 성립하도록 식 (3)의 MAU 결정 변수들을 최적화 알고리즘을 사용하여 구한다. 이 과정을 설명하면 다음과 같다.

[Step1] 웰드라인과 휨의 SAU를 표현하기 위한 함수 형태와 미지수를 결정한다. 본 연구에서는 SAU 함수 형태로 아래와 같이 정의되는 Bezier 곡선<sup>(25)</sup>을 사용하였다.

$$P(u) = \sum_{i=0}^n \frac{n!}{i!(n-i)!} u^i(1-u)^{n-i} P_i \quad (4)$$

여기에서  $u$ 는 Bezier곡선의 매개변수(parameter),  $P_i$ 는 조정점(control point)이고  $(n+1)$ 은 조정점의 개수이다. Bezier 곡선은 조정점의 좌표를 조정함으로써 임의의 형상의 곡선을 표현할 수 있다. 따라서 직선(linear)이나 직선들로 연결한(piecewise linear) 형태 또는 단순 곡선(monotonic curve)으로 SAU를 표현하는 경우에 비해 Bezier 곡선을 사용하면 비교적 적은 수의 조정점으로 비선형적인 선호 관계를 잘 나타낼 수 있는 장점이 있다. Fig.1에 웰드라인과 휨의 SAU를 결정하기 위한 Bezier 곡선으로 조정점이 네 개인 3차 Bezier 곡선을 나타내었다. 그림에서 두 곡선의 양 끝 조정점들은 각각  $U_{best}=1$  인 점( $P_0, Q_0$ )과  $U_{worst}=0$  인 점( $P_3, Q_3$ )으로 고정되어 있어서 그 중간에 놓인 조정점들( $P_1, P_2, Q_1, Q_2$ )의  $x, y$  좌표를 조정하면 곡선을 결정할 수 있다. 본 연구에서는 곡선의 형상을 비교적 간단히 구하기 위해 중간 조정점들의  $y$  좌표만을 결정 변수로 하고  $x$  좌표들은 생성 가능한 각 특성값들의 경계(feasible limits)내에서 서로 균등하게 배치되도록 일정한 좌표값을 부여하였다. 이렇게 하더라도 대부분의 공학설계 문제에서 설계자의 비선형적 선호를 Bezier 곡선식으로 표현하는 데는 크게 무리가 없다고 보여진다. 이때 특성값의 경계는 직교배열 실험이나 설계자의 공학적 판단에 의해 쉽게 결정될 수 있다. 따라서 최종 MAU 함수는 MAU 결정 변수, 즉 두 SAU를 정의하는 중간 조정점들의  $y$  좌표와 스케일링 상수  $k_1, k_2$ 에 의해 결정된다.

[Step2] 가상의 설계 대안들을 생성한다. 설계 대안은 특정한 값의 웰드라인과 휨의 쌍으로 주어지며, 직교 배열 실험의 결과와 공학적 판단으로부터 추론된 생성 가능한 웰드라인과 휨의 수치 범위에 속하는 파레토 최적해 집합 중에서 임의로 선정되되 가능한 한 서로 균일한 분포

를 이루도록 한다. 또한 MAU 결정 변수들을 최적화하기 위해 설계 대안을 MAU 결정 변수의 개수보다 많은

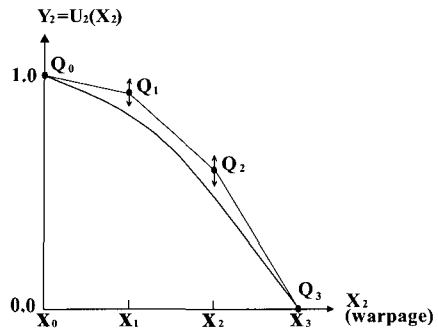
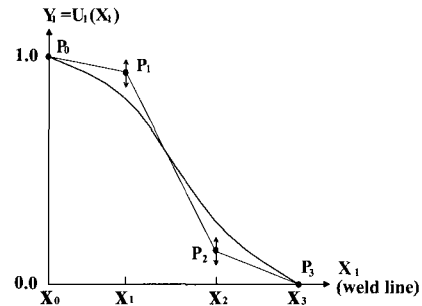


Fig. 1 Bezier curves of degree 3

수가 되도록 생성한다.

[Step3] 설계 대안들간의 선호 관계를 정한다. 본 연구에서는 설계 대안들간의 상대적 중요도를 AHP 방법을 사용하여 결정하였다. AHP 기법은 다목적 최적화 문제를 해결하기 위한 방법중의 하나로서, 계층 구조를 통해 의사결정의 최종 목표, 의사결정 요소, 설계 대안들을 차례로 최상위 계층, 중간 계층, 최하위 계층에 배치한 다음, 각 계층별로 계층내의 요소들간의 상위 계층의 한 요소에 대한 중요도를 요소들간의 쌍별 비교(pairwise comparison)에 의해 산출하고 이들을 종합하여 전체 설계 대안들간의 선호 순위를 자동으로 결정하는 방법이다. 이 방법은 설계 대안을 구성하는 특성들과 개개의 특성값간의 모든 쌍비교를 통해 설계 대안들에 대한 선호 관계를 얻으므로 로터리 질문 방식에 비해 설계자의 선호도를 보다 정확하게 획득할 수 있다. AHP 기법에 대한 구체적인 내용은 참고문헌(24)를 참고하기 바란다.

[Step4] 최적화 알고리즘을 사용하여 MAU 결정 변수들을 구한다. 본 연구에서는 step3에서 획득한 설계 대안

들의 선호 순위와 이 설계 대안들의 효용, 즉 식(3)으로 계산되는 MAU 값의 순위가 서로 일치하도록 결정 변수들을 최적화한다. 이 때 최적화 계산 과정에서 설계 대안들간의 선호 관계를 엄격히 판정하기 위해 작은 양의 상수  $\delta$ 를 설정하고 다음과 같은 관계식을 만족할 경우에만 두 설계 대안이 우열 관계에 있음을 판정하도록 하였다.

$$|U(x_A) - U(x_B)| \geq \delta \quad (5)$$

#### 4. 설계 최적성과 강건성

설계해의 최적성(optimality)은 설계 특성값이 목표값에 얼마나 근접해 있는지에 대한 척도로 정의할 수 있고, 강건성(robustness)은 제어할 수 없는(uncontrollable) 공정상의 변동(process variation)에 대한 특성값, 즉 출력 응답(output response)의 민감 정도로 정의할 수 있다<sup>(5)</sup>. 설계해의 강건성은 최적성과 함께 사출 공정에서 대단히 중요한 설계 목표가 되어야 하는데 이것은 사출 공정은 내재적으로 공정 변동성을 가지고 있어서 초기에 설정한 공정 조건들이 공정이 진행되는 동안에 높은 정도의 공차 범위내에서 유지되기 어렵기 때문이다. 따라서 최적 설계는 가능한 최고의 특성값을 가지면서 동시에 그 값에서 공정 변동, 즉 잡음(noise)으로 인한 특성값의 편차(deviation)가 작게 되는 해를 얻는 설계를 말하며, 사출 성형 공정을 위해 가장 절실히 요구되는 설계 개념이라 할 수 있다. 최적 설계 문제를 수학적으로 다음과 같이 정의할 수 있다.

$$\begin{aligned} & \text{Optimize } (f(\mathbf{x}), \sigma(\mathbf{x}; \mathbf{p})) \\ & \text{Subject to } \mathbf{x} \in \Omega \text{ and } \mathbf{p} \in \Lambda \end{aligned} \quad (6)$$

여기에서  $f$ 는 목적함수,  $\mathbf{x}$ 는 설계변수 벡터,  $\sigma$ 는 분산(variance),  $\mathbf{p}$ 는 잡음 변수 벡터,  $\Omega$ 는 설계 변수 공간,  $\Lambda$ 는 잡음 변수 공간이다.

본 연구에서 최적 설계를 위한 특성값은 효용이고 강건성은 효용의 강건성을 추구한다. 이것은 앞 절에서 전개한 바와 같이 휨과 웰드라인의 두 개별 특성을 설계자의 선호에 따라 효용 특성으로 변환하였고 이것을 최적화의 대상으로 하기 때문이다. 본 연구에서는 최적해, 즉 설계해의 최적성과 강건성을 동시에 구현하기 위해 직교 배열에 기초한 실험 계획법(Design Of Experiment :

DOE)을 응용하였다. 이 방법에서는 S/N비라고 하는 평가 척도(design metric)를 통해 해의 최적성과 강건성을 동시에 보장하는 최적의 설계 변수들의 수준 조합을 선택할 수 있다. 설계 평가 척도로서 S/N비의 성질은 참고문헌(6)과 (7)에 자세히 논의되어 있다. 다음 절에서는 이러한 최적 설계해를 얻기 위해 본 연구에서 사용한 실험 설계법과 이로부터 최종해를 탐색하는 과정에 대해 설명하기로 한다.

### 5. 실험 계획법 및 설계해의 자동 탐색

#### 5.1 Taguchi의 실험 계획법

Taguchi가 제안한 DOE의 특징은 직교 배열(orthogonal arrays)에 의한 교적 실험(cross-product experiment)과 S/N비의 사용에 있다<sup>(6,7)</sup>. 직교 배열은 주어진 설계 변수들로 한정된 횟수의 실험만을 수행하고 이로부터 전체 실험에 대한 최대한의 정보를 얻을 수 있도록 고안된 일종의 실험 계획표에 해당한다. 본 연구에서는 설계해의 최적성과 강건성을 동시에 구현하기 위해 내측 배열(inner arrays)과 외측 배열(outer arrays)로 불리는 두 개의 독립된 배열이 서로 직교하는 형태로 배치되도록 교적 실험을 구성하였다. 여기에서 내측 배열은 제어할 수 있는 설계 변수(design factors)의 배열이고, 외측 배열은 제어할 수 없는 잡음 변수(noise factors)의 배열로서 잡음에 의한 공정 조건의 변화를 모델링하기 위해 배치한 것이다. Table 1은 본 연구에서 채택한 DOE의 직교 배열 형태로서 여기서는  $L_{16}$ 의 내측 배열과  $L_9$ 의 외측 배열이 사용된 예를 보였다. 내측 배열에서 행(row)은 설계 변수들의 16개의 서로 다른 수준 조합(level combinations)을 나타낸다. 외측 배열의 행에는 잡음 변수가 배치되고, 열은 잡음 변수들의 9개의 다른 수준 조합을 나타낸다. 실제 실험은 내측 배열의 각 행별로 수행되며, 행별 실험은 또한 외측 배열의 각 열에 대해 잡음 변수의 정해진 수준대로 반복해서 실시한다. 가령 Table 1에서 16번 행의 마지막 단위 실험은 설계 변수  $X_1$ 과  $X_2$ 는 4 수준,  $X_3$ 은 1 수준,  $X_4$ 는 3 수준에 해당하는 설계값을 공칭값(nominal values)으로 하고, 잡음 변수  $M_1, N_2, N_3, N_4$ 는 각각의 공칭값에  $N_1$ 과  $N_2$ 는 3 수준,  $N_3$ 는 2 수준,  $N_4$ 는 1 수준에 해당하는 변동량을 더한 값을 최종 공칭값으로 하여 실험을 실시한다. 만약 잡음 변수  $N_1$ 과 설계 변수  $X_1$ 이 동일한 변수라면 실험에 사용될 설계 변수  $X_1$ 의 공칭값은  $X_1$ 의 4 수준값에  $N_1$ 의 3 수준 변동량을 더한 값이 된다.

S/N비는 설계의 최적성과 강건성을 동시에 구현하기

Table 1 DOE set-up using inner and outer arrays

Inner Array - Design Factors					Outer Array - Noise Factors					S/N Ratio	
					Factor	1	2	...	8		9
					N <sub>1</sub>	1	1	...	3	3	
					N <sub>2</sub>	1	2	...	2	3	
					N <sub>3</sub>	1	2	...	1	2	
					N <sub>4</sub>	1	2	...	3	1	
Exp.#	X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	X <sub>3</sub>	X <sub>4</sub>	U(1,1,1,1)	U(1,1,1,1)	...	U(1,1,1,1)	U(1,1,1,1)		
1	1	1	1	1	U(1,2,2,2)	U(1,2,2,2)	...	U(1,2,2,2)	U(1,2,2,2)		
2	1	2	2	2	U(1,3,3,3)	U(1,3,3,3)	...	U(1,3,3,3)	U(1,3,3,3)		
3	1	3	3	3	U(1,4,4,4)	U(1,4,4,4)	...	U(1,4,4,4)	U(1,4,4,4)		
4	1	4	4	4	U(2,1,2,3)	U(2,1,2,3)	...	U(2,1,2,3)	U(2,1,2,3)		
5	2	1	2	3	U(2,2,1,4)	U(2,2,1,4)	...	U(2,2,1,4)	U(2,2,1,4)		
6	2	2	1	4	U(2,3,4,1)	U(2,3,4,1)	...	U(2,3,4,1)	U(2,3,4,1)		
7	2	3	4	1	U(2,4,3,2)	U(2,4,3,2)	...	U(2,4,3,2)	U(2,4,3,2)		
8	2	4	3	2	U(3,1,3,4)	U(3,1,3,4)	...	U(3,1,3,4)	U(3,1,3,4)		
9	3	1	3	4	U(3,2,4,3)	U(3,2,4,3)	...	U(3,2,4,3)	U(3,2,4,3)		
10	3	2	4	3	U(3,3,1,2)	U(3,3,1,2)	...	U(3,3,1,2)	U(3,3,1,2)		
11	3	3	1	2	U(3,4,2,1)	U(3,4,2,1)	...	U(3,4,2,1)	U(3,4,2,1)		
12	3	4	2	1	U(4,1,4,2)	U(4,1,4,2)	...	U(4,1,4,2)	U(4,1,4,2)		
13	4	1	4	2	U(4,2,3,1)	U(4,2,3,1)	...	U(4,2,3,1)	U(4,2,3,1)		
14	4	2	3	1	U(4,3,2,4)	U(4,3,2,4)	...	U(4,3,2,4)	U(4,3,2,4)		
15	4	3	2	4	U(4,4,1,3)	U(4,4,1,3)	...	U(4,4,1,3)	U(4,4,1,3)		
16	4	4	1	3							

위해 Taguchi에 의해 제안된 설계 평가 척도이다. S/N 비는 특성에 따라 크게 망소형(smaller-the better type), 망대형(larger-the better type), 망목형(nominal-the best type) 등으로 나눌 수 있는데, 본 연구와 같이 효율은 클수록 바람직하므로 망대형에 속한다. 망대형 문제에서 S/N비는 다음과 같이 정의된다<sup>(6,7)</sup>.

$$S/N_L = -10 \log \left\{ \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{1}{y_i^2} \right\} \quad (7)$$

위 식에서 n은 내측 배열의 각 행에 대해 얻은 측정 데이터의 개수이고, y<sub>i</sub>는 i-번째 실험 데이터로서 여기서는 MAU에 해당한다. 일반적으로 망대형의 경우 특성값의 S/N비가 클수록 특성값의 평균은 커지고(최적성 향상) 평균을 중심으로 특성값의 편차는 작아진다(강건성 향상)<sup>(6,7)</sup>. 이것은 S/N비가 큰 설계 조건이 곧 본 연구에서 정의한 최적해가 됨을 뜻한다. 따라서 식 (6)으로 주어진 효율에 대한 최적 설계를 얻기 위해서는 효율에 대한 S/N비가 큰 설계를 얻으면 된다.

### 5.2 설계해의 자동 탐색

설계해를 탐색하는 기법은 크게 직접 탐색법(direct search method)과 미분법(gradient-based method)으로 나눌 수 있다<sup>(5)</sup>. 직접 탐색법은 목적함수의 값만을 사용하여 설계해를 탐색하는데 반해 미분법은 목적함수와 구속함수의 미분값을 사용하여 설계해를 찾는다. 일반적으로 최적화 문제가 해석적 함수 형태(analytic function form)로 주어지는 경우에는 미분법이 직접 탐색법보다 효율과 효과면에서 우수한 것으로 알려져 있다. 그러나 사출 성형에서는 품질 특성을 설계 변수에 대한 해석적 함수 형태로 표현하기가 매우 어렵기 때문에 미분법을 사용하여 사출 성형의 설계해를 탐색하는 것은 거의 불가능하다고 볼 수 있다. 반면에 직접 탐색법에서는 아무런 제한 조건없이 오직 목적함수의 값만으로 해의 탐색이 가능하므로 사출 성형 문제의 최적화 기법으로 적합하다.

본 연구에서는 설계해를 자동으로 탐색하기 위해 직접 탐색법에 기초한 공간 축소 방법(Space Reduction Method; SRM)을 개발하였다. SRM은 직교배열 실험을 기반으로 하는 탐색 방법으로서 직교배열 실험과 그에 따른 설계 영역의 축소를 반복 수행함으로써 자동으로 최적해로 수렴시켜 가는 방법이다. 본 연구에서 SRM을 사용하여 최적해를 자동 탐색하는 과정은 다음과 같다.

[Step1] DOE를 완성한다. 이를 위해 DOE의 내외측 직교 배열과 이를 구성할 설계 변수 및 잡음 변수, 설계 변수의 설계 범위 및 실험 수준, 잡음 변수 및 수준 등을 결정한다. 여기에서 설계 변수의 설계 범위는 공정상 허용 가능한 상하한값을 말하며 궁극적으로 최적해의 탐색 범위에 해당한다.

[Step2] DOE에 따라 전체 실험을 수행하고 내측 배열의 각 행별로 실험 데이터에 대한 S/N비를 계산한다. 여기서 실험 데이터는 사출 시뮬레이션 결과로부터 얻은 힘과 웰드라인에 대한 MAU값이다.

[Step3] 설계 변수들의 축소된 설계 범위와 수준값을 결정한다. 새로운 설계 범위는 현재의 직교배열 실험에서 가장 큰 S/N비를 갖는 행을 찾은 다음 그 때의 설계 변수들의 수준값을 중심으로 현재의 설계 범위를 일정 비율( $\alpha$ )만큼 축소하여 얻고, 수준값도 새로운 설계 범위에 맞춰 조정한다. Table 2는 본 연구에서 적용한 설계 범위 및 수준값 조정 방법을 나타낸 것이다. 본 연구에서는  $\alpha=0.5$ 로 하였고, 수준값은 설계 범위 내에서 서로 동일한 간격을 갖도록 하였다.

**Table 2 Design of Space Reduction**

<p>If level 1 is chosen, then  <math>(level\ 1)_{new} = (level\ 1)_{old}</math>  <math>(level\ 2)_{new} = [(level\ 1)_{old} + (level\ 2)_{old}] / 2</math>  <math>(level\ 3)_{new} = (level\ 2)_{old}</math></p> <p>If level 2 is chosen, then  <math>(level\ 1)_{new} = [(level\ 1)_{old} + (level\ 2)_{old}] / 2</math>  <math>(level\ 2)_{new} = (level\ 2)_{old}</math>  <math>(level\ 3)_{new} = [(level\ 2)_{old} + (level\ 3)_{old}] / 2</math></p> <p>If level 3 is chosen, then  <math>(level\ 1)_{new} = (level\ 2)_{old}</math>  <math>(level\ 2)_{new} = [(level\ 2)_{old} + (level\ 3)_{old}] / 2</math>  <math>(level\ 3)_{new} = (level\ 3)_{old}</math></p>
---

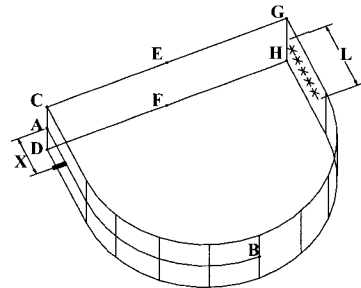
[Step4] step3에서 조정된 설계 변수의 수준값으로 새로운 DOE를 구성하고 전체 실험을 다시 수행하여 S/N비를 계산한다.

[Step5] 만족할 만한 S/N비를 갖거나 설계 변수의 설계 범위를 더 이상 축소할 수 없을 때까지 step3-step4의 과정을 반복하여 수행한다. 만약 후자인 경우에는 마지막 DOE 실험 결과 중에서 가장 큰 S/N비를 갖는 실험 조건을 최적해로 선택한다.

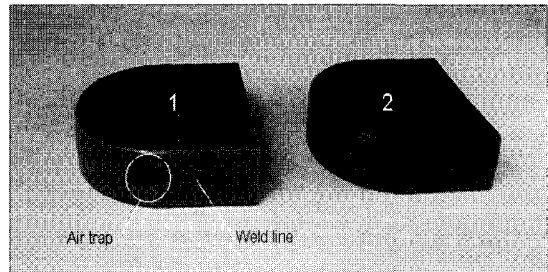
**6. 설계 적용 예**

본 연구에서 개발한 다특성 최적 자동 설계 방법의 유용성을 보이기 위해 Fig.2에 보인 Cavallero사의 capacitor can 모델에 대해 전산 실험을 수행하였다. 시뮬레이션 소프트웨어로는 상용 CAE 소프트웨어 중의 하나인 C-MOLD<sup>(26)</sup>를 사용하였으며 수치명은 PP/HUNTSMAN CHEM/P4-011이다. 원래 이 모델은 Fig.3 과 Table 3에서 보듯이 옆면에 에어트랩(air trap)이 수반된 긴 웰드라인과 휨이 발생하였지만 웰드라인을 우선적으로 제거할 필요가 있었다. 이에 따라 Yao<sup>(5)</sup>는 이 모델에 대해 웰드라인의 최소화만을 설계 목표로 하여 최적화를 수행하였다. 그는 제품의 벽두께(=1.524mm)와 공정 조건들은 원래 설계치와 동일하게 유지시킨 채 게이트의 위치(X)만을 설계 변수로 하여 최적화 하였다. 그 결과 Fig.3 과 Table 4에서와 같이 X=11.5mm일 때 웰드라인과 에어트랩이 완전히 제거되었으나 오히려 휨은 더 커지는 결과를 낳았다. 다시 말해 이 모델에서도 휨과 웰드라인이 서로 충돌하는 특징이 있음을 확인할 수 있다. Yao는 이 모델에서의 웰드라인과 휨을 Fig.4에 제시한 식을 사

용하여 계산하였다. 즉 웰드라인은 게이트가 위치한 반대측 옆면에서 유동의 선단이 만나는 유한 요소 절점들 간의 길이의 합으로, 휨은 can의 열린 단면에서 변형 후 양쪽 가장자리 절점에서의 수직 변위에 대한 가운데 절점에서의 상대적 수직 변위량으로 나타내었다. 여기서 절점의 변위는 불균일 수축(nonuniform shrinkage)에 의한 변위와 불평등 냉각(uneven cooling)에 의한 변위의 합으로 표시되는 최대변위(maximum nodal displacement)이다. 본 연구에서는 두 특성이 서로 충돌하는 이 모델에 대해 다특성 최적설계 방법을 적용해 두 특성을 동시에 최적화하고자 하였다. 첫번째 단계로 이 모델에서 설계자가 갖는 휨과 웰드라인에 대한 선호도 관계, 즉 MAU 함수를 결정하여야 한다. 여기에서 can 모델의 경우 휨과 웰드라인이 효용 독립 관계에 있다고 가정함으로써 MAU 함수식은 식 (3)에 따라 휨과 웰드라인의 SAU 함수와 스케일링 상수( $k_1, k_2$ )에 의해 결정된다. 휨과 웰드라인의 SAU 함수 형태로 Fig.1에서 보인 3차식의 Bezier 곡선으로 하고, 전체 설계 변수



**Fig. 2 3-D view of the capacitor can. X is the gate location, which can be located on the line AB. L is the weld line length**



**Fig. 3 Comparison of part quality between the original design (1) and the design optimized by Yao (2) for the can**



**Table 3 Result of the original design for the can (unit:mm)**

Design	Gate location X	Experimentation	
		Weld line	Warpage
Original	3.5	15.5	0.52

**Table 4 Result of the optimized design by Yao for the can (unit: mm)**

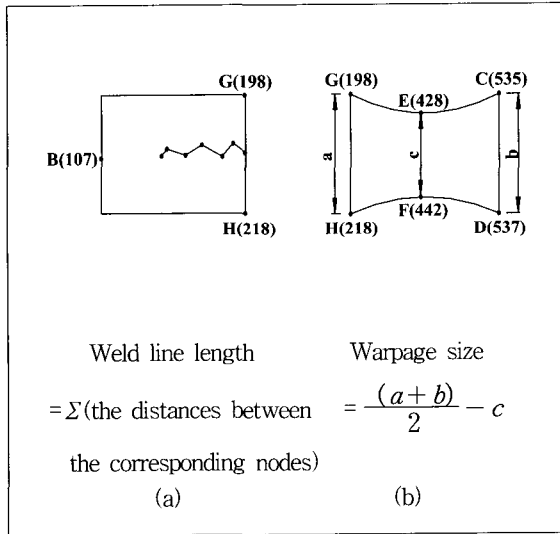
Design	Gate location X	Simulation		Experimentation	
		Weld line	Warpage	Weld line	Warpage
Optimized	11.5	0.0	0.664	0.0	0.70

**Table 5 Selected pareto-optimal alternatives and the preferred rank estimated by AHP**

Alternatives	Weld line (mm)	Warpage (mm)	Preferred rank
A <sub>1</sub>	2.0	1.01	5
A <sub>2</sub>	4.1	0.57	4
A <sub>3</sub>	6.5	0.36	2
A <sub>4</sub>	8.0	0.24	1
A <sub>5</sub>	13.2	0.19	3
A <sub>6</sub>	22.7	0.12	6
A <sub>7</sub>	30.5	0.08	7

**Table 6 Variables optimized for the MAU function**

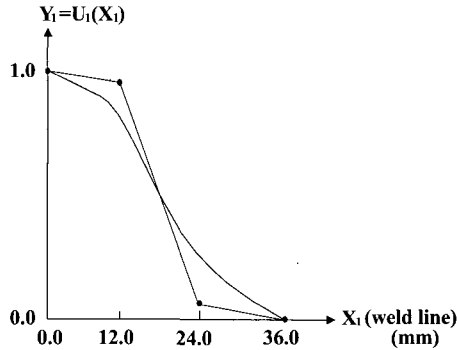
Design coefficients		Estimated result
SAU <sub>weld line</sub>	P <sub>1</sub> <sup>y</sup>	0.9377
	P <sub>2</sub> <sup>y</sup>	0.0883
	k <sub>1</sub>	0.5432
SAU <sub>warpage</sub>	Q <sub>1</sub> <sup>y</sup>	0.6694
	Q <sub>2</sub> <sup>y</sup>	0.0740
	k <sub>2</sub>	0.3734



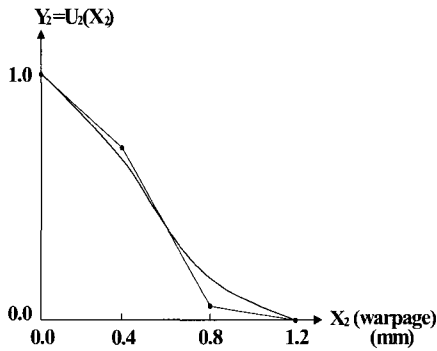
**Fig. 4 Measurement of the weld line(a) and warpage(b) for the can. The numbers in parentheses are the node numbers on the real mesh model**

(P<sub>1</sub><sup>y</sup>, P<sub>2</sub><sup>y</sup>, Q<sub>1</sub><sup>y</sup>, Q<sub>2</sub><sup>y</sup>, k<sub>1</sub>, k<sub>2</sub>)는 가상의 설계 대안들에 대한 설계자의 선호 순위와 MAU 함수식에 의해 계산된 선호 순위와 일치하도록 하는 방식으로 최적화하였다. Table 5는 MAU 설계 변수를 최적화하기 위해 임의로 정한 설계 대안들과 이것들에 AHP를 적용하여 산출한 설계자의 선호 순위 결과를 나타낸다. Table 6은 최적화 과정을 통해 ( $\delta=0.01$ 로 둠) 수립된 MAU 결정 변

수의 값이고, Fig.5는 형상화한 웰드라인과 휨의 SAU 함수 곡선이다. 일단 MAU 함수식이 결정되면 Taguchi의 DOE를 수행하여 최적해를 탐색하는 과정이 요구된다. DOE를 위해서는 우선 설계 변수 및 잡음 변수, 설계 변수와 잡음 변수의 수준을 결정하여야 한다. 본 모델에서는 최적해 탐색을 위한 설계 공간으로 제품, 금형, 공정 조건 등을 모두 고려하기 위해 후보 설계 변수로 게이트 위치(Gate location, X), 제품의 옆면 벽두께(Side thickness, Th<sub>side</sub>), 상하면 벽두께(Top&bottom thickness, Th<sub>top&bottom</sub>), 충전 시간(Fill time, t<sub>fill</sub>), 보압 시간(Hold time, t<sub>hold</sub>), 후충전 시간(Postfill time, t<sub>postfill</sub>), 수지 온도(Melt temperature, T<sub>melt</sub>), 냉각 온도(Coolant temperature, T<sub>coolant</sub>), 보압 프로파일 비율(Pack-profile-percent, P<sub>pack</sub>)등을 선정하였다. 그러나 이들 후보 설계 변수들을 모두 설계 변수로 선정하기에는 변수의 개수가



(a) for the weld line



(b) for the warpage

Fig. 5 SAU function curves for the weld line and warpage for the can

너무 많아 실험의 횟수가 크게 늘어날 수 밖에 없으므로 그 개수를 줄여야 할 필요가 있었다. 따라서 본 연구에서는 이들 후보 설계 변수들을 사용하여  $L_{12}$  직교배열에 의한 예비 실험을 실시하고 그 결과에 대한 분산 분석 (Analysis of Variance; ANOVA)<sup>(6,7)</sup>을 수행하여 중요한 설계 변수를 선별하였다. Table 7은 ANOVA 분석 결과와 설계자의 공학적 판단에 따라 최종 선정된 설계 변수와 그 수준을 나타내고, Table 8은 잡음 변수와 그 수준을 나타낸다. Table 7에서 각 설계 변수의 설계 범위(탐색 범위)는 1 수준과 3 수준의 값을 각각 하한과 상한으로 하는 연속된 치수의 범위이다. F 검정 결과 충전 시간, 후충전 시간, 냉각온도는 휨과 웰드라인 모두에 경우에서 유의하지 않음으로 인해서(유의 수준  $\alpha=0.05$ 로됨) 설계 변수에서 제외하되, 본 실험에서의 C-MOLD 수행에서는 예비 실험에서 사용한 1, 2 수준의 평균값을 해

Table 7 Design factors and their levels

Design factor	Level 1	Level 2	Level 3
X (mm)	0.0	16.5	33.0
Th <sub>side</sub> (mm)	1.0	1.5	2.0
Th <sub>top&amp;bottom</sub> (mm)	1.0	1.5	2.0
t <sub>hold</sub> (sec)	1.25	2.0	2.75
T <sub>melt</sub> (°K)	505.0	525.0	545.0
P <sub>pack</sub> (%)	30.0	60.0	90.0

Table 8 Noise factors and their levels

Noise factor	Level 1	Level 2
t <sub>fill</sub> (sec)	-0.1	+0.1
t <sub>hold</sub> (sec)	-0.25	+0.25
t <sub>postfill</sub> (sec)	-1.0	+1.0
T <sub>melt</sub> (°K)	-5.0	+5.0
T <sub>coolant</sub> (°K)	-5.0	+5.0
P <sub>pack</sub> (%)	-10.0	+10.0

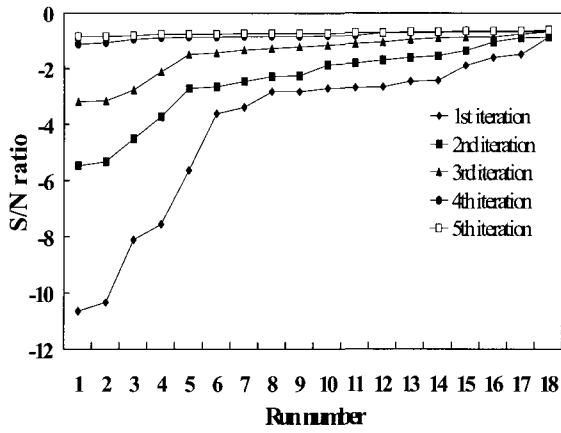
당 변수들의 공칭값으로 사용하였다. Taguchi의 DOE 실험을 위해 본 연구에서는 내측 직교 배열로  $L_{18}$ 을, 외측 직교 배열로  $L_8$ 을 사용하였다(직교배열의 선택에 대해서는 참고문헌(8)을 참고할 수 있다). 일단 DOE가 완성되면 내측 배열의 각 행 별로 잡음 배열에 정해진 잡음 변수 수준에 따라 전산 실험을 수행하여 휨과 웰드라인을 계산하고 이로부터 다시 MAU와 S/N비를 계산한다. Table 9는 MAU와 S/N비를 계산한 결과로서 이는 최적해를 탐색하기 위한 첫 번째 실험(1st iteration)에 해당한다. 두 번째 탐색 실험(2nd iteration)은 SRM에 따라 설계 변수들의 범위와 수준을 조정하여 새로운 DOE를 완성한 다음 첫 번째 탐색 실험과 동일한 과정에 의해 수행되었다. 이를 위해 첫 번째 탐색 실험 결과 가장 큰 S/N비(=-0.8736)를 갖는 실험(9번 실험)에 해당하는 설계 변수들의 수준( $X=3$ , Th<sub>side</sub>=1, Th<sub>top&bottom</sub>=3, t<sub>hold</sub>=2, T<sub>melt</sub>=1, P<sub>pack</sub>=2)값을 중심으로 현재의 설계 범위를 1/2로 축소하고, 수준값도 새로운 설계 범위에 맞춰 조정하였다. 이와같이 Taguchi의 DOE와 SRM을 결합한 탐색 방법을 사용하여 본 연구에서는 can 모델에 대해 최대 5번의 DOE 반복 실험으로 최적해를 찾을 수 있었

Table 9 Result of 1st DOE experiment

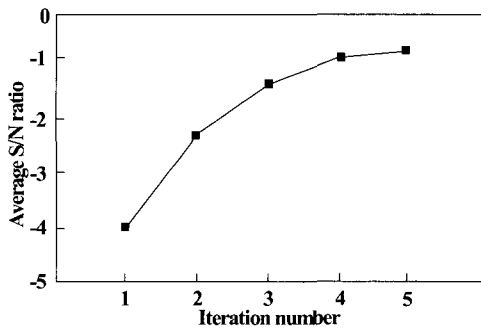
							Noise factor									
							1	2	3	4	5	6	7	8		
							P <sub>pack</sub>	1	2	2	1	1	2	2	1	
							T <sub>coolant</sub>	1	2	1	2	2	1	2	1	
							T <sub>melt</sub>	1	2	1	2	1	2	1	2	
							t <sub>postfill</sub>	1	1	2	2	2	2	1	1	
							t <sub>hold</sub>	1	1	2	2	1	1	2	2	
							t <sub>fill</sub>	1	1	1	1	2	2	2	2	
EXP. #	X	T <sub>h</sub> <sub>side</sub>	T <sub>h</sub> <sub>tool&amp;bottom</sub>	t <sub>hold</sub>	T <sub>melt</sub>	P <sub>pack</sub>									S/N ratio	
1	1	1	1	1	1	1	0.2966	0.2555	0.3158	0.4129	0.3389	0.2898	0.3161	0.2766	-10.3260	
2	2	2	2	2	2	2	0.7071	0.6892	0.7511	0.7260	0.7534	0.7565	0.7315	0.7606	-2.6950	
3	3	3	3	3	3	3	0.8078	0.7847	0.7855	0.7984	0.8349	0.81	0.8315	0.7904	-1.8784	
4	1	1	2	2	3	3	0.3082	0.242085	0.2779	0.3555	0.3269	0.3082	0.2726	0.2966	-10.6600	
5	2	2	3	3	1	1	0.7959	0.8306	0.8259	0.8515	0.8599	0.8368	0.8221	0.8352	-1.6008	
6	3	3	1	1	2	2	0.7259	0.66331	0.7181	0.7332	0.7299	0.7848	0.7549	0.7866	-2.6831	
7	1	2	1	3	2	3	0.6574	0.5916	0.7301	0.6975	0.6625	0.6725	0.6833	0.6244	-3.5927	
8	2	3	2	2	3	1	0.7425	0.7323	0.7513	0.7835	0.7901	0.7625	0.7497	0.7243	-2.4526	
9	3	1	3	2	1	2	<b>0.9121</b>	<b>0.8981</b>	<b>0.9116</b>	<b>0.9066</b>	<b>0.9098</b>	<b>0.9053</b>	<b>0.8981</b>	<b>0.8931</b>	<b>-0.8736</b>	
10	1	3	3	2	2	1	0.4870	0.5137	0.5116	0.5231	0.5367	0.5339	0.5249	0.5602	-5.6335	
11	2	1	1	3	3	2	0.6369	0.6128	0.7255	0.7520	0.7206	0.6872	0.6521	0.6732	-3.3733	
12	3	2	2	1	1	3	0.7660	0.7229	0.8322	0.7480	0.7637	0.7758	0.7359	0.7186	-2.4116	
13	1	2	3	1	3	2	0.3843	0.3927	0.3835	0.4028	0.4013	0.3960	0.3886	0.3984	-8.1051	
14	2	3	1	2	1	3	0.6781	0.6750	0.7861	0.74265	0.6921	0.7532	0.7478	0.7235	-2.8211	
15	3	1	2	3	2	1	0.8478	0.8481	0.8600	0.8854	0.8816	0.7876	0.7941	0.8420	-1.5009	
16	1	3	2	3	1	2	0.7714	0.7168	0.6646	0.7617	0.7523	0.7467	0.7494	0.7498	-2.6518	
17	2	1	3	1	2	3	0.4311	0.4256	0.4018	0.4397	0.4186	0.4235	0.4147	0.4052	-7.5391	
18	3	2	1	2	3	1	0.7280	0.6240	0.7791	0.7079	0.8020	0.7617	0.7020	0.7236	-2.8197	

다. Fig.6(a)는 DOE 반복 실험에 의한 최적화 탐색 결과를 보인 것으로 SRM에 따라 탐색이 진행될수록 S/N비가 일정한 값으로 수렴해 가는 것으로 나타났다. 여기에서는 수렴에 대한 가시적 이해를 위해 탐색 횟수별로 S/N비를 DOE의 실험 번호순이 아닌 크기 순으로 도시하였다. 또한 Fig.6(b)는 탐색 횟수에 따른 S/N비의 평균치의 거동을 나타낸 것으로 탐색이 진행될수록 새로운 DOE의 평균 S/N비가 안정적으로 증가하면서 수렴하는 것을 볼 수 있다. Fig.7은 탐색 횟수에 따른 웰드라인, 휨, MAU의 평균치와 표준편차 등 개별 설계 특성들의 거동을 나타낸다. 끝으로 Table 10은 전체 탐색 과정에서 탐색 횟수별로 최적해(S/N비가 가장 큰 설계 해)의 S/N비, MAU, 웰드라인, 휨의 평균치와 표준편차를 정리한 것이다. 여기에서 2 번째와 4 번째 탐색에서는 탐색 범위의 축소에 불구하고 이전 탐색에 대해 해의 개

선이 없었고, 3 번째와 5 번째 탐색에서 해가 개선되는 것으로 나타났다. 3 번째 탐색에서 얻은 설계해는 MAU 평균이 0.9272이고 표준편차는 0.0208로 나타나 최적성과 강건성을 갖춘 해로서 만족할 만한 것으로 나타났다. 특히 5 번째 탐색에서 나타난 최적해는 MAU의 평균이 0.9320으로서 3 번째 탐색에 비해 좀더 개선되었으며 특히 표준편차는 0.0133으로 3 번째 탐색에 비해 절반 정도의 매우 작은 값으로 대폭 줄어들어 잡음 요소의 변동에도 불구하고 이 해에서 설계자의 선호도는 매우 강건함을 알 수 있었다. Table 11은 5 번째 탐색에서 얻은 최적해에 대한 설계 변수, 즉 게이트 위치, 제품의 두께, 공정 조건들이다. 또한 본 연구에서 얻은 Table 10의 해들은 Table 3과 Table 4의 두 설계해와 비교해서 휨의 크기가 대폭 줄어드는 쪽으로 웰드라인과 휨이 적당히 절충된 해임을 알 수 있는데 이것은 효용 함수를 이용한



(a) Value versus run number



(b) Average versus iteration number

Fig. 6 Optimization procedure of the S/N ratio for the can by SRM

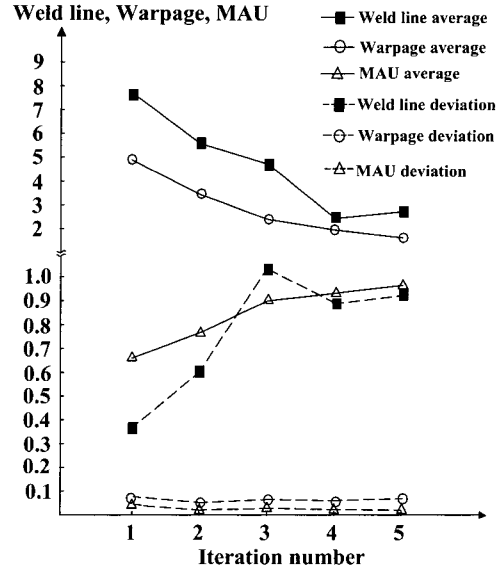


Fig. 7 Optimization procedure of the weld line, warpage and MAU for the can by SRM

다목적 최적화의 결과로 기대했던 바와 일치한다고 할 수 있다.

### 7. 결론

본 연구에서는 플라스틱 사출 성형품의 휨과 웰드라인을 동시에 최적화하기 위한 새로운 최적 자동설계 방법을 개발하였다. 본 연구에서 개발된 최적 설계 방법의 특징과 이로부터 얻은 결론은 다음과 같다.

Table 10 Best solutions versus iteration number

Iteration number	S/N ratio	MAU		Weld line		Warpage	
		Average	Deviation	Average	Deviation	Average	Deviation
1	-0.8737	0.9043	0.0071	6.4887	0.0	0.0824	0.0174
2	-0.8737	0.9043	0.0071	6.4887	0.0	0.0824	0.0174
3	-0.6624	0.9272	0.0208	2.2715	0.6008	0.1448	0.0514
4	-0.6624	0.9272	0.0208	2.2715	0.6008	0.1448	0.0514
5	-0.6138	0.9320	0.0133	2.4337	0.4589	0.1313	0.0362

**Table 11 Result of the mold and process variables for the best solution in 5th iteration**

Design factor	X (mm)	29.75
	Th <sub>side</sub> (mm)	1.09
	Th <sub>top&amp;bottom</sub> (mm)	2.0
	t <sub>hold</sub> (sec)	2.09
	t <sub>melt</sub> (°K)	506.2
	P <sub>pack</sub> (%)	56.0
Fixed factor	t <sub>fill</sub> (sec)	1.0
	t <sub>postfill</sub> (sec)	10.0
	T <sub>coolant</sub> (°K)	303.0

(1) 제품내 휨과 웰드라인과 같은 다수의 품질 특성을 동시에 최적화할 수 있었다. 휨과 웰드라인에 대한 설계자의 선호도를 정량화하기 위해 다속성 효용 이론과 AHP를 이용하여 효용함수를 유도하였으며 그에 따라 상충 관계에 있는 휨과 웰드라인에 대한 자동적인 절충이 가능하게 되었다.

(2) 설계해의 최적성과 강건성을 Taguchi의 S/N비 개념을 사용하여 동시에 구현할 수 있었다. 이를 위해 설계 요소 배열과 잡음 요소 배열이 직교하는 교적실험을 구성하였으며 이를 통해 공정 조건의 변동에 강건한 높은 정밀도의 설계해를 얻을 수 있게 되었다.

(3) 직접 탐색법을 사용하여 최적해를 설계 공간내에서 자동으로 탐색할 수 있었다. 최적해 탐색을 위한 설계 공간으로 제품, 금형, 공정 조건 등을 모두 포함시켰으며, 최적화 방법으로 Taguchi의 DOE 실험에 기초한 공간 축소 방법을 개발하여 사용하였다.

(4) can 모델에 대해 적용해 본 결과 본 설계 방법의 유용성을 확인할 수 있었다. 최적해 탐색 결과, 탐색 실험이 진행될수록 S/N비가 증가하면서 수렴해 가는 것을 알 수 있었으며, 효용의 평균치와 효용의 편차, 휨과 웰드라인의 평균치 및 편차도 탐색 횟수에 따라 전체적으로 개선되는 것을 알 수 있었다. 또한 탐색 과정에서 얻은 최적해들은 효용 함수를 이용한 다목적 최적화의 결과로 기대한 바와 같이 초기해에 비해 휨과 웰드라인이 적절히 절충되었음을 확인할 수 있었는데 특히 휨의 크기가 대폭 줄어드는 것으로 나타났다.

본 연구에서 개발된 최적 자동설계 방법을 다특성 품질 최적화를 설계 목표로 하는 금형 설계에 적용할 경우

제품, 금형, 공정 조건을 포함한 전체 설계 공간내에서 최적해를 자동으로 얻을 수 있어서 제품의 품질과 설계의 효율성을 크게 높일 수 있을 것으로 기대된다. 특히 본 연구에서는 최적화의 대상으로 휨과 웰드라인을 다루었으나 그 외 다른 성형 불량들에 대해서도 그것들을 정량화하여 목적함수를 적절히 구성할 수만 있다면 본 설계 방법을 그대로 사용하여 최적화할 수 있을 것이다. 추후 연구 과제로는 설계자의 설계 의도를 보다 정확하고 일관성 있게 추출할 수 있는 새로운 효용함수 결정절차를 개발하는데 있다고 판단된다. 또한 현재의 연구 방법에서는 최적 설계의 방법론을 보이기 위해 최적화 특성으로 성형 불량만을 고려하였으나 향후에는 설계에 따른 제품 단가(cost)의 영향도 고려할 수 있어야 하겠다.

### 후 기

이 논문은 한국과학재단이 지원하는 1997년도 전반기 해외 Post-Doc. 프로그램에 의해 수행된 연구 결과이며 이에 관계자에게 감사드립니다.

### 참 고 문 헌

- (1) E.C. Bernhardt, 1983, "CAE-Computer Aided Engineering for Injection Molding", Hanser Publishers, New York, pp.275~324, pp.343~344.
- (2) B.H. Lee and B.H. Kim, 1995, "Optimization of Part Wall Thickness to Reduce Part Warpage Based on the Modified Complex Method", Polym-Plast. Tech. Eng., Vol.34, No.5, pp.793~811.
- (3) B.H. Lee and B.H. Kim, 1996, "Automated Selection of Gate Location Based On Desired Quality of Injection-Molded Part", Polym.-Plast. Tech. Eng., Vol.35, No.2, pp.253~269.
- (4) S. Fellahi, A. Meddad, B. Fisa, and B.D. Favis, 1995, "Weldlines in Injection-Molded Parts: A Review", Adv. Polym. Tech., Vol. 14, No. 3, pp.169~195.
- (5) D. Yao, 1998, "Direct Search-Based Automatic Minimization of Warpage and Weldlines in Injection Molded Parts", Masters Thesis, University of Massachusetts, MA, pp.40~43, pp.80~88.
- (6) W.Y. Fowlkes and C.M. Creveling, 1995,

- "Engineering Methods for Robust Product Design", Addison-Wesley Publishing Company, New York, pp.53~62, pp.312~325.
- (7) S.R. Schmidt and R.G. Launsby, 1997, "Understanding Industrial Designed Experiments", Air Academy Press&Associates, Colorado, pp.4-1~4-20, pp.5-18~5-21, pp.5-65~5-71.
- (8) C.R. Hicks, 1993, "Fundamental concepts in the Design of Experiments", Saunders College Publishing, New York, pp.304~318, pp.325~346.
- (9) M.S. Jacques, 1982, "An Analysis of Thermal Warpage in Injection Molded Flat parts Due to Unbalanced Cooling", Polymer Engineering and Science, Vol.22, No.4, pp.241~247.
- (10) M. Rezart and R.O. Stafford, 1991, "A Thermoviscoelastic Model for Residual Stress in Injection Molded Plastics", Polymer Engineering and Science, Vol.31, No.6, pp.393~398.
- (11) I. Pandelidis and Q. Zou, 1990, "Optimization of Injection Molding Design, PartII: Molding Condition Optimization", Polymer Engineering and Science, Vol. 30, No. 15, pp.883~892.
- (12) 김석주, 1995, "유전 알고리즘을 이용한 사출 성형 조건의 최적화", 석사학위논문, 서울대학교, pp.1~59.
- (13) 김영일, 1995, "유전 알고리즘을 이용한 사출 성형 설계의 자동화", 박사학위논문, 서울대학교, pp.1~135.
- (14) G.H. Choi, K.D. Lee, N. Chan and S.K Kim, 1994, "Optimization of Process Parameters of Injection Molding with Neural Network, Application in a Process Simulation Environment", CIRP Annals, Vol. 43, pp.449~452.
- (15) S.H. Dillman, D. Howe and H. Robar, 1996, "Optimization of the Injection Molding Process", SPE ANTEC Tech. Papers, Vol. 1, pp.754~757.
- (16) B.H. Lee and B.H. Kim, 1997, "Variation of Part Wall Thicknesses to Reduce Warpage of Injection Molded Part-Robust Design Against Process Variability", Polym.-Plast. Tech. Eng., Vol. 36, No. 5, pp.791~807.
- (17) D.E. Goldberg, 1989, "Genetic Algorithm in Search, Optimization, and Machine Learning", Addison-Wesley Publishing Company, New York, pp.1~88.
- (18) G.V. Reklatis, A. Ravindran, and K.M. Ragsdell, 1983, "Engineering Optimization Methods and Applications", John Wiley&Sons Inc., New York, pp.268~277.
- (19) S. Gold and S. Krishnamurty, 1997, "Trade-offs in Robust Engineering Design", Proceedings of ASME-DETC'97, Sacramento, CA, pp.1~8.
- (20) A. Kunjur and S. Krishnamurty, 1997, "A Robust Multi-Criteria Optimization Approach", Mech. Mach. Theory, Vol.32, No.7, pp.797~810.
- (21) R.L. Keeney and H. Raiffa, 1993, "Decisions with Multiple Objectives: Preference and Value Tradeoffs", Cambridge University Press, New York, pp.131~218.
- (22) D.L. Thurston, J.V. Carnahan, and T. Liu, 1994, "Optimization of Design Utility", J. Mech. Design, Vol.116, pp.801~808.
- (23) J. Wan and S. Krishnamurty, 1998, "Towards a Consistent Preference Representation in Engineering Design", Proceedings of ASME-DETC'98, Atlanta, GA, pp.1~10.
- (24) T.L. Satty, 1990, "How to make a decision: The Analytic Hierarchy Process", European J. Operational Res., Vol.48, pp.9~26.
- (25) G. Farin, 1993, "Curves and Surfaces for Computer Aided Geometric Design-A Practical Guide", Academic Press Inc., San Diego, pp.41~62.
- (26) Advanced CAE Technology, 1993, "C-MOLD Reference Manual".