

유전알고리즘을 이용한 사출성형 공정조건 최적화

최원준* · 신호철** · 곽신웅***
(2000년 3월 2일 접수)

Optimization of Processing Conditions in Injection Molding Using Genetic Algorithm

Won-Jun Choi, Hyo-Chol Sin and Sin-Woong Kwak

Key Words: Injection Molding Process(사출성형공정), Genetic Algorithm(유전알고리즘), Design of Experiment(실험계획법), Volumetric Shrinkage(부피수축)

Abstract

Precision injection molding is an important technology for improving productivity and lowering costs in the fields of medical components, lenses and electrical connectors. The quality of injection molded parts is affected by various processing conditions such as filling time and packing pressure profile. It is difficult to consider all the variables at the same time for prediction of the quality. In this study, the genetic algorithm was used to obtain the optimal processing conditions for minimizing the volumetric shrinkage of molded parts. For a higher convergence rate, the method of design of experiments was used to analyze the relationship between processing conditions and volumetric shrinkage of molded parts, which served as analysis tool for the capability of searching optimal processing conditions but also greatly reduces the calculation time by utilizing the information of searching area. As a practical example, compact disks that require micron-level precision were chosen for the study.

1. 서 론

사출성형은 고분자 가공공정의 대표적인 공정으로 고온으로 용융된 수지를 캐비티 내에 채우는 충전공정과 수지가 고형화됨에 따라 온도와 압력불균일로 발생하는 수축을 보상하기 위해 추가적인 압력으로 수지를 압입하는 보압공정과 제품의 취출 후 충분한 강성을 가지게 하는 냉각공정으로 이루어진다. 이러한 사출성형공정은 주기적으로 반복되는 공정으로 생산성이 좋고 자동

화가 수월하기 때문에 다양한 제품의 생산에 이용된다.

최근에는 사출성형해석에 유한요소법과 같은 수치해석기법을 적용하여 설계조건이나 공정조건에 따라 달라지는 복잡한 현상을 예측하고 해석할 수 있게 됨에 따라 고도의 형상정밀도 및 기계적인 강도에 대한 요구를 충족시키고 원가절감을 통한 생산성을 향상시킬 수 있게 되었다.

이러한 사출성형공정의 각 조건을 결정하는 것은 주로 경험적 결과에 의존해 왔으나, 유한요소법에 의한 수치모사를 바탕으로 재질 및 성형조건과 성형품의 기계적인 성능사이의 복잡한 상관관계를 이해하여 합리적인 공정조건을 찾으려는 시도^(1,2)가 이루어지고 있다. 최근에는 이러한 목적을 위해 신경회로망, 실험계획법, 유전알고리즘과 같은 다양한 접근 방법으로 사출성형공정조건 최적화에 관한 연구⁽³⁻⁶⁾가 이루어지고 있다.

본 연구에서는 사출성형공정 중 충전과 보압공

* 현대자동차 연구개발본부

** 회원, 서울대학교 기계항공공학부

E-mail : hyochol@gong.snu.ac.kr

TEL : (02)880-7140 FAX : (02)883-1513

*** (주)스투러브닷컴

정에 대한 공정조건을 최적화하여 사출품의 형상 정밀도를 향상시키는 최적화시스템을 개발하고자 한다. 유전알고리즘⁽⁹⁾(Genetic Algorithm)을 사용하여 최적화를 수행하였으며 수렴속도를 향상시키기 위하여 실험계획법⁽¹⁰⁾(Design of Experiments)에 의한 민감도 해석을 적용하였다.

기존의 최적화 방법은 시작점에 따라 최적화의 방향이 결정되어 국부적인 탐색과정을 가지는 반면에, 유전알고리즘은 적합도(fitness)에 의한 확률론에 기반한 탐색방법으로써 다수의 경로를 통해서 최적해를 찾아가기 때문에 전역최적해를 구할 수 있는 가능성이 매우 높은 탐색 방법이다. 그러나 탐색범위가 넓게 되면 최적화에 소요되는 시간이 많아지게 되는 단점이 있으며 이는 임의 탐색방법들의 공통적인 문제이다.

실험계획법이란 제품의 특성에 영향을 미치는 여러 가지 인자를 선정하고 이들의 관계를 알아보기 위한 실험을 실시하여 얻은 결과를 분석함으로써 제품의 최적 생산조건을 경제적으로 찾아내고자 하는 방법이다. 실험계획법은 사출성형제품의 품질 예측과 성형공정의 최적화와 관련된 연구^(3,4)에 사용되었는데 이는 시행착오법에 비해 시간이나 비용적인 측면에서 효율적인 방법이었다. 물론 실험계획법에 의해 최적 사출성형공정 조건을 구할 수도 있지만 인자의 수준을 몇 단계로 나눌 것인가에 따라 최적 수준 조합을 찾아낸다는 단점이 있다.

따라서 본 연구에서는 실험계획법에 의한 공정 조건을 민감도해석으로 활용하여 계산시간이 많이 소요되는 유전알고리즘의 단점을 개선하는 방안을 모색한다. 끝으로 최근에 연구⁽⁷⁾되어졌던 구배탐색법에 의한 사출성형공정조건에 대한 최적화결과와 유전알고리즘에 의한 결과를 비교하여 그 타당성을 검증한다.

사출성형에 관한 수치모사는 비압축성, 비탄성, 비등온, 비뉴우튼 유체에 대한 Hele-Shaw 모델을 사용하여 해석을 수행하며, 이렇게 개발된 상용 소프트웨어는 금형설계 또는 사출성형에 관련된 엔지니어에게 보편화된 수단으로 사용되고 있다. 상용화된 소프트웨어로는 C-Mold, MoldFlow 가 있으며, 본 연구에서는 통상산업부에서 시행한 공업기반기술개발사업으로 개발된 동급의 사출성형 전용해석 프로그램⁽⁸⁾을 사용하여 최적화 시스템을 구축하였다.

2. 공정조건 최적화

2.1 사출성형 제품의 품질평가

사출성형 제품의 품질은 표면 특성, 모양의 안정성, 기계적 강도 등 여러 가지 기준에 의해 평가 할 수 있으며 본 연구에서는 성형품의 형상정밀도를 사출품의 품질 평가 기준으로 선정하였다. 즉 설계자의 요구에 부합하는 크기와 밀도분포를 가질 수 있도록 공정조건을 결정하는 것이다. 제품의 형상과 밀도 분포가 요구되는 수준을 만족시키지 못할 경우에는 조립불가, 기계적 기능 상실 등이 수반된다.

사출품의 체적수축은 공정조건, 제품 형상 등의 설계구속조건에 따른 금형의 구속조건, 온도와 압력불균일 등에 의해 발생되며 수지의 냉각에 의한 체적 감소, 상변화에 의한 체적감소 및 취출 후 체적 증가의 상대적인 양에 의해 결정된다. 성형 후 제품이 목적하는 형상을 유지하기 위해서는 캐비티(cavity)내의 수지의 평균밀도가 상온, 대기압 하에서의 수지의 밀도와 같아야 한다.

밀도와 수축률의 관계로부터 다음과 같은 수축률지수를 정의한다.

$$v = \frac{1}{\rho} \quad (1)$$

v : 비체적 ρ : 밀도

$$\zeta = \frac{v - v_a}{v} = 1 - \frac{v_a}{v} = 1 - \frac{\rho}{\rho_a} \quad (2)$$

ζ : 수축률지수

v_a : 상온 대기압 하에서의 비체적

ρ_a : 상온 대기압 하에서의 밀도

형상정밀도는 수축률로써 평가할 수 있으며 수축률은 밀도에 관한 함수이므로, 보압공정 후 밀도분포의 결과로써 사출품의 수축률을 결정할 수 있다.

2.2 지배적 공정변수

사출성형공정은 여러 가지 공정변수에 의해 영향을 받으며, 실제 사출성형공정에서 지배적인 공정변수는 다음과 같다.

- T_m : 금형 벽면 온도
- T_z : 수지 사출 온도
- Q : 충전 유량
- t_f : 충전 시간
- P : 충전 시간
- t_p : 보압 시간
- t_c : 보압 시간

지배적 공정변수 중에서 충전, 보압 및 냉각시간은 다음과 같은 관계식에 의해 소거되어 4개의 주요 공정변수만이 남게 된다.

(1) 충전 시간

충전시간 t_f 는 충전유량 Q 와 밀접한 관계를 가지고 Q 가 결정되면

$$V = \int Q dt = \bar{Q} t_f \tag{3}$$

에서 t_f 를 결정할 수 있다.

(2) 보압 시간 및 냉각 시간

보압력 P 가 주어지면 공정 해석 후 한 곳 이상이 고화되는 것으로서 보압 시간 t_p , 전 캐비티(cavity)가 고화되는 것으로서 냉각시간 t_c 가 결정된다.

2.3 목적함수의 정의

사출성형품의 수축률을 최소화하여 형상정밀도를 향상시키는 것이 본 연구의 목적이며, 수축률을 최소화하기 위하여 사출성형시 제품내의 온도분포와 밀도분포를 최적화하였다. 사출성형공정은 충전공정이 끝난 후 보압공정이 시작되는 연속된 공정이며, 충전해석의 결과가 보압공정의 초기조건으로 영향을 주게된다. 따라서 충전공정에서는 사출품의 온도분포를 최적화하였으며, 보압공정에서는 밀도분포를 최적화하여 사출품의 수축률을 감소시켜 형상정밀도를 향상시키도록 독립적으로 최적화를 수행하였다.

2.3.1 충전공정의 목적함수

충전공정에서는 유량 (Q)에 비례하여 증가하는 전단률(shear rate, $\dot{\gamma}$)에 따라 발생하는 열에 의

한 온도가 균일하도록 충전완료 후 각 요소들간의 온도분포를 최적화하였으며, 다음과 같은 식에 의해 목적함수를 정의한다.

$$\text{Minimize } F = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\theta_i - \theta_a)^2} \tag{4}$$

i = 요소 번호

θ_i = 충전 완료시 요소 온도

θ_a = 충전 완료시 요소의 두께 평균 온도

2.3.2 보압공정의 목적함수

보압공정에서는 보압력(P)의 함수를 결정해야 한다. 보압을 감소시키는 방법으로는 선형적으로 감소하는 경우와 계단식으로 감소하는 경우가 있다. 그러나 대부분의 사출성형기에서는 계단식으로 보압을 제어하므로 계단식에 의한 보압력을 구하도록 한다. 보압공정 해석 후 요소들의 수축률지수를 계산하고 그들의 총합을 구하여 전체수축률지수를 최소화 할 수 있도록 목적함수를 정의한다.

본 연구에서는 일반적인 경우인 보압이 3단계로 주어지는 경우에 대해서 최적화를 수행하였으며 일정보압 및 3단 이상의 다단 보압함수에 대해서도 최적화를 수행할 수 있다. 3단계 보압을 가하는 경우 2단계 보압은 1단계 보압에 비해 작고 3단계보압은 2단계 보압에 비해 작은 경우가 일반적이다. 따라서 2단계 보압과 3단계보압은 0에서 1까지의 소수를 탐색하여 그 소수를 1단계 보압에 곱하여 2단계 보압을 구하였으며 마찬가지로 2단계 보압으로부터 3단계 보압을 구하였다.

$$\text{Minimize } F = \sum_{i=1}^n |\zeta_i| \tag{5}$$

ζ_i = 요소의 두께 평균 수축률지수

3. 적용사례

3.1 평판(Plate)의 해석

3.1.1 모델 및 재질

유전알고리즘에 의한 최적화 프로그램의 유효

Table 1 Comparison of processing conditions

	Process A	Process B	Optimal Condition
Polymer Temperature	205	205	205
Mold Temperature	32	32	32
Filling Time	0.238	1.204	0.744
1st Packing Pressure	186	150	160
1st Packing Time	0.100	0.225	0.820
2nd Packing Pressure	161.2	120	102.6
2nd Packing Time	0.580	0.320	0.700
3rd Packing Pressure	109.6	90	73.87
3rd Packing Time	0.880	0.545	1.000

Unit : temperature(°C), pressure(MPa), time(s)

성을 검증하기 위해 기본적인 형상인 평판에 대하여 최적화를 시도하였다. 먼저 임의로 두 가지 공정조건을 가정하여 충전 및 보압공정 해석을 수행하고 최적 공정조건에 의한 결과와 비교하였다.

성형 수지는 LG CHEMICAL/ABS HF380을 사용하였으며, 비열(C_p)은 $2442.0(J/kgK)$ 이며 열전도율(C_k)은 $0.18800(W/mK)$ 이다. 공정조건은 Table 1에서 제시하였다.

3.1.2 최적화 결과

유전알고리즘에 의한 최적공정조건과 비교를 위해 선정한 임의의 두 가지 공정조건에 대한 결과를 Table 2에서 비교하였다. 사출품 내의 온도 분포를 최적화한 충전공정에 대한 결과를 비교하면 최적조건에 의한 온도편차가 0.09530으로 다른 두 조건에 비해 편차를 많이 줄일 수 있었다. 기준이 되는 성형수지의 상온 대기압상태에서의 밀도(ρ_0)는 1.0464이며 최적화된 공정조건에 의한 사출품의 평균밀도는 1.02615로써 공정조건 A(0.973675), 공정조건B(1.00802)에 의한 결과보다 향상된 결과를 보여주고 있다. 밀도분포 역시 다른 두 조건에 비해 좋은 결과를 얻을 수 있었고, 그 결과로써 사출품의 전체수축률지수는 임의의 공

Table 2 Comparison of results

	Process A	Process B	Optimal Condition
Mean Temperature	205.11	204.55	204.81
Temperature Deviation	0.12697	0.18988	0.09530
Mean Density	0.97367	1.00802	1.02615
Density Deviation	0.04340	0.00302	0.00247
Mean Shrinkage	0.07334	0.04052	0.02319
Shrinkage Deviation	0.07083	0.05964	0.06072
Total Shrinkage	19.0701	10.5362	6.0315

정조건에 비해 약 40~60% 정도 개선시킬 수 있었다.

3.1.3 유전알고리즘의 변수 선정

충전공정의 경우 유전알고리즘의 한 세대는 10개의 개체로 구성하며, 20세대의 탐색을 수행하였다. 보압공정의 경우는 20개의 개체를 구성하여 20세대의 탐색을 수행하였다. 세대크기(generation size)는 유전알고리즘의 신뢰성과 효율성을 위해 중요한 변수인데 시행착오법을 통해 적절한 세대크기를 결정하였다. Fig. 1과 Fig. 2는 각각 충전공정과 보압공정에 대해 목적함수가 수렴해 가는 그래프이다. 두 그림은 세대를 구성하는 20개 개체의 목적함수값의 평균값으로 세대가 진행되어가면서 목적함수가 최적값에 수렴해 가는 모습을 보여주는 것으로 합리적인 세대크기의 결정방향을 제시해준다. 교배율(crossover rate)과 변종율(mutation rate)은 각각 0.6과 0.01로 두었다. 충전과 보압공정변수의 탐색구간과 유전자의 크기는 Table 3에 제시하였다.

3.2 Compact Disk의 해석

3.2.1 모델 및 재질

평판의 해석으로부터 유전알고리즘에 의한 최적공정조건이 충분히 만족할 만한 결과를 보여줬음을 확인할 수 있었다. 다음의 예제는 실제 사출성형으로 제작되고 있는 콤팩트디스크에 대해 해석을 수행하였다. 작업현장에서 사용되고있는 성형조건과 함께 유전알고리즘에 의한 최적공정

Table 3 Searching area

	Min.	Max.	Gene Size
Filling Time	0.100	3.000	64
1st Packing Pressure	50	243	32
1st Packing Time	0.100	1.000	16
2nd-to-1st Packing Pressure Ratio	0.4	0.9	16
2nd Packing Time	0.100	1.000	16
3rd-to-2nd Packing Pressure Ratio	0.6	0.9	16
3rd Packing Time	0.100	1.000	16

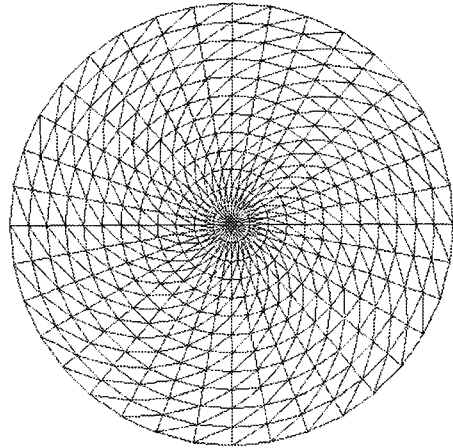


Fig. 3 Compact disk finite element model

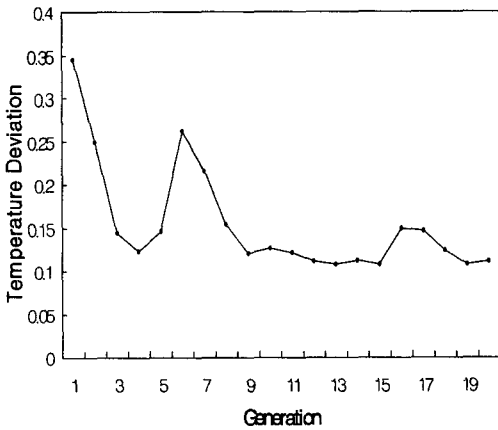


Fig. 1 Convergence in filling process

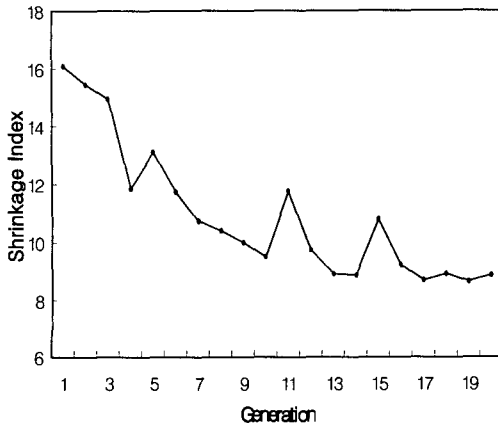


Fig. 2 Convergence in packing process

조건을 구해보았으며 기존에 연구되었던 구배탐색법에 의한 결과를 함께 비교해보았다.

컴팩트디스크(CD) 또는 광자기디스크는 형상정밀도가 1 μ m정도의 높은 형상정밀도를 요구하는 제품으로서 체적수축률을 고려하여야 한다. 본 연구에서 적용한 모델은 러너(runner)가 없이 스프루(sprue)와 캐비티(cavity)로만 구성되어 있다. CD의 규격은 1.2 \pm 0.1mm이며 도막의 두께는 약 10 μ m이다. 유한요소모델은 Fig. 3에 도시하였다. 유한요소 모델의 절점수는 433개이며, 요소수는 828개이다.

수지는 CD 성형 전용수지인 GE PLASTICS/PC LEXAN OQ-1020을 사용하였으며, 비열(C_p)은 2790.0J/kgK이며 열전도율(C_k)은 0.26W/mk이다. 공정조건은 Table 4에 제시하였다.

3.2.2 최적화 결과

유전알고리즘에 의한 최적공정조건과 실제공정 및 구배탐색법에 의한 공정조건에 대한 결과를 Table 5에서 비교하였다. 충전공정에서는 사출품내의 온도분포를 최소화하였으며 두 조건에 비해 향상된 결과를 확인할 수 있다. 기준이 되는 성형 수지의 상온 대기압 상태에서의 밀도(ρ_d)는 1.1939이며 실제공정과 구배탐색법에 의한 수지 밀도보다 유전알고리즘에 의한 공정조건에서 수지의 밀도(1.19377)가 기준 밀도에 가장 근접함을 확인할 수 있으며, 그 결과로써 사출품내의 수축

Table 4 Comparison of processing conditions

	Real Process	Gradient Search	Genetic Algorithm
Polymer Temperature	290	295	290
Mold Temperature	85	85	85
Filling Time	0.390	0.274	0.422
1st Packing Pressure	243.60	235.38	186.00
1st Packing Time	0.100	0.210	0.150
2nd Packing Pressure	88.26	123.76	136
2nd Packing Time	0.350	0.330	0.280
3rd Packing Pressure	-	63.25	95.48
3rd Packing Time	-	3.350	4.460

Unit : temperature(°C), pressure(MPa), time(s)

Table 5 Comparison of results

	Real Process	Gradient Search	Genetic Algorithm
Mean Temperature	292.55	293.40	292.32
Temperature Deviation	0.98212	1.26725	0.81036
Mean Density	1.18143	1.19916	1.19377
Density Deviation	0.00260	0.00391	0.00107
Mean Shrinkage	0.01164	0.00601	0.00172
Shrinkage Deviation	0.03445	0.03464	0.03472
Total Shrinkage	9.64492	5.05076	1.42282

를 개선할 수 있었다. 여기서 구배탐색법에 의한 공정조건은 최적화에 소요되는 시간이 적도록 탐색한 결과이며 유전알고리즘에 의한 조건과 비교해보면 국부적인 최적조건을 탐색했다고 볼 수 있다.

3.2.3 유전알고리즘의 변수선정

평균의 최적화에서와 마찬가지로 충전공정의 경우 유전알고리즘의 한 세대는 10개의 개체로서 구성하며, 20세대의 탐색을 수행하였다. 보압공정의 경우는 20개의 개체를 구성하여 20세대의 탐

Table 6 Searching area

	Min.	Max.	Gene Size
Filling Time	0.100	3.000	64
1st Packing Pressure	180	300	32
1st Packing Time	0.100	0.500	16
2nd-to-1st Packing Pressure Ratio	0.4	0.9	16
2nd Packing Time	0.100	0.500	16
3rd-to-2nd Packing Pressure Ratio	0.4	0.9	16
3rd Packing Time	1.000	5.000	16

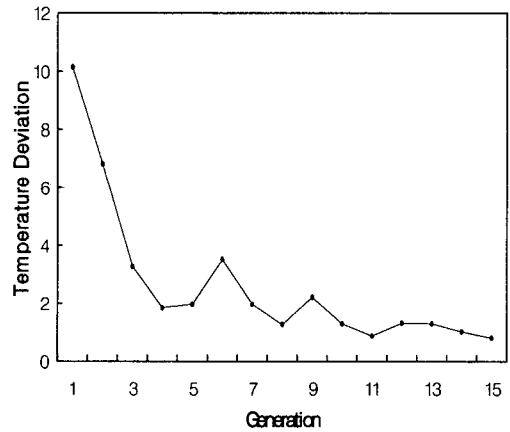


Fig. 4 Convergence in filling process

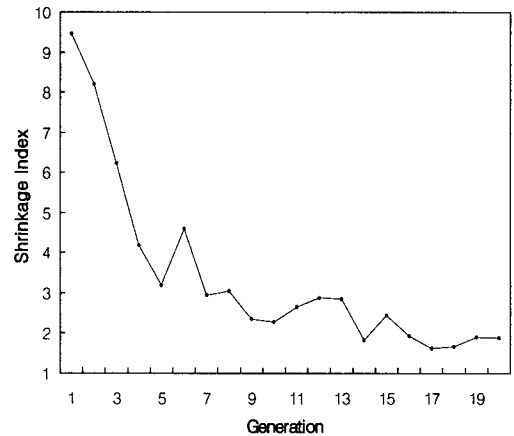


Fig. 5 Convergence in packing process

색을 수행하였다. Fig. 4와 Fig. 5는 각각 충전공정과 보압공정에 대해 목적함수가 수렴해 가는 그래프이다. 교배율과 변종율은 각각 0.6과 0.01로 두었다. 충전과 보압공정변수의 탐색구간과 유전자의 크기는 Table 6에 제시하였다.

3.2.4 실험계획법에 의한 민감도해석

지금까지의 해석으로부터 유전알고리즘에 의한 최적공정조건이 만족할 만한 결과를 제시할 수 있음을 확인할 수 있었다. 하지만 유전알고리즘을 포함하여 임의탐색법에 기초한 최적화 방법은 초기 과정에서 해에 접근하는 속도에 비해 어느 정도 해에 접근한 뒤에 수렴속도가 떨어지는 단점이 있다. 하지만 탐색공간에 대한 정보를 얻을 수 있다면 수렴속도를 향상시키면서 보다 더 좋은 결과를 얻을 수 있을 것이다. 따라서 민감도 해석을 적용하여 제적수축률에 대한 공정변수를 선별적으로 최적화하는 것이 필요하다.

민감도해석은 실험계획법을 활용하여 수행하였다. 기존에는 실험계획법을 이용한 공정변수 최적화에 대한 시도가 이루어져왔지만 그 효율성에 비해 정확도가 떨어진다는데 한계가 있었다. 따라서 실험계획법에 의해 공정변수에 대한 민감도 정보를 얻고, 민감도 정보로부터 적절한 변수의 탐색구간을 결정하여 유전알고리즘의 변수를 개선시켰다.

본 연구에서는 계단함수 형태의 보압력에 대해 전체 3단계의 보압과 각각의 보압시간을 변수로 6개의 인자를 선정하였으며 선정된 인자를 5수준으로 나누어 실험을 수행하였다. 직교배열표를 사용하여 $5^6=15625$ 번의 실험을 $L_{25}(5^6)$ 배열을 이용하여 25번의 실험을 실시하여 공정변수에 대한 민감도 정보를 얻었다. 실험 결과의 분석은 선형평균분석법(Linear average analysis)을 사용하였다. 인자 및 수준은 Table 7에 제시하였으며 선형평균분석법에 의한 실험결과의 반응표 그래프는 Fig. 6에 도시하였다.

민감도 해석으로부터 다음과 같은 결론을 얻을 수 있었다. Fig. 6의 반응표 그래프로부터 1단계 보압력은 1수준(180MPa)에서 3수준(240MPa)에서 최적값을 가지며 2단계 보압력은 상대적으로 민감도가 떨어지는 것을 확인할 수 있다. 보압이 가해지는 시간에 있어서도 1단계 보압 시간은 1수준(0.1s)에서 3수준(0.3s)에서 최적값을 가지며

Table 7 Factors and levels

	Level 1	Level 2	Level 3	Level 4	Level 5
1st Packing Pressure	180	210	240	270	300
2nd Packing Pressure	90	110	130	150	170
3rd Packing Pressure	50	60	70	80	90
1st Packing Time	0.1	0.2	0.3	0.4	0.5
2nd Packing Time	0.1	0.2	0.3	0.4	0.5
3rd Packing Time	1	2	3	4	5

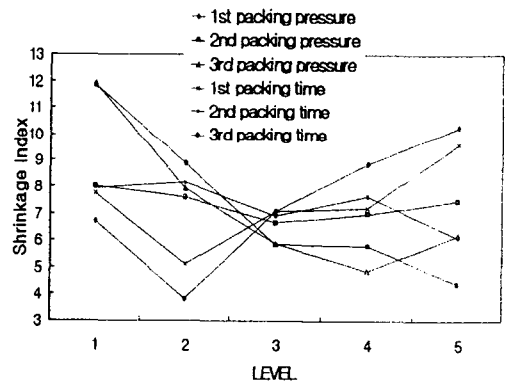


Fig. 6 Plot of factor effects

2단계 보압시간은 역시 상대적으로 민감도가 떨어지며, 3단계 보압력은 클수록 보압시간은 많아질수록 더 좋은 결과를 얻을 수 있음을 예측할 수 있다.

탐색구간에 대한 민감도 정보로부터 확률적으로 최적조건이 존재할 수 있는 영역으로 탐색구간을 좁히고, 민감도가 떨어지는 변수에 대한 탐색시간을 줄여 유전알고리즘의 효율을 개선시킬 수 있을 것이다. Table 8에서 민감도해석을 고려하지 않은 경우와 고려한 경우의 탐색구간 및 유전자의 크기를 비교하였다.

3.2.5 민감도해석에 의한 결과 비교

민감도해석을 적용하여 탐색한 최적공정조건과 민감도해석을 고려하지 않은 최적공정조건을 각각 Table 9에서 비교하였다. 충전 및 보압공정에 소요되는 시간은 민감도를 고려한 경우 3.912초

Table 8 Modified searching area

	Case A			Case B		
	Min	Max	Gene Size	Min	Max	Gene Size
1st Packing Pressure	180	300	32	180	240	32
1st Packing Time	0.10	0.50	16	0.10	0.50	16
2nd-to-1st Packing Pressure Ratio	0.4	0.9	16	0.4	0.9	8
2nd Packing Time	0.10	0.50	16	0.10	0.50	8
3rd-to-2nd Packing Pressure Ratio	0.4	0.9	16	0.6	0.9	16
3rd Packing Time	1.00	5.00	16	3.00	5.00	16

A : Case without sensitivity analysis

B : Case with sensitivity analysis

정도이고 민감도를 고려하지 않은 공정의 경우에는 5.321초 정도로 계산되어 생산성을 향상시킬 수 있음을 예측할 수 있다. 탐색공간에 대한 민감도 정보를 고려하여 탐색을 수행한 경우 사출품의 평균밀도(1.19396)는 민감도를 고려하지 않은 경우의 평균밀도(1.19377)에 비해 기준밀도(1.1939)에 훨씬 근접한 결과를 보여주었다. 전체 수축률 지수는 민감도를 고려한 경우 1.31075로서 민감도를 고려하지 않은 경우인 1.42282보다 조금 더 향상된 결과를 얻을 수 있었다. 실험계획법에 의한 민감도 해석을 위해 추가로 실험을 수행한 점을 고려한다면 이것은 만족할 만한 결과는 아닐 것이다. 그러나 Fig. 7을 보게되면 민감도를 고려한 경우가 민감도를 고려하지 않고 탐색을 수행한 경우에 비해 주목할 만한 결과를 보여 주고 있음을 알 수 있다. 즉, 민감도를 고려한 경우는 그렇지 않은 경우에 비해 훨씬 빠른 수렴속도를 가지며 최적해에 수렴한다. 민감도를 고려한 경우에는 10세대정도 탐색하면 신뢰할 수 있는 최적해를 구할 수 있지만 민감도를 고려하지 않고 탐색을 수행할 경우에는 20세대정도를 탐색해야 할 것이다. 계산횟수를 절반 정도로 줄이면서 동시에 개선된 결과를 얻을 수 있다면 이것은 매우 효율적인 접근방법이다. 유전알고리즘을 이용한 사출성형공정조건 최적화가 기존에 연구되어졌던 방법에 비해 만족할 만한 결과를 보

Table 9 Comparison of results

Process Condition	Case A	Case B
Polymer Temperature	290℃	290℃
Mold Temperature	85℃	85℃
Filling Time	0.422s	0.422s
1st Packing Pressure	186MPa	189.6MPa
1st Packing Time	0.15s	0.28s
2nd Packing Pressure	136MPa	116.5MPa
2nd Packing Time	0.28s	0.21s
3rd Packing Pressure	95.48MPa	100.2MPa
3rd Packing Time	4.46s	3s
Process Time	5.312s	3.912s
Mean Density	1.19377	1.19396
Total Shrinkage	1.42282	1.31075

A : Case without sensitivity analysis

B : Case with sensitivity analysis

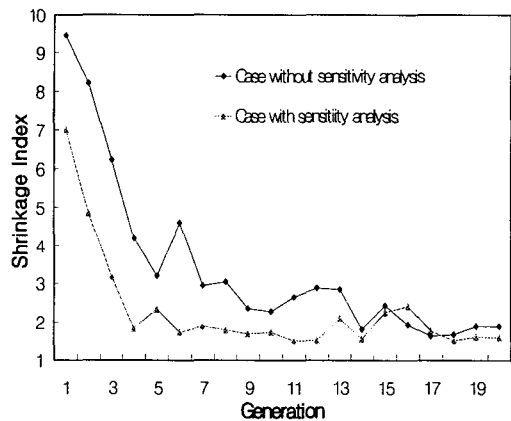


Fig. 7 Comparison of convergence

여주었지만 탐색에 소요되는 계산시간이 많이 걸린다는 단점을 가지고 있었는데 탐색공간에 대한 민감도해석을 수행하고, 그 정보를 바탕으로 최적화를 수행한다면 이러한 단점을 개선할 수 있을 것이다.

4. 결론

본 연구에서는 사출성형공정조건을 최적화하기 위한 최적시스템을 유전알고리즘을 사용하여 구축하였다. 수렴속도를 개선시키기 위하여 실험계획법을 활용한 민감도 해석을 적용하였다. 사출품의 형상정밀도를 품질평가기준으로 선정하였으며 형상정밀도를 향상시키기 위해 제품내의 온도 분포와 밀도분포를 최적화하여 수축률을 최소화하는 공정조건을 탐색하였다.

유전알고리즘에 의한 최적공정조건이 기존에 연구되어졌던 방법에 비해 만족할 만한 결과를 제시해 주었지만 탐색시간이 많이 걸린다는 단점이 있다. 이러한 문제점을 직교배열표를 이용한 실험계획법을 통하여 탐색공간에 대한 민감도정보를 얻고, 민감도정보로부터 적절한 탐색구간을 결정하여 더욱 개선된 결과를 효율적으로 얻을 수 있었다.

본 연구에서는 품질평가기준으로 체적수축률만을 고려하였지만 성형 후 제품에 남아 있는 잔류응력을 고려한다면 보다 직접적인 품질개선을 이룰 수 있을 것이다. 또한, 제품의 표면특성이나 기계적 강도를 품질평가기준으로 고려하고 냉각 공정 및 금형설계에 관련된 변수 등을 포함하여 최적화를 수행하면 사출품의 품질개선에 많은 도움이 될 것이다.

참고문헌

- (1) Pandelidis, Q. Zou, 1990, "Optimization of Injection Molding Design. Part II: Molding Condition Optimization," *Polymer Eng. and Science*, Vol. 30, pp. 883~892.
- (2) Leo, V. and Cuvelliez, C.H., 1996, "The Effect of the Packing Parameters, Gate Geometry, and Mold Elasticity on the Final Dimensions of a Molded Part," *Polymer Eng. and Science*, Vol. 36, pp. 1961~1971.
- (3) Liu, C. and Manzione, L.T., 1996, "Process Studies in Precision Injection Molding. Part I: Process Parameters and Precision," *Polymer Eng. and Science*, Vol. 36, pp. 1~9.
- (4) 이호상, 한진현, 조용석, 1993, "사출성형 자동평가 시스템 개발," 한국정밀공학회 추계학술대회 초록집, pp. 111~114.
- (5) Kim, S.J. and Kim, Y.I., 1996, "Optimization of Injection-molding Conditions Using Genetic Algorithm," *Proceedings of SPIE-International Society for Optical Engineering*, pp. 173~180.
- (6) 민병현, 1999, "신경회로망을 이용한 사출성형품의 체적수축률에 관한 연구," 한국정밀공학회, Vol. 16, pp. 224~233.
- (7) 광신웅, 1999, "사출성형 공정변수 최적화에 관한 연구," 서울대학교 공학박사 학위 논문.
- (8) "첨단기계설계 및 엔지니어링 시스템 개발에 관한 연구," 1996, 서울대학교 정밀기계설계 공동 연구소.
- (9) Goldberg, D.E., 1989, *Genetic Algorithm in Search, Optimization and Machine Learning*, Addison-Wesley Pub.
- (10) Taguchi, 1986, *Introduction to Quality Engineering : Designing Quality into Products and Process*, Asian Productivity Organization.
- (1) Pandelidis, Q. Zou, 1990, "Optimization of Injection Molding Design. Part II: Molding Condition Optimization," *Polymer Eng. and*