

사출성형공정 중 보압과정의 최적화 연구

김주민 · 이승종

서울대학교 응용화학부
(1998년 5월 6일 접수)

A Study on the Optimization of Packing Step of Injection Molding Process

Ju Min Kim and Seung Jong Lee

School of Chemical Engineering, Seoul National University, Seoul 151-742, Korea
(Received May 6, 1998)

요 약

사출성형공정은 대표적인 고분자 가공공정으로 그 복잡한 특성으로 인하여 공정변수를 최적화하는 것을 주로 경험에 의존해 왔다. 본 연구에서는 사출성형공정의 보압과정 중에 보압(packing pressure)의 이력(history)을 최적화하여 제품 각 부분의 부피수축율 차이를 최소가 되게 하는 최적화 시스템을 개발하였다. 최적화 알고리즘으로는 GA(Genetic Algorithm)와 SA(Simulated Annealing) 방법을 사용하였으며, 본 연구에서 제안한 최적화 시스템으로 보압과정의 최적화를 수행한 결과 부피수축율의 차이가 현저히 감소하는 것을 알 수 있었다. 특히 SA방법을 사용하는 경우에 초기의 최적화 속도가 GA를 사용하는 경우에 비해서 뛰어난 것을 알 수 있었다. 또한, 충전과정과 보압과정을 함께 최적화하여 보압과정만 최적화한 결과와 비교하여 보았다.

Abstract—Injection molding process is one of the typical polymer processing methods and its optimization has been usually based on the experience of engineers due to its very complex feature. In this research, focusing on the packing step of injection molding process, the optimization system to determine the packing pressure profile is developed to reduce the volumetric shrinkage difference in the product. Genetic algorithm (GA) and simulated annealing (SA) method are used as optimization algorithm, and it is shown that the volumetric shrinkage difference is reduced considerably, using the optimization system suggested in this research. Especially, SA method shows better results than GA in the case of initial optimization speed. The results obtained from the optimization of the filling and packing steps together are also compared with the results obtained from the optimization of the packing step only.

Keywords: Injection molding process, packing step, optimization, genetic algorithm, simulated annealing method

1. 서 론

사출성형공정은 압출성형과 함께 고분자 재료의 가공에 가장 자주 사용되는 방법의 하나로서, 복잡한 형상의 전자제품 및 자동차의 각종 부품의 가공에 가장 적합한 가공 방법이므로 사출성형공정에 대한 연구는 고분자 가공방법들 중에서 가장 활발히 연구되고 있는 분야라 하겠다. 특히, 제품의 품질향상과 공정 효율의 극대화를 통한 가격 경쟁력을 확보하기 위하여 사출성형공정의 최적화를 위한 연구가 최근 활발히 연구되기 시작하고 있다.

사출성형공정의 최적화 관련 연구로는 Pandelidis 등[1, 2]이 Simulated Annealing(SA) 방법과 Uphill Climbing 방법을 혼합한 알고리즘을 이용해서 게이트의 위치와 충전 조건인 고분자 용융체의 온도, 금형의 온도 그리고 사출속도를 결정하는 연구를 행하였다. 그리고 김석주[3]는 사용한 금형의 모양은 다르지만 충전조건의 최적화를 위해

Genetic Algorithm(GA)을 사용해서 최적화를 수행하였다. 이 연구에서는 실험계획법과 비교해서 GA를 이용하는 것이 계산시간이 비교적 많이 소모되나 더 나은 최적점을 구한다는 결론을 얻었다. 이와 같이 지금까지 대부분의 연구는 사출성형공정 중 충전과정만 고려한 것이었다. 실제 공정에서는 충전과정에서 겪는 고분자의 이력과 보압과정과 냉각과정에서 일어나는 고분자의 물리적인 현상이 결부되어 최종제품의 물성에 영향을 미치게 된다.

본 연구에서는 사출성형공정을 최적화하기 위해서 Fig. 1과 같은 최적화 시스템을 구축하였다. 특히, 사출품의 냉각 후 변형량을 줄이기 위하여 제품 내의 부피수축율의 차이를 목적함수로 삼아 보압과정에서의 보압의 이력 및 사출과정과 보압과정을 포함한 경우를 대상으로 최적화를 수행하였다. 본 연구에서 사용한 수치모사기로는 산업계에서 널리 사용되고 있는 Moldflow[®]를 사용하였는데, 다른 수치모사기를 사용하는 경우에도 본 연구의 방법을

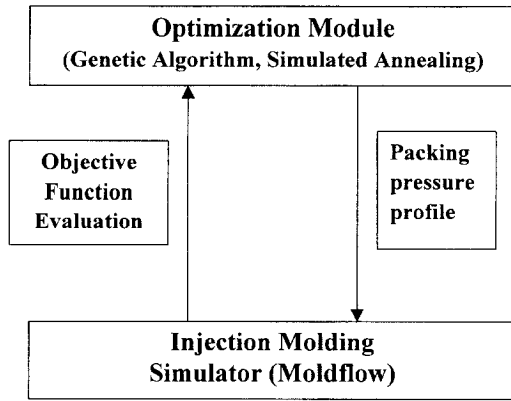


Fig. 1. Optimization system to optimize the packing pressure profile in the injection molding process.

그대로 적용할 수 있을 것으로 생각된다.

본 연구에서는 사출성형공정의 최적화를 위해서 GA (Genetic Algorithm)와 SA(Simulated Annealing) 방법을 이용하였는데, 다음에 각 방법에 대하여 우선 간단히 소개하기로 한다.

1.1. GA(Genetic Algorithm)

GA는 Holland[4]에 의해 제안되고 이론적 토대가 마련되었다. 초기에 GA는 공학에 이용되는 최적화 알고리즘으로 개발된 것은 아니었으나 이후에 Goldberg[5] 등이 가스 송수관의 제어 문제를 풀면서 공학적인 최적화 알고리즘으로 발전하였다. GA는 자연계의 적자생존과 도태의 원리를 구현한 것이다. 자연계에서 생물체들은 자신의 유전자형(Genotype)에 따라 표현형(Phenotype)이 발현된다. 그런데, 이 표현형은 주변 자연 환경에 적응할 수 있는 능력을 나타낸다. 만일 이 외형이 외부 환경에 잘 적응을 하면 이 형질을 담고 있는 유전자형은 다음 세대의 후손에게 자신의 유전자형을 전달할 수 있는 가능성이 높다. 즉, 외부환경에 잘 적응한다는 것은 생존 가능성이 높다는 것을 의미한다. 그리고 이 개체가 생존하여 다음 세대로 유전자형을 전달할 때에는 다른 개체와 교배에 의해 유전자형의 새로운 조합을 이루게 된다. 통상 생물계에서는 뛰어난 개체끼리 교배가 이루어져 부모 세대 보다 우등한 개체가 발현된다. 이를테면 잡종강세와 같은 효과이다. 그리고 자연계에서는 재생산과정에서 약 1,000만개의 유전자 중에서 약 1개의 유전자가 돌연변이를 일으키는 것으로 알려져 있다. 만일 우연하게도 돌연변이가 환경에 적응성이 높은 뛰어난 표현형을 발현할 경우 돌연변이는 그 자신이 속해있는 개체군에서 지배적인 인자로 작용하여 개체군이 급속히 진화하는데 기여하게 된다. 자연계에서 일어나는 진화의 과정은 인공시스템의 최적화 문제와 상당한 유사점을 지니고 있다. 만일 최적화하려는 변수 후보가 최적화하려는 목적함수에 잘 부합할 경우 그 변수후보는 자연계에서 어떤 개체가 환경에 잘 적응하는 경우라 볼

수 있다. 따라서 세대가 지남에 따라 생물체군에서 일어나는 개체의 선택, 유전자의 교배/변종의 과정을 최적화하려는 변수군에 행하면 시간이 지남에 따라 최적화된 변수를 얻을 수 있다고 기대할 수 있는 것이다. 인공시스템에서 GA를 이용하여 최적화를 하는 경우를 좀 더 구체적으로 살펴보면 먼저 공정변수가 존재할 수 있는 입의 탐색 공간에서 공정변수들의 조합으로 이루어진 이진 문자열로 이루어진 다수의 개체를 생성하여 한 세대를 구성한다. 이진 문자열은 우리가 각 변수의 구간을 2의 멱급수로 나누었을 때 이진수의 숫자 순서대로 변수구간의 한 지점을 가리키게 된다. 자연계에서는 4개의 염기서열이 하나의 유전자를 구성하고 유전자의 어느 부분에 그것이 나타내는 표현형에 관한 정보를 담고 있다. 이진 문자열에서는 한 비트가 유전자의 염기에 해당하고 문자열에서 일정 부분이 변수값을 가리키게 된다. 그리고 이진 문자열이 가리키는 변수값을 사용하여 목적함수의 값에 따라 적합성(Fitness)을 부여한다. 적합성이란 전 개체의 목적함수의 값을 합한 수에 대한 그 개체의 목적함수의 값의 상대적인 비율이다. 그리고 전체 개체 중에서 적합성의 비율만큼 생존하여 다음 단계인 교배와 변종에 참여하도록 한다. 이런 과정을 반복하여 몇 세대가 지나면 뛰어난 유전자형을 가진 개체들로 이루어진 유전자 풀(Pool)이 형성되어 최적화가 이루어진다.

본 연구에서는 GA를 사출성형공정에 응용하여 보압이력을 변수계로 삼고 제품 내의 부피수축율의 차이를 목적함수(Objective Function)로 삼아 이 값이 최소화되도록 최적화 시스템을 구축하였다.

1.2. SA(Simulated Annealing) 방법

SA는 Metropolis 등[6]에 의해 개발된 몬테카를로 시뮬레이션(Monte Carlo Simulation)에 기원을 두고 있는 최적화 알고리즘으로 자연계에서 금속과 같은 물질을 천천히 냉각시켰을 때 냉각되면서 에너지가 낮은 상태로 금속 원자들의 변위(Configuration)가 재배열되는 과정을 수학적으로 모사한 것이다.

높은 온도에서는 고체를 구성하고 있는 금속 원자들이 자유롭게 움직일 수 있지만 온도가 낮아짐에 따라 이동할 수 있는 여지가 감소한다. 즉, 어떤 온도에서 고체 금속 내 금속 원자들의 위치에 따른 에너지 준위는 통상 볼츠만 분포(Boltzmann Distribution)를 따르는데 높은 온도에서는 변위가 변할 가능성이 상당히 높아 자유롭게 이동하게 된다. 열역학적으로 평형상태를 유지하기 위해서 온도가 낮아지는 과정을 천천히 하면 고체 금속 내의 입자들은 이동할 수 있는 여지가 차츰 감소하면서 에너지 준위가 낮은 곳으로 입자들의 위치가 재배열되어 결정상이 된다. 이것을 인공 시스템에 적용했을 때에는 입자들의 변위들은 변수들의 값에 해당하고 고체 금속의 에너지 준위는 목적함수의 값에 해당한다. Kirkpatrick 등[7]은 직접회로

의 배선을 설계하기 위해서 SA를 개발하였는데 이후에 최적화가 필요한 여러 영역에 응용되고 있다. 본 연구에서는 ASA(Adaptive Simulated Annealing) 방법[8]을 이용하여 사출성형공정의 최적화 시스템을 구축하여 GA의 경우와 비교하였다.

2. 최적화 시스템의 구축

Fig. 2에 나타난 압력과 시간 등의 값들은 공정 변수이다. 일반적으로 사출성형공정의 보압과정에서는 이 값들을 적절히 변화시켜 제품의 각 부분의 부피수축율을 최소화하게 한다. 최종 사출품의 뒤틀림 현상이 일어나게 하는 중요한 원인으로 제품 내의 부피수축율의 불균일이 지적되고 있다. 그런데 이 이력을 결정하는 것은 충전과정의 결과를 고려해야 될 뿐만 아니라, 결정해야 할 변수의 개수가 많기 때문에 단순히 시행착오법으로 이 값들을 결정하기에는 어려움이 많다. 만일 압력을 높이면 제품 내의 부피수축율은 전반적으로 줄어 든다. 그러나 게이트 근방의 부피수축율과 충전 끝단의 부피수축율의 차이는 오히려 커질 수도 있다. 따라서 Fig. 2에 나타나 있는 값들을 적절히 조절하여 부피수축율의 차이를 줄여야 한다. 이 값들이 최적화를 행하는 대상인데 본 연구에서는 변수의 최

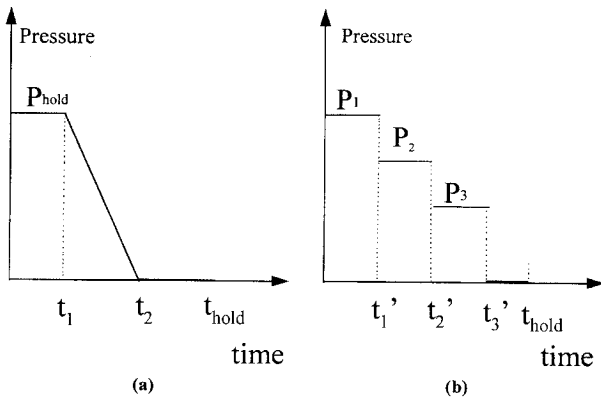


Fig. 2. Two different patterns of the packing pressure profiles studied in this work. (a) linearly decreasing, and (b) stepwise decreasing patterns.

적화를 위해서 Fig. 1과 같은 최적화 시스템을 개발하였다. 변수를 생성하여 수치모사를 행하고 결과를 보고 변수를 갱신(update)한 후 수치모사를 반복하는 과정은 시행착오법과 유사하나 변수를 조작하는 부분이 사람이 아닌 알고리즘이 대신하는 것이 다르다. 알고리즘으로는 GA와 SA 방법을 사용하였다. 본 연구에서는 사출성형 해석용 수치모사기로 Moldflow®를 사용하였으나 본 연구에서 사용한 방법론은 다른 상업용 수치모사기나 비상용 수치모사기에도 그대로 도입될 수 있다.

3. 사례 연구 및 토론

3.1. 최적화 시스템의 구축

Fig. 3에서는 본 연구에서 사용한 시편을 입체적으로 나타내었다. 그림에 나타난 제품은 인장강도(Tensile Strength)와 충격 강도(Impact Strength)를 측정하기 위한 ASTM 표준 시편들이다.

본 연구에서 사용한 유한요소(Finite Elements) 메쉬는 Fig. 4와 같다. 그림에 표시한 부분의 부피수축율의 차이를 목적함수로 삼았다. 부피수축율은 다음과 같이 정의된다[9].

$$Sh(\%) = \frac{V_i - V_f}{V_i} \times 100 \tag{1}$$

여기서 V_i 는 고분자 용융체의 초기 비체적(Specific Volume)이고 V_f 는 고분자의 상온에서 비체적이다.

그리고 목적함수를 수식으로 표현하면,

$$\text{Objective Function} = |Sh(A) - Sh(B)| + |Sh(B) - Sh(C)| + |Sh(A') - Sh(B')| + |Sh(B') - Sh(C')| \tag{2}$$

여기서 $Sh(x)$ 는 x 위치에서 부피수축율을 나타낸다. 본 연구에서는 그림에서 표시한 x 위치 근방에서 2~4개의 요소(Element)의 부피수축율을 구한 다음 평균을 구해 그 값을 $Sh(x)$ 의 값으로 취했다.

본 연구에서 정의한 목적함수는 제품에 따라 달리 정의할 수 있다. 통상 Gate 주위와 고분자 용융체의 충전이 끝나는 지점의 부피수축율의 차이가 크게 나타나기 때문에

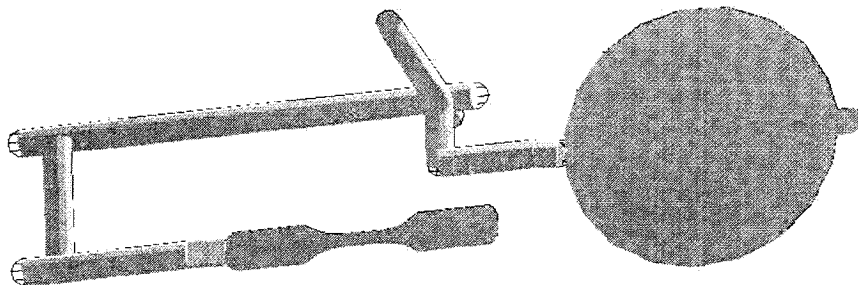


Fig. 3. ASTM mold composed of specimens for impact and tensile tests.

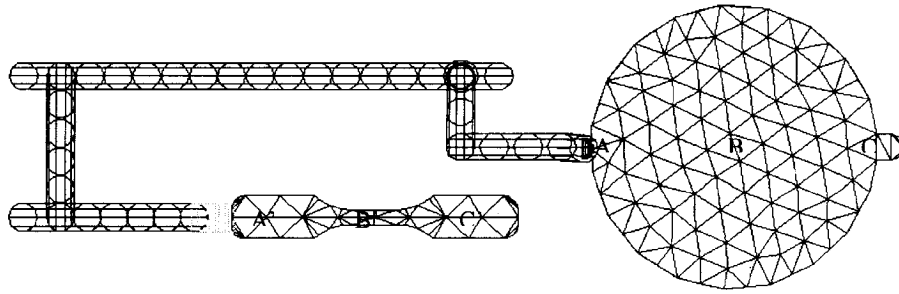


Fig. 4. Finite element mesh used to simulate ASTM mold.

충전과정이 끝나는 시점에서 충전이 끝나는 위치를 조사하여 이 두 지점의 부피수축율의 차이를 목적함수로 하거나, 제품 내 부피수축율의 분포를 구한 후 그 최대치와 최소치의 차이를 목적함수로 하는 것이 합리적이다.

3.1.1. 공정 변수

보압과정의 공정변수는 보압의 이력이다. Fig. 2에서 보는 바와 같이 보압을 감소시키는 방법은 사출기의 종류에 따라 선형적으로 감소시키는 방법과 계단식으로 감소시키는 방식이 있다. 본 연구에서는 두 가지 경우 모두에 대해 최적화를 수행해 보았다.

선형적으로 감소하는 보압의 공정변수로는 보압의 크기, 보압이 작용하는 시간, 보압이 감소하는 시간 등이다. 보압이 걸리는 시간과 냉각 공정 시간의 전체 합은 게이트에서의 냉각 시간을 구해서 취했는데 Moldflow[®] 매뉴얼[10]의 방법을 따른 것이다. 이 값은 본 연구에서 사용한 시편의 경우에 6sec였다. 이 시간은 금형의 온도, 고분자 용융체의 온도 그리고 사출속도에 의해서 영향을 받는 양이다. 냉각시간은 전체 공정 시간에서 보압이 작용하는 시간과 보압이 감소하는 구간의 시간을 뺀, 보압이 전혀 걸리지 않는 구간의 시간이 된다. 그리고 최대 보압은 사출기 마다 기계용량에 따라 최대 보압이 정해져 있는데 그 값을 취하면 된다. 본 연구에서는 최대 보압이 90 MPa이라고 설정하였다. 보압의 최소값은 0과 사출기의 최대보압 사이의 임의의 값으로 설정할 수 있다. 보압크기의 하한선을 너무 작게 설정하면 보압의 크기가 너무 작은 곳에서 불필요한 계산을 수행하여 계산시간이 많이 소모되므로 본 연구에서는 50 Mpa로 설정하였다. 계단식으로 감소하는 보압의 경우 전체 공정 시간의 범위에서 임의로 세 지점의 값을 발생시켜 공정 시간의 범위를 분할하였고 최대 보압과 최소 보압 사이의 한 값을 발생시켜 그 값을 첫번째 단계의 보압의 크기로 설정하였고, 0~1사이의 값을 갖는 두 개의 Factor (ϕ_1, ϕ_2)를 발생시켜 전 단계 보압의 크기에 그 값들을 곱해 두번째, 세번째 보압의 크기가 정해지도록 하였다. 이렇게 하면 첫번째의 보압보다는 두번째의 보압이 작게 되고, 세번째의 보압은 두번째의 보압보다 작은 값을 갖게 된다. 이것을 표로 정리하면

Table 1. Parameters in linear decreasing packing pressure profile

Parameter number	Parameter의 구간	Parameter의 물리적인 의미
1	50-90[MPa]	보압의 크기(P_{hold})
2	1-6[sec]	공정 시간 범위 중 임의의 위치
3	1-6[sec]	공정 시간 범위 중 임의의 위치

Table 2. Parameters in stepwise decreasing packing pressure profile

Parameter Number	Parameter의 구간	Parameter의 물리적인 의미
1	50-90[MPa]	보압의 크기(P_1)
2	0-1[-]	2단계 보압을 구하기 위한 Factor(ϕ_1)
3	0-1[-]	3단계 보압을 구하기 위한 Factor(ϕ_2)
4	1-6[sec]	공정 시간 범위 중 임의의 위치
5	1-6[sec]	공정 시간 범위 중 임의의 위치
6	1-6[sec]	공정 시간 범위 중 임의의 위치

Table 1, 2와 같다.

위의 표에서 나타난 공정변수는 GA와 SA의 변수 조건으로 들어가게 된다. GA에서는 초기 값을 난수로 발생시켜 GA의 연산을 수행하기 때문에 초기값을 고려해 줄 필요가 없다. 그러나 SA의 경우는 각 변수의 초기값을 설정해야 하고 이 값에서부터 최적화를 시작한다. 만일 초기치를 잘 설정하게 되면 최적화의 속도가 증가하는 경향이 있다. 그러나 초기치에 관한 사전 지식이 없는 경우에는 임의로 줄 수 밖에 없고 최적화의 속도를 떨어뜨리는 원인이 된다.

3.1.2. 충전조건과 사용된 고분자

보압과정의 최적화를 행하기 전에 충전과정에 대한 수치모사가 선행되어야 한다. 보압과정과 충전과정은 서로 밀접한 관련이 있으므로 충전과 보압과정의 변수를 하나

Table 3. Polymer grade and injection molding conditions used in this research

사용된 고분자	YUKONG YU102 (Polypropylene)
금형의 온도	40°C
고분자의 사출온도	230.0°C
사출시간/사출속도	1.20 sec/10.61 cm ³ /s

의 목적함수로 최적화하는 것이 필요하다. 그러나, 전 공정을 최적화하는 경우의 계산시간이 너무 클 경우 보압과정만 최적화할 수도 있다. 본 연구에서는 고분자의 종류와 충전조건을 다음 Table 3과 같이 설정하였다.

3.2. 최적화 결과

3.2.1. GA(Genetic Algorithm)를 사용한 결과

먼저 GA를 사용해서 선형적으로 감소하는 보압 이력의 경우에 최적화를 행한 결과가 Fig. 5에 주어져 있다. 그리고 GA의 변수들은 Table 4와 같다.

적당한 세대의 크기(Population Size)를 결정하는 것이 매우 중요한데 본 연구에서는 시행 착오법으로 개체의 크기(Population Size)를 설정하였다. 그리고 교배율(Crossover Rate)은 GA를 연구하는 연구자들에 따라 견해가 다르지만 본 연구에서는 De Jong등이 제시한 0.6으로 설정하였다[5]. 그리고 변종율(Mutation Rate)은 문자열에 임의적인 요소를 두어 뛰어난 유전자형이 발현할 가능성을 두는 것인데 한 세대를 이루는 개체의 크기나 교배율(Crossover Rate)에 비해서는 중요성이 떨어지는 것으로 알려졌다. 본 연구에서는 Grenfenstette이 사용한 0.001을 따랐다. 그리고 본 연구와 같이 전체 시행 수가 적은 경우에 교배율이 큰 영향을 미치지 못하는 것을 임의로 다른 값을 주어 최적화를 행하여 확인할 수 있었다.

Fig. 5에서 평균값은 진동하는 양상을 보이지만 최소값은

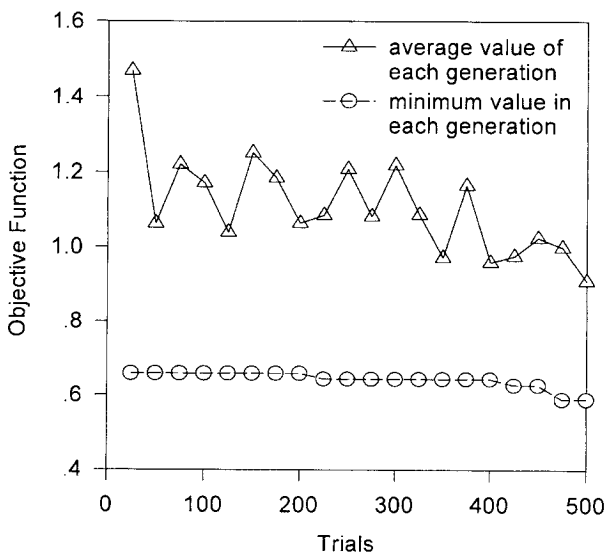


Fig. 5. Changes in the objective function during the optimization of the packing step using linearly decreasing packing pressure profile and GA on ASTM mold.

Table 4. Parameters used in GA

Population size	25
Crossover rate	0.6
Mutation rate	0.001

보존되면서 값이 감소하는 것을 알 수 있다. 이것은 본 연구에서 사용한 GA가 Elitist Model을 사용하기 때문이다.

만일 변수들을 최적화하기 위해서 탐색 공간에서 가능한 모든 조합의 경우에 대해서 목적함수를 구하여 최적화를 한다면, 선형적으로 감소하는 보압의 경우, 변수가 전부 3개이고 변수의 구간을 32등분 했으므로 총 $2^5 \times 2^5 \times 2^5 \sim 32768$ 번의 최적화를 행해야 할 것이다. 이것을 전부 계산하기 위해서는 대략 $32768 \times 3(\text{분}) = 68$ 일 걸린다. 따라서 이런 방법을 통해 최적화를 행하는 것은 공학적으로 의미가 없다. 전체 공간을 모두 탐색하지 않고 최적화된 값에 가까운 값을 찾을 수 있는 GA의 장점이 여기에 있다. 반면 GA의 문제점으로 지적할 수 있는 것이 GA를 사용하는 사용자가 GA의 변수들을 결정해 주어야 한다는 것인데 일단 한 세대의 개체수의 크기를 크게 하면 한 세대내에서 탐색 공간의 여러 지점을 탐색하므로 개체수가 작은 경우보다 나은 최적해를 구할 가능성이 높다. 그러나 개체수의 크기를 크게 하면 계산 시간이 지나치게 커진다.

본 연구에서 택한 수렴의 기준은 최적화의 과정을 살펴 보았을 때 변수 개개의 값이 거의 변화하지 않는 것이 확인되었을 때 최적화가 달성되었다고 판단하였다.

3.2.2. SA(Simulated Annealing) 방법을 사용한 결과

선형적으로 감소하는 보압 이력의 경우

SA 방법에서 사용한 변수로 중요한 것은 허용되는 변위의 이동 수이다. 만일 이 수가 20번이 되면 Boltzman Test에 사용되는 온도가 이론에서 설명한 바와 같이 감소하도록 하였다.

SA방법을 사용하는 경우, 보압 이력의 최적화 과정이

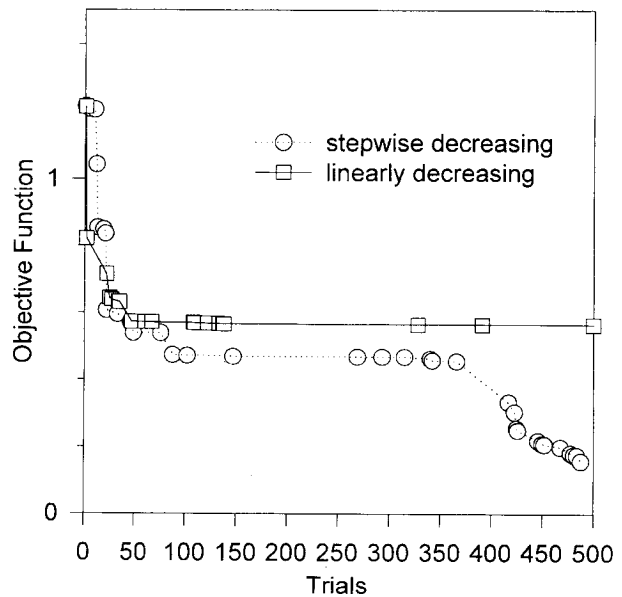


Fig. 6. Changes in the objective function during the optimization of the packing step using linearly decreasing and stepwise decreasing packing pressure profiles and SA method on ASTM mold.

Table 5. Initial values of parameters in SA method

변수	초기값
1	70
2	2
3	3

Fig. 6에 주어져 있다. 이 때, 초기 변수는 Table 5와 같이 선정하였다.

그림에서 보압이 선형으로 감소하는 경우, 최적화된 최소값이 0.564이다. 이 값은 더 이상 이동이 허용되지 않았을 때의 값인데 그 때까지 시행된 회수는 392번이었다. 이 값은 GA로 최적화를 수행했을 때의 값인 0.584보다 작은 값이다. 그리고 GA는 총 500번의 시행을 통해 이 값을 얻었다. 이 결과를 보면 본 연구의 최적화 문제는 SA가 GA보다 뛰어나다는 것을 알 수 있다. 그러나, 이 결과를 통해 모든 경우의 최적화 문제에 GA보다 SA가 낫다고는 판단할 수 없고 단지 초기의 수렴하는 정도가 낫다고 봐야 한다. 왜냐하면 한 세대를 이루는 개체 수(Population Size)를 증가시키고 세대 수(Generations)를 증가시키면 문제에 따라 나온 최적해를 구할 수도 있을 것이라 판단된다. 다만 본 연구에서와 같이 비교적 목적함수를 구하는 시간이 많이 소모되어 계산이 많은 경우에는 SA를 사용하는 것이 낫다고 판단된다. 즉, 초기의 수렴속도가 뛰어난 SA를 사용하는 것이 빠른 시간 내에 만족할 만한 값을 얻기에 낫다고 판단된다.

보압 이력 종류에 따른 비교

보압 이력의 종류에는 선형적으로 감소하는 보압 이력과 계단형으로 감소하는 두 가지 종류의 보압 이력이 있다. 두 가지 경우를 비교해 보기 위하여 SA를 사용하면서 보압이 계단형(stepwise)으로 감소하는 경우에 대한 최적화 결과도 Fig. 6에 같이 주어져 있다. 그림에서 최적화된 값은 계단형으로 감소하는 경우가 낫다고 할 수 있다. 이것은 일반적으로 알려져 있는, 선형적으로 감소하는 보압 이력의 경우가 부피수축을 제어에 뛰어나다는 사실과는 배치된다. 또한 계단형으로 감소하는 보압 이력의 경우 결정해야 하는 변수의 개수가 증가한다. 따라서 최적화하는 시간이 증가할 것이라고 생각되는데 빠른 시간 내에 값이 감소하는 것으로 보아 본 연구에서 사용한 모델의 경우, 계단식으로 감소하는 보압 이력이 부피수축을 감소의 제어에 유리한 것으로 판단된다. 그리고 Fig. 7에는 계단형으로 감소하는 경우와 선형적으로 감소하는 경우의 최적화된 보압 이력을 나타내었다.

3.2.3. 복잡한 형상의 금형에 적용

앞에서는 비교적 간단한 형상의 ASTM 표준시편에 대해서 최적화를 수행하였지만 본 연구의 방법론은 실제 산업에서 사용되는 비교적 복잡한 형상의 금형에도 응용할 수

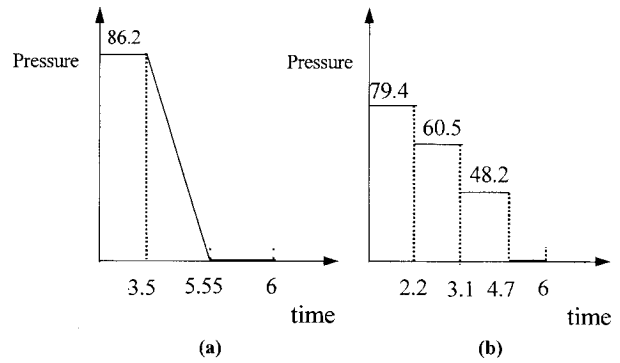


Fig. 7. Optimized packing pressure profiles when SA method is used on ASTM mold. (a) linear decreasing packing pressure and (b) stepwise decreasing packing pressure.

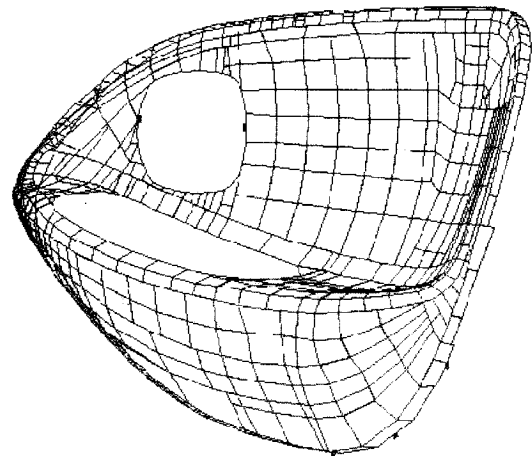


Fig. 8. Mold of door inside panel.

가 있다. Fig. 8은 자동차의 부품의 하나인 자동차 문의 손잡이(door inside panel)이다. 목적함수는 런너와 게이트 등과 같은 전달 부분을 제외한 영역에서의 부피 수축율의 최대치와 최소치의 차이값을 목적함수로 삼았다. 간단한 시편의 경우는 부피 수축율이 최대가 되는 영역과 최소가 되는 영역이 각각 게이트 주위와 충전이 끝나는 지점에 대응이 되어 게이트 주위와 충전이 끝나는 영역에서의 부피 수축율의 차이를 최소화하는 것이 전체적으로 부피수축율의 차이를 균일하게 하는 것과 동일한 결과를 나타내지만, 금형의 모양이 복잡할 경우는 부피수축율의 최대치와 최소치가 나타나는 영역을 쉽게 예측할 수 없기 때문에 전 영역을 탐색하여 부피수축율의 최대값과 최소값을 구하는 것이 필요하다. 이것을 정리하여 식으로 나타내면 다음과 같다.

$$\begin{aligned} \text{Objective Function} &= \text{Max}(\text{Volumetric Shrinkage}) \\ &\quad - \text{Min}(\text{Volumetric Shrinkage}) \end{aligned} \quad (3)$$

최적화는 SA를 통해 수행하였다. 임의로 설정한 보압의 크기는 사출기가 낼 수 있는 최대 보압(100 MPa)으로 설정하였고 보압 시간은 전체 공정 시간을 균일하게 나눈

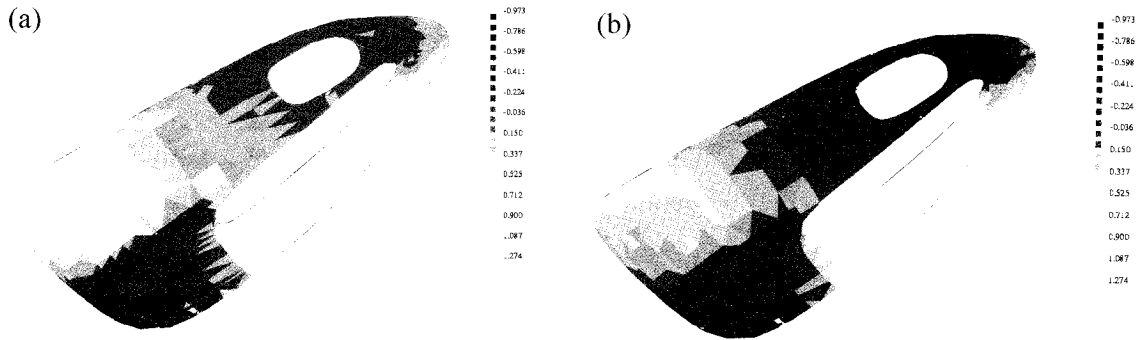


Fig. 9. Volumetric shrinkage distribution. (a) after optimization and (b) before optimization.

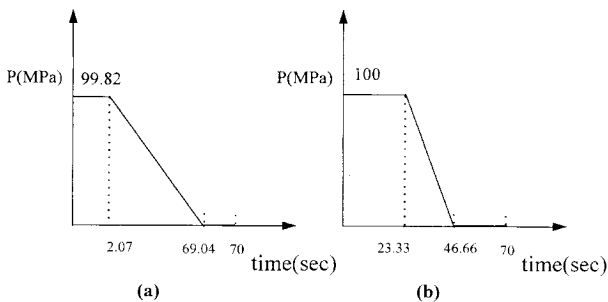


Fig. 10. Packing pressure profiles. (a) after optimization and (b) before optimization.

값들로 설정하였다. 전체 공정 시간은 게이트에서의 냉각 시간인 70 sec으로 설정하였다.

각각의 수축율 분포를 삼차원적으로 나타낸 그림이 Fig. 9이고, 임의로 설정한 보압 조건과 SA로 최적화한 보압 조건은 Fig. 10에 주어져 있다. 그림에서 보면 음수로 표시된 부분은 오히려 부피가 팽창한 영역인데 게이트 주위에 이와 같은 영역이 주로 나타난다. 그림에서 보압과정을 최적화한 결과를 보면 수축율이 음수가 되는 영역의 범위는 축소되고 부피 수축율이 큰 영역의 범위는 상대적으로 증가되어 결과적으로 부피 수축율의 최대치와 최소치의 차이는 감소되었다. 부피 수축율의 분포는 최적화하기 전에는 -0.974와 1.260의 영역에 나타났고 최적화 후에는 -0.687와 1.275의 영역에서 나타나 부피 수축율의 최대치와 최소치의 차이는 최적화하기 전에는 2.234이고 최적화 이후에는 1.962와 같았다.

위와 같은 결과로 보았을 때 본 연구에서 구축한 최적화 시스템이 복잡한 형상의 금형에도 성공적으로 응용될 수 있음을 알 수 있다.

한편 제품내에 전반적으로 나타나는 값의 범위와 큰 편차를 나타내는 영역의 범위는 제품 전체의 부피에 비해 상대적으로 적다. 따라서 부피 수축율의 편차가 상대적으로 큰 영역이 제외된 영역에서 수축율의 분포가 균일하게 하는 목적함수의 제안이 요구된다. 이와 같은 점은 본 연구에서 사용한 목적함수로는 고려할 수 없었고 앞으로의 연구에

서 이와 같은 점이 고려된 목적함수가 개발된다면 더 좋은 결과를 얻을 수 있을 것이라 기대된다.

3.2.4. 충전과 보압과정을 포함한 최적화

사출성형공정의 충전과 보압과정을 함께 최적화하기 위해서는 충전과정에서 필요한 고분자용융체의 온도, 금형의 온도, 그리고 사출시간과 앞에서 설명한 보압의 이력이 공정조건이 되어 보압과정만 최적화할 때보다 변수의 개수가 3개 증가한다. 그리고 충전과정에서 다음과 같은 제약조건이 도입된다.

1) 미성형(Short Shot)이 생겨서는 안된다.

2) 충전과정이 끝났을 때, 제품 내의 온도분포를 조사했을 때 최고치와 최소치의 값의 차이가 섭씨 20도를 넘어서는 안된다.

3) Clamp Force는 기계의 한계를 넘어서는 안된다. 만일 이 값보다 크면 플래시 현상이 발생하게 된다.

본 연구에서는 위의 제약 조건을 처리하기 위해서 Penalty Function을 도입하여 목적함수를 새로 구성하였다.

$$\begin{aligned} \phi(x, r) &= f(x) + P(g(x), r) \\ g_i(x) &\leq 0, \quad i = 1, q \\ P(g(x), r) &= r \end{aligned} \tag{4}$$

위 식에서 $\phi(x, r)$ 는 새로 정의된 목적함수이고, $f(x)$ 는 기존의 보압과정에서 사용한 목적함수이다. 그리고 q 는 제약조건의 개수이고 $g(x)$ 는 제약 조건인데 사출과정의 제약조건이 이 값에 포함된다. 예를 들자면 최고 온도와 최소 온도의 차이를 조사했을 때 20도가 넘으면 $P(g(x), r)$ 이 r 값을 취한다. 만일 이 제약조건을 만족하면 그 값은 0이 된다. 그리고 여기서 r 은 1000이다. 부등식으로 표현되는 제약조건은 온도와 마찬가지로 처리하였고 미성형(Short Shot)에 관한 제약조건은 if then구분으로 처리하여 만일 미성형이 생기면 큰 값을 갖도록 하였다. 본 연구에서는 이 값을 1000으로 설정하여 제약조건을 위반하였을 경우 부피 수축율의 차이보다 매우 큰 값을 목적함수가 갖도록 하였다. 위의 목적함수를 이용하여 ASTM mold(Fig. 3)에 대하여 최적화한 결과가 Fig. 11에 나타나 있다. 그림에서는 보

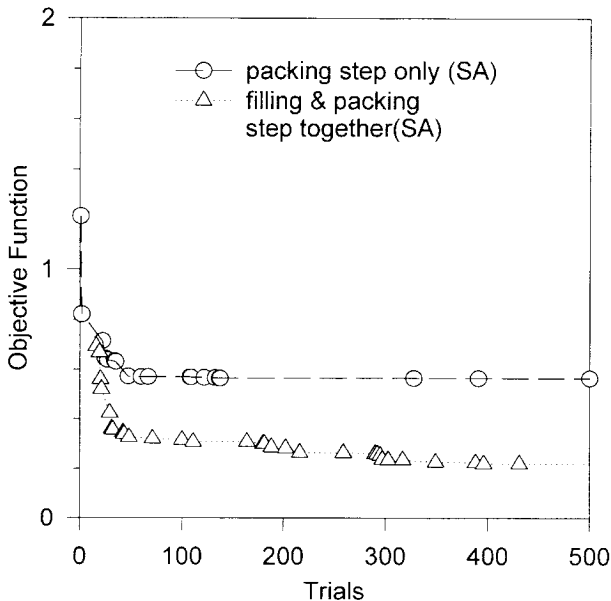


Fig. 11. Changes in the objective functions when the optimization is performed on the packing step only and on the filling and packing steps together on ASTM mold.

압과정만 최적화한 결과와 충전공정을 고려한 최적화 결과를 비교하기 위해서 시행회수를 500번까지 한 것의 목적함수 값의 변화추이를 비교하였다. 그림에서 보는 바와 같이 충전과 보압과정을 함께 최적화한 경우가 보압과정만 최적화한 결과보다 월등히 나은 결과를 보임을 알 수 있다. 실제로 시행 회수를 늘려 735번까지 시행하였을 때의 목적함수 값은 0.198로 줄어 들었다. 여기서 보압과정만 최적화를 수행하였을 때의 충전조건은 앞과 마찬가지로 Melt의 온도, 금형의 온도 그리고 사출시간이 각각 230°C, 40°C, 1.2 sec이었다. 최적화를 수행하기 위해서 Melt의 온도, 금형 온도는 수지회사가 권장 사용하도록 하는 온도 범위로 설정하였고 사출시간은 금형의 크기를 고려하여 0.1sec와 3 sec의 사이로 설정하였다. 이렇게 설정한 범위로 최적화 결과로 나온 충전 조건은 219.73°C였고 금형의 온도는 49.38°C였고 사출시간은 0.2 sec였다. 그리고 보압조건은 약 62 MPa의 보압이 1.02초간 지속하다가 4.66초간에 걸쳐 선형적으로 감소시키는 보압이력으로 구해졌다. 임의로 준 충전 조건과 비교했을 하면 Melt의 온도는 감소하였고 금형의 온도는 상승하였고 사출시간은 감소하였다.

이상의 결과로 보았을 때 충전공정을 고려하였을 때 수축율의 차이를 제어하는 데 유리함을 알 수 있었다. 만일 제품의 모양이 간단하여 계산시간이 많이 걸리지 않을 경우에는 이상과 같은 방법으로 전체 공정을 최적화하는 것이 유리함을 알 수 있다.

4. 결 론

본 연구에서는 사출성형공정을 최적화하기 위한 최적화

시스템을 SA(Simulated Annealing) 방법과 GA(Genetic Algorithm)를 사용하여 구축하였으며, 이를 활용하여 다음과 같은 결론을 얻을 수 있었다.

1) SA(Simulated Annealing) 방법 또는 GA(Genetic Algorithm)를 사용하여 제품의 부피수축을 차이를 최소화할 목적으로 보압과정의 보압 이력을 최적화하는 시스템이 구축되었으며, 이 시스템이 실제 복잡한 형상의 제품에 성공적으로 적용될 수 있음을 확인하였다.

2) 초기의 수렴 속도는 SA(Simulated Annealing) 방법을 사용했을 때가 GA(Genetic Algorithm)를 사용했을 때보다 빠른 것으로 나타났다.

3) 보압과정만을 대상으로 최적화하는 것보다 충전과 보압과정을 함께 대상으로 하는 최적화 결과가 더 우수한 것으로 나타났다.

4) 본 연구에서 구축한 최적화 시스템이 사출성형공정의 공정조건을 결정하기 위한 시행착오를 대신해 줄 것이라 기대하면서 본 연구의 방법론으로 구한 최적화된 결과가 현장 실무자에게 아주 유용한 자료가 될 수 있으리라 생각된다.

감 사

본 연구는 한국과학재단의 특정기초연구비(과제번호: 94-0502-04-01-3)의 지원으로 이루어졌음을 밝히며, 국내 유변학(rheology) 분야의 선구자적 역할을 하신 이기준 교수(서울대학교 공과대학)의 회갑 기념호에 실리게 된 것을 기쁘게 생각합니다.

참고문헌

1. I. Pandelidis, Q. Zou, "Optimization of Injection Molding Design. Part I: Gate Location Optimization", *Polymer Engineering and Science*, **30**, 873 (1990).
2. I. Pandelidis, Q. Zou, "Optimization of Injection Molding Design. Part II: Molding Conditions Optimization", *Polymer Engineering and Science*, **30**, 883 (1990).
3. 김석주, "유전 알고리즘을 이용한 사출성형 조건의 최적화", 서울대학교 공학석사 논문, 1995.
4. J.H. Holland, *Adaptation in Natural and Artificial Systems*, MIT, 1992.
5. D.E. Goldberg, *Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Machine Learning*, Addison-Wesley, 1989.
6. N. Metropolis, A.W. Rosenbluth, M.N. Rosenbluth, A.H. Teller, E. Teller, "Equation of State Calculations by Fast Computing Machines", *Journal of Chemical Physics*, **21**, 1087 (1953).
7. S. Kirkpatrick, C.D. Gelatt, Jr., M.P. Vecchi, "Optimization by Simulated Annealing", *Science*, **220**, 671 (1983).
8. L. Ingber, *ASA Manual*, 1995.
9. A.I. Isayev, *Injection and Compression Molding Fundamentals*, Dekker, 1987.
10. Moldflow, *Moldflow Users' Manual*, Moldflow, 1993.