한국기계가공학회지, 제19권, 제6호, pp.55～60(2020.06) ISSN 1598-6721(Print)
Journal of the Korean Society of Manufacturing Process Engineers, Vol. 19, No. 6, pp.55~60(2020.06) ISSN 2288-0771(Online)

https://doi.org/10.14775/ksmpe.2020.19.06.055

# 근사 최적화 방법을 이용한 사출금형 설계에 관한 연구

변성광*, 최하영*,#

*동양미래대학교 기계공학부

# A Study on Injection Mold Design Using Approximation Optimization

Sung-Kwang Byon*, Ha-Young Choi*#

*Department of Mechanical Engineering, Dongyang Mirae University

(Received 11 February 2020; received in revised form 5 March 2020; accepted 8 March 2020)

## ABSTRACT

The injection molding technique is a processing method widely used for the production of plastic parts. In this study, the gate position, gate size, packing time, and melt temperature were optimized to minimize both the stress and deformation that occur during the injection molding process of medical suction device components. We used a central composite design and Latin hypercube sampling to acquire the data and adopted the response surface method as an approximation method. The efficiency of the optimization of the injection molding problem was determined by comparing the results of a genetic algorithm, sequential quadratic programming, and a non-dominant classification genetic algorithm.

**Key Words :** Injection Molding(사출성형), Warpage(휨), Optimization(최적화), Design of Experiments(실험계획법)

## 1. 서 론

플라스틱 부품은 금속에 비교하여 가볍고 양호한 기계적 특성을 가지고 있다. 또한, 적은 비용으로 복잡한 형상의 제품을 쉽게 생산할 수 있다. 플라스틱 부품을 생산하는데 많이 사용하는 가공방법은 사출 성형 기법이다.

사출 성형품의 품질은 수지선택, 금형설계 및 사출성형 공정에 많은 영향을 받는다. 사출 성형품에 에어트랩(Air trap), 웰드라인(Weld line), 휨(Warpage) 등의 문제점이 발생하며, 기하학적 형태에 영향을 미치는 가장 중요한 요소는 휨이다. 사출 성형품의 휨 현상은 사출 후 불균일한 수축에 의해 발생하는 변형으로 제품 품질에 매우 중요한 문제이다. 이러한 휨 현상을 감소하기 위한 연구가 많이 진행되고 있다. Huang[1]등은 다구찌 방법의 실험 설계 방법을 사용하여 사출 성형 조건을 결정하는 연구를 하였다. Ozcelik 등[2]은 분산분석과 인공신경망(ANN), GA를 이용하여 휨을 저감하고자 하였다. Park 등[3]은 제품의 휨 발생을 최소화하기 위한 목적함수로 성형 후 제품 체적 수축률의 최대 편차를 목적함수로 하고, 충전 및 보압 성형인자들을 최적화함으로써 휨 발생을 최소화하고자 하였다.

# Corresponding Author : hychoi@dongyang.ac.kr
Tel: +82-2-2610-5168, Fax: +82-2-2610-1852

Copyright © The Korean Society of Manufacturing Process Engineers. This is an Open-Access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution-Noncommercial 3.0 License (CC BY-NC 3.0 http://creativecommons.org/licenses/by-nc/3.0) which permits unrestricted non-commercial use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

본 연구에서는 의료용 석션장치 부품의 사출 성형시 발생하는 휨을 최소화하기 위해 게이트 위치, 게이트 크기, 보압 시간, 수지 온도를 최적으로 설정하였다. 최적화 방법은 근사모델 기반 최적화 방법을 사용하였으며, 이 방법은 많은 해석비용이 요구되는 복잡한 해석모델에서 해석비용을 줄이기 위해 많이 사용되고 있다.

데이터를 획득하기 위한 방법으로 중심합성계획법(Central Composite Design, CCD)과 라틴 하이퍼큐브 샘플링(Latin hypercube sampling, LHS)을 사용하고, 근사화 방법으로는 공학문제에 대해 검증된 반응표면법(Response Surface Method, RSM)을 사용하였다. 최적화 방법은 유전자 알고리즘(Genetic Algorithm, GA)과 순차이차계획법(Sequential Quadratic Programming, SQP), 비지배 분류 유전자알고리즘(Non-dominant Sorting Genetic Algorithm, NSGA-II)의 결과를 비교하여 이 문제에 대한 최적화의 효율성을 검토하였다.

## 2. 근사모델 기반 최적화 이론

근사최적화를 효과적으로 적용하기 위해서는 설계문제에 적합한 근사모델과 최적화 알고리즘을 선정하는 것은 매우 중요하다. 근사최적화에 이용할 근사모델 생성은 먼저 설계영역에서 근사모델을 생성하기 위한 데이터를 CCD와 LHS를 이용하여 획득하고, RSM을 이용하여 근사모델을 생성하였다.

### 2.1 실험계획법

CCD는 적은 실험횟수로 효과적으로 반응표면을 추정할 수 있고, 비선형성을 2차 회귀모형으로 추정할 수 있다. CCD는 $2^k$ 요인배치법에 중심점과 축점, 특정인자 수준 추가를 이용해 실험계획을 한다[4].

LHS는 실험 영역 전체를 고려할 수 있는 데이터를 효율적으로 추출할 수 있다. 표본공간 전체에서 확률 변수의 범위를 각각 나눈 후 중복되지 않고 고르게 추출하는 실험계획법이다[5].

### 2.2 근사모델

RSM[6]은 획득한 데이터를 이용하여 독립변수들과 종속변수들의 함수관계를 추정한다. 이 함수관계에 의해 독립변수 변화에 대한 반응량을 예측하는 근사모델이다.

### 2.3 최적화 방법

본 연구에서는 최적화알고리즘으로 SQP와 GA, NSGA-II를 이용하여 최적화하여 비교하였다.

SQP는 연속 최적화 문제에 대해 국부 최적화 기법으로 경사도 벡터를 사용하여 최적해를 찾을 수 있는 알고리즘이다[7,8].

GA는 복잡한 설계문제인 경우 국부 최적해가 다수 존재할 수 있으며, 이러한 경우에 전역적 최적해를 찾을 때 유용한 알고리즘이다. GA는 개체군의 교배와 돌연변이 연산, 선택 연산을 반복 수행하여 최적해를 도출한다[9,10].

NSGA-II[11]는 2개 이상의 목적함수들을 동시에 최적화하는 다목적 최적화에서 최적해를 도출하는데 유용하다. 다목적 최적화는 목적함수들이 서로 종속적 영향을 미치는 경우 최적해를 도출하는 것은 매우 어렵다. 다목적 최적화의 최적해는 다수의 최적해로 존재하기 때문에 이것을 하나의 집합으로 나타내는 파레토 최적해로 나타낸다. NSGA-II는 교배와 돌연변이 과정을 적용하여 파레토 경계와의 근접성을 기준으로 해들을 평가함으로써 유전자 개체를 과밀 거리와 비지배 순위를 사용하여 정렬한다.

## 3. 사출금형해석 및 최적설계

### 3.1 사출금형해석

의료용 석션장치는 병원에서 위생적 진료환경을 만들기 위해 환자를 진료할 때 발생되는 가래, 타액, 피고름, 세척수 등과 같은 적출물을 제거하여 적출물에 의한 세균번식 및 공기오염을 방지하는 장치이다. 의료용 석션장치는 석션 펌프 또는 벽면에 설치되어 있는 베드헤드콘솔의 흡인 단말구에 연결하여 적출물을 외부로 자동 배출하는 장치로 Fig. 1 (a)에서 보여주고 있다. 본 연구에 사용되는 해석모델은 Fig. 1 (b)의 의료용 석션장치의 부품 중 압력조절장치에 사용되는 플라스틱 성형품이다.

(a) Medical suction device

(b) Regulator guide

**Fig. 1 Analysis model**

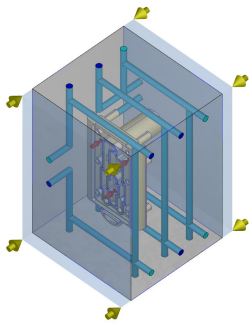


**Fig. 2 Injection molding analysis model**

**Table 1 Plastic material**

| Item Name | Item Data | Unit |
|---|---|---|
| Polymer | ABS | |
| Grade Name | ABS HI121 | |
| Ejection Temperature | 85 | ℃ |
| Freeze Temperature | 105 | ℃ |
| Glass Transition Temperature | 104 | ℃ |
| Melt Temperature Range | 230～250 | ℃ |
| Mold Temperature Range | 40～80 | ℃ |

본 연구에서 성형품의 휨과 발생 응력의 결과를 비교하기 위한 사출성형해석 모델을 러너 및 스푸루의 모델이 없이 게이트를 지정하였다. 해석에 사용된 금형온도는 60℃로 설정하였고, 냉각라인은 직경 6mm로 금형에 적용하였다.

성형제품에 대한 데이터를 얻기 위해서 사출금형 해석 상용프로그램인 Moldex 3D를 사용하였으며, 해석을 위한 모델링은 Fig. 2와 같다. 사용된 메쉬 타입은 솔리드이고, 메쉬 요소 개수는 1,242,150개, 금형치수는 120.00mm × 111.00mm × 180.00mm, 부품 체적은 91.50cc이다. 사출 성형에 사용된 플라스틱 재료는 ABS HI121이며, 물성치는 Table 1과 같다.

## 3.2 최적설계

사출 성형품의 휨은 성형 수축과 성형조건, 이형 시에 발생하는 잔류응력의 영향으로 일어난다. 개선대책으로는 성형 응력 발생에 의한 경우에 대한 수지 온도를 높게 하여 수지의 유동성을 좋게 하는 방법이 있다[12]. 또한, 게이트의 위치를 이동시켜 성형품 부분간의 냉각속도가 차이가 나지 않도록 융융 수지가 두꺼운 곳에서 얇은 곳으로 흐르도록 게이트의 위치를 옮기는 방법이 있다[13].

본 연구에서는 의료용 석션장치 압력조절장치 가이드의 최적설계 정식화는 아래와 같다. 사출 성형품의 휨의 크기와 발생 응력을 최소화하는 것을 목적함수로 정의하였다.

$$\text{Minimize } F_{Displacement} = F(x_1, x_2, x_3, x_4, x_5)$$
$$F_{Stress} = F(x_1, x_2, x_3, x_4, x_5)$$

Design variables

$$70.05 \text{ mm} \le x_1 \le 78.05 \text{ mm}$$
$$23.05 \text{ mm} \le x_2 \le 31.05 \text{ mm}$$
$$3.50 \text{ mm} \le x_3 \le 6.50 \text{ mm}$$
$$230.00 \text{ ℃} \le x_4 \le 250.00 \text{ ℃}$$
$$1.00 \text{ s} \le x_5 \le 3.00 \text{ s}$$

설계변수는 Fig. 3에서 빨강색 부분으로 표시한 게이트의 게이트 위치와 크기, 수지의 온도, 보압시간을 설계변수로 하였다. $x_1$은 게이트Ⓐ와 게이트Ⓑ의 Z축의 위치이고, $x_2$는 게이트Ⓒ의 Z축의 위치, $x_3$은 게이트Ⓐ~Ⓒ의 지름, $x_4$는 수지 온도, $x_5$는 보압 시간이다. 초기 설계변수 $x_1$, $x_2$, $x_3$, $x_4$ 및 $x_5$는 각각 74.05mm, 27.05mm, 1.50 mm, 240.0℃, 2초이며, 사출성형해석 결과는 Table 2와 같다. 휨의 크기는 Displacement로 나타내고, 발생 응력은 von Mises stress로 나타냈다.

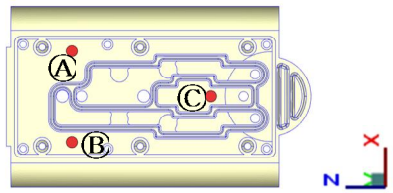
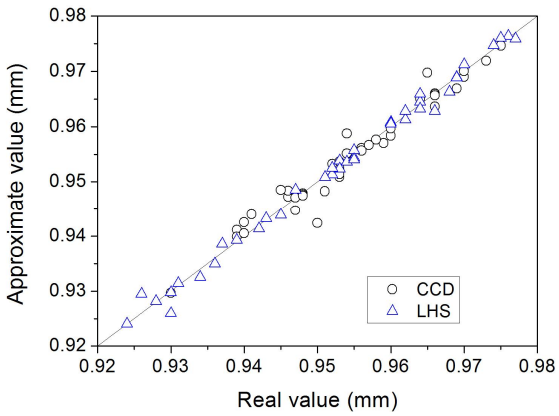


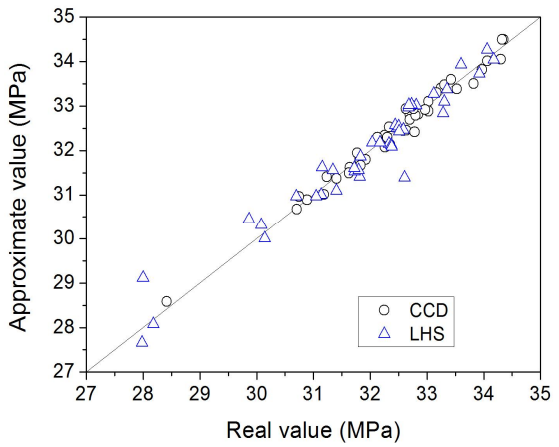

**Fig. 3 Design variables ($x_1$, $x_2$, $x_3$)**

**Table 2 FEA results for initial design**

| Specification | Value |
|---|---|
| Displacement | 0.954 mm |
| von Mises stress | 32.706 MPa |




(a) Displacement




(b) von Mises stress

**Fig. 4 Accuracy of meta model**

# 4. 최적화 결과 및 고찰

## 4.1 근사모델 생성

근사모델은 RSM을 이용하여 생성하였으며, 사용된 데이터는 실험계획법 CCD와 LHS를 이용하여 유한요소해석을 각각 43회와 40회 수행하여 획득하였다. 근사모델의 정확도를 Fig. 4에서 서로 비교하였다. 휨의 크기 근사모델의 경우에는 CCD와 LHS의 RMSE가 각각 0.001과 0.006이고, 응력 근사모델의 경우에는 CCD와 LHS의 RMSE가 각각 0.354와 0.705로 비교적 잘 일치하였다.

## 4.2 근사최적설계 결과

본 연구에서는 RSM으로 근사화하여 GA와 SQP, NSGA-II로 근사최적화한 결과를 Table 3과 Table 4, Fig. 5에서 비교하였다. Table 3과 Table 4는 각각 CCD와 LHS으로 데이터를 획득하여 근사최적화한 결과를 보여주고 있다. GA를 이용하여 휨의 크기와 발생 응력을 근사최적화한 최적해를 각각 GA_Displacement와 GA_von Mises Stress로 나타내었다. SQP를 이용하여 휨의 크기와 발생 응력을 근사최적화한 최적해가 각각 SQP_Displacement와

**Table 3 Comparison of optimization results (CCD)**

| Specification | Displacement (mm) | | von Mises Stress (MPa) | |
|---|---|---|---|---|
| GA_Displacement | 0.919 | (96.4%) | 33.784 | (103.3%) |
| GA_von Mises Stress | 0.947 | (98.7%) | 26.515 | (83.3%) |
| SQP_Displacement | 0.922 | (96.6%) | 33.345 | (102.0%) |
| SQP_von Mises Stress | 0.958 | (100.4%) | 28.810 | (88.1%) |

**Table 4 Comparison of optimization results (LHS)**

| Specification | Displacement (mm) | | von Mises Stress (MPa) | |
|---|---|---|---|---|
| GA_Displacement | 0.895 | (93.8%) | 27.613 | (84.4%) |
| GA_von Mises Stress | 0.942 | (98.7%) | 24.167 | (73.9%) |
| SQP_Displacement | 0.895 | (93.8%) | 27.627 | (84.5%) |
| SQP_von Mises Stress | 0.949 | (99.5%) | 24.376 | (74.5%) |

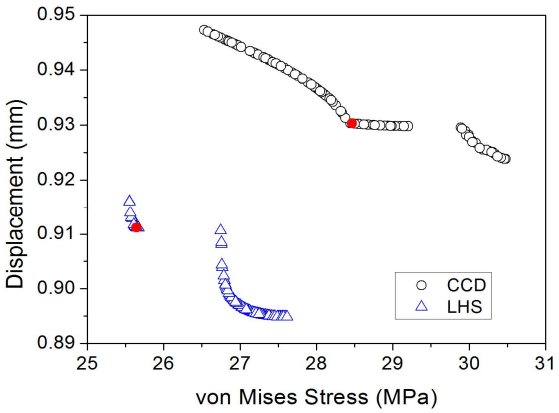



**Fig. 5 Pareto solutions**

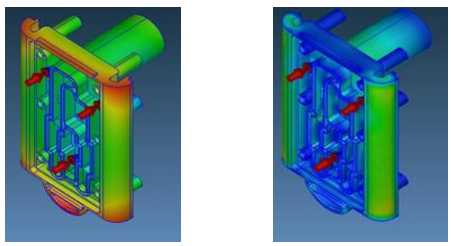
SQP_von Mises Stress로 나타내었다. 최적해가 초기값에 대해 최소화한 정도를 괄호 안에 표기하였다. NSGA-II에 의해 휨의 크기와 발생 응력을 동시에 최소화한 파레토 최적해는 Fig. 5와 같다.

GA를 이용하여 근사최적화한 최적해는 실험계획법을 LHS를 사용한 경우가 CCD를 사용한 경우보다 Displacement와 von Mises Stress를 각각 약 2.5%와 약 7.3%를 더 많이 감소시켰다. SQP를 이용하여 근사최적화한 최적해는 실험계획법으로 LHS를 사용한 경우가 CCD를 사용한 경우보다 Displacement와 von Mises Stress를 각각 약 2.8%와 약 13.6%를 더 많이 감소시켰다.

Fig. 5의 파레토 최적해는 CCD를 사용한 경우보다 LHS를 사용한 경우가 전체적으로 좁은 범위로 분포하고 있지만, Displacement와 von Mises Stress를 더 많이 최소화시키는 것을 확인할 수 있다. Fig. 5의 CCD 및 LHS에 의한 파레토 근사 최적해 중에서 각각 근사최적해 opt1과 opt2를 하나씩 선정하였으며, 빨강색으로 표시하였다. 근사최적해 opt1과 opt2의 유한요소해석 결과를 Fig. 6과 Fig. 7에서 보여주고 있으며, opt1과 opt2를 Table 5에서 비교하였다. Table 5의 괄호 안에 근사최적해 opt1과 opt2의 유한요소해석 결과를 나타내었다. Displacement와 von Mises Stress의 오차가 해석결과에 비해 opt1의 경우에는 각각 0.0%와 5.0%만큼 더 낮게 나타났지만, opt2의 경우에는 각각 1.4%와 6.4%만큼 더 높게 나타났다.

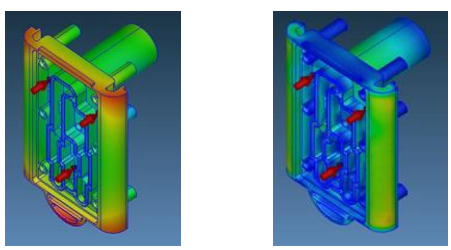
**Table 5 Comparison of pareto solutions**

| Specification | Displacement (mm) | | von Mises Stress (MPa) | |
|---|---|---|---|---|
| CCD | 0.930 | (0.930) | 28.465 | (28.465) |
| LHS | 0.913 | (0.924) | 25.593 | (27.346) |



(a) Displacement (b) von Mises stress

**Fig. 6 Results of finite element analysis(CCD)**



(a) Displacement (b) von Mises stress

**Fig. 7 Results of finite element analysis(LHS)**

SQP와 GA를 이용하여 Displacement와 von Mises Stress 중 하나를 단일 목적함수로 최소화시킬 경우에 다른 목적함수는 더 증가되는 경우도 발생할 수 있다. 그러나 파레토 최적해는 2개의 목적함수 모두를 최소화한 해들의 집합을 찾을 수 있다. LHS를 이용하여 얻은 파레토 최적해들이 CCD를 이용하여 얻은 파레토 최적해들보다 Displacement와 von Mises Stress 모두를 더 많이 감소시켰다. 이는 균등한 확률로 설계변수를 추출하는 LHS가 CCD에 비해 모집단의 특성을 잘 나타내어 더 좋은 최적해를 찾은 것으로 판단된다.

## 5. 결 론

본 논문에서는 의료용 석션장치 부품의 사출 금형을 설계하기 위한 효율적인 근사 최적화 방법을 제시하고자 하였다. 효율적인 근사최적화 방법을 선정하기 위해 데이터 획득 방법과 최적화 알고리즘을 서로 비교하였다. 데이터 획득방법은 CCD와 LHS를 비교하였고 근사모델은 RSM을 이용하였다. 그리고 최적화 알고리즘은 GA와 SQP, NSGA-II를 비교하였다.

의료용 석션장치 부품의 사출금형 설계에서 최적화 알고리즘은 SQP보다 GA가 우수한 것으로 나타났으며, 데이터 획득방법은 CCD보다는 LHS가 더 우수한 것으로 나타났다. 다중목적 최적설계 알고리즘 NSGA-II를 사용하여 의료용 석션장치 부품의 사출금형 설계시 휨 최소화와 발생 응력의 최소화를 동시에 고려하여 파레토 최적해를 도출할 수 있는 효율적인 근사최적설계방법을 제시하였다.

## 후 기

"이 논문은 동양미래대학교의 2019 학술연구비 지원에 의하여 연구되었음."

## REFERENCES

1. Huang, M. C., Tai, C. C., "The effective factors in the warpage problem of an injection-molded part with a thin shell feature," Journal of materials processing technology, Vol. 110, No. 1, pp. 1-9, 2001.
2. Ozcelik, B., Erzurumlu, T., "Determination of effecting dimensional parameters on warpage of thin shell plastic parts using integrated response surface method and genetic algorithm," International communications in heat and mass transfer, Vol. 32, No. 8, pp. 1085-1094, 2005.
3. Park, J. C., Kim, K. M., Yin, J. J. and Lee, J. H., "Molding Design Factors Optimization for Maximizing Shrinkage Uniformity of Injection Molded Part using Design of Experiments," Journal of the Korean Society of Manufacturing Process Engineer, Vol. 10, No. 6, pp. 70-76, 2011.
4. Park, S. H., Design of Experiments, Minyoung-Sa, Korea., 2009.
5. McKay, M. D., Beckman, R. J. and Conover, W. J., "Comparison of Three Methods for Selecting Values of Input Variables in The Analysis of Output from a Computer Code," Technometrics, Vol. 21, pp. 239-245, 1979.
6. Hong, K. J., Jeon, K. K., Cho. Y. S., Choi, D. H. and Lee, S. J., "A Study on the Construction of Response Surface for Design Optimization," Trans. of the KSME(A), Vol. 24, No. 6, pp. 1408-1418, 2000.
7. Fletcher, R., "Practical methods of optimization," John Wiley and Sons, 2013.
8. Arora, J., Introduction to Optimum Design, 2nd Ed., Academic Press, 2004.
9. Holland, J. H., Adaptation in Nstural and Artificial Systems, University of Michigan Press, Michigan, 1975.
10. Cardei, M. and Wu, J., "Energy-Efficieant Coverage Problem in Wireless Ad Hoc Sensor Networks," Computer Communications, Vol. 29, No.4, pp. 413-420, 2006.
11. Deb, K., Pratap, A., Agarwal, S., and Meyarivan, T., "A Fast and Elitist Multiobjective Genetic Algorithm: NSGA-II," IEEE Transactions on Evolutionary Computation, Vol. 6, No. 2, pp. 182-197, 2002.
12. Lee, S. M., Injection Mold Design, Gijeon Publication, pp.301-312, 2009.
13. Roh, H. G., Jung, J, S. and Hwang, G. S., Injection Molding and Product Design, Kyobo Publication, pp. 195-207, 2006.