

비구면 광학렌즈 성형에 있어서 유한요소법과 신경회로망을 이용한 사출조건 예측 시스템의 개발

곽태수*(이화학연구소 일본), 스즈키 토오루(이화학연구소 일본),
오오모리 히토시(이화학연구소 일본), 배원병(부산대 정밀기계공학과)

The prediction of the optimum injection conditions of aspherical lens by using FEM and Neural Network

T.S. Kwak(RIKEN, Japan), T. Suzuki(RIKEN, Japan), H. Omori(RIKEN, Japan),
W.B. Bae(Precision Mecha. Eng. Dept., PNU)

ABSTRACT

A neural network model for predicting the quality or soundness of the injected plastic aspherical lens based on process parameters has been developed. The approach uses a Real Time Recurrent Neural Network 4-5-2 (RTRN) trained based on input/output data that were taken from FE analysis works carried out through a CAE software. The system has been developed to search an optimum set of process parameters and reduce the time required for planning the conditions of plastic injection molding at the design stage.

Key Words : Aspherical lens(비구면 렌즈), Plastic Injection molding(사출성형), FE analysis(유한요소 해석), Neural network(신경회로망)

1. 서론

최근 다양한 사출성형 CAE 프로그램의 개발로 유동패턴 뿐만 아니라 각종 결함 예측이 가능하게 되었고 실제 사출성형과 근사한 정보를 어렵지 않게 얻을 수 있게 되었다. 이러한 기술적 발전에도 불구하고 현장에서 여전히 경험과 직관에 의한 사출작업이 진행되고 있어 시간적 경제적 손실이 상당한 실정이다. 그 이유는 유한요소법을 활용하여도 한정된 시간에 최적의 조건을 찾기 위해서는 사출성형에 대한 실질적인 경험이 필요하며 또한 해석을 위한 노하우와 반복적인 해석 및 실험이 요구되므로 현업에 적용하기에는 상당한 어려움이 있기 때문에 사료된다. 따라서 근래에는 최소한의 실험과 해석 수행으로 사출품의 성형조건을 탐색하기 위한 프로그램을 개발하는 연구가 활발히 진행되고 있다.

사출 성형 조건의 탐색에 있어서 초기의 연구는 실험 및 통계적인 방법에 의해 수행되었다^[1]. 이들

연구에서는 통계적 기법에 의해 입,출력 변수를 결정하고 입력변수에 따른 출력변수의 변화를 예측하여 최적 성형 조건을 찾고자 하였다. 이러한 연구는 통계처리 데이터를 얻기 위해 일정한 실험이 수행되어야 하고 새로운 사출조건이 설정된 후에도 최적의 조건을 탐색할 때까지 실험을 반복 수행하였다.

1994년 G.H.Choi^[2] 등은 CAE 해석 결과를 이용하여 사출성형 조건의 최적화를 시도하였다. 사출성형 조건을 입력변수로, 사출품의 수축 불량 등을 출력변수로 설정하고 해석 결과 데이터를 이용하여 신경회로망으로 학습한 후 최적화를 시도함으로써 사출 성형 조건의 탐색에 신경회로망을 이용할 수 있음을 확인하였다.

2000년 B.H.M. Sadeghi^[3]는 사출성형 조건 탐색을 위해 공학용 전자계산기 커버에 대한 CAE 해석을 수행하였고 성형조건 탐색을 위해서 신경회로망의 역전파 알고리즘을 이용하였다. 그러나 이러한 방법으로는 입출력 데이터를 얻기 위해 약 2000

회의 유한요소 해석이 필요로 하였으므로 적용하기에는 다소 어려운 점이 있었다.

본 논문에서는 최소한의 해석 및 실험으로 수지의 수축 및 내부 기포 생성에 의한 정밀도 저하 및 결함을 억제하여 렌즈의 복굴절 및 치수정밀도를 향상시킬 수 있는 정밀사출 성형 조건을 탐색하고자 하였다. 이를 위해서 CAE 해석 및 신경회로망 프로그램의 학습 및 예측 기능을 이용하였으며, 경험자의 직관에 의존하지 않는 사출성형 조건 탐색 방법을 제안하고 그 결과는 실험을 통해 확인하였다.

2. 이론해석

본 논문에서는 8 mm 카메라용 플라스틱 비구면 광학렌즈를 대상으로 하였다. 외곽 직경은 16.6 mm (렌즈 코아 직경 13.4 mm)이며 렌즈 중심부 두께는 2.6 mm, 구면 반경(R) 16.16 mm, 비구면 반경(R) 72.547 mm 이다. 재료는 투명성이 우수한 PMMA (Poly Methylmethacrylate) 수지를 사용하였다.

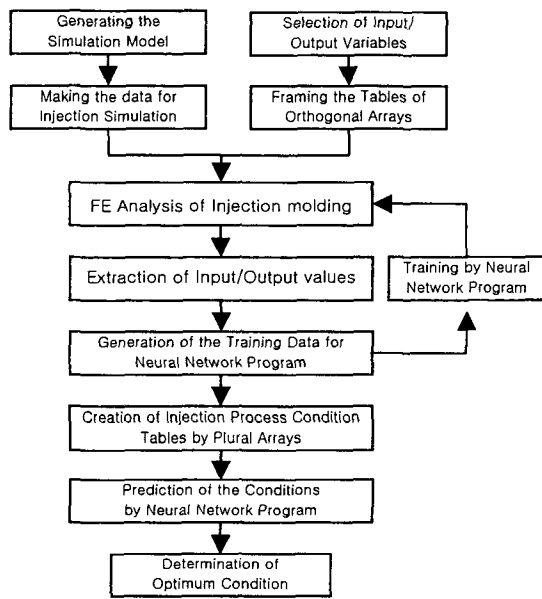


Fig. 1 A framework of Optimization Searching System for Plastic Injection Molding process.

Fig. 1의 흐름도는 본 연구에서 제시하고 있는 방법이다. 최종 해를 얻기 까지 각 단계에서 필요한 설계정보를 상세히 표현하였다. 유한요소 해석에 의한 해의 타당성은 별도의 검증이 필요하다.

2.1 사출성형 유한요소해석

신경회로망의 학습데이터를 얻기 위해 사출성형

해석을 수행하였다. CAE 프로그램으로는 사출성형 전용 해석 프로그램인 3D Timon v.6.11(Toray co., Japan)를 사용하였으며 요소 분할시 제품은 육면체 요소를, 그리고 게이트와 런너, 스프류는 빔 요소를 사용하였다. 제품형상을 최대한 표현하고 계산시간을 단축하기 위하여 대칭 모델로 가정하여 요소의 수를 최소화하였다.

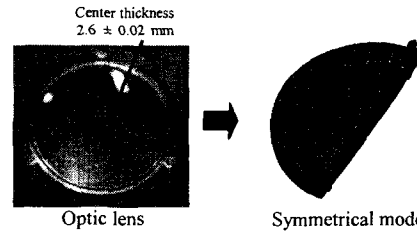


Fig. 2 Picture and Mesh modeling for Plastic Aspherical lens

Fig. 2는 제품사진과 요소분할 모델이다. 또한 3수준 4요인 다원배치표를 기초로 해석을 수행하였으며 입력변수의 수준은 Table 1과 같이 렌즈 사출성형 공정에서 가능한 전 범위를 포함하였다.

Table 2 Operating ranges of Input Conditions

Levels	Z ₀	Z ₁	Z ₂
T _{melt} (°C)	280	300	320
T _{mold} (°C)	100	120	140
t _{filling} (sec)	0.5	0.7	1.0
t _{holding} (sec)	1.0	1.5	2.0

2.2 신경회로망 학습

신경회로망은 분류 및 연상 기억, 함수 근사등에 사용될 수 있다. 비선형 문제를 다루는데 있어서 통계학적 접근은 데이터의 해석과 관련이 있는 반면 신경회로망은 예측 값을 포함한 계산 가능한 모든 함수를 계산할 수 있다. 즉, 입력 및 결과값을 포함하는 학습 데이터에 의해 성공적인 학습 후에는 입력 데이터만을 제시하여 기대되는 근사의 출력 값을 계산할 수 있다^[4].

신경회로망을 위한 학습 데이터는 유한요소 해석에 의한 입력 및 결과값을 추출하여 얻을 수 있었다. 입력 변수로서는 사출온도(T_{melt}), 금형온도(T_{mold}), 사출시간(t_{filling}), 보압시간(t_{holding})을 선정하였고, 렌즈 중심부의 수축량(S_{shrinkage})과 체적 수축 변형을 비(D_{distortion})를 출력변수로 각각 선정하였다. Fig. 3은 4개의 입력층과 2개의 출력층 그리고 5개의 숨은층(Hidden Layer)을 보여주는 신경회로망 예측 모델의 개략도이다.

신뢰성 있는 학습데이터를 얻기 위해서 4 요인

3 수준의 다윈배치 조합표를 활용하였다. 학습률 (learning rate)과 문턱값(threshold)은 각각 0.9 와 0.003 으로 학습시켰고 학습 완료 후 얻어진 가중치(weight value)로 출력변수를 예측하였다.

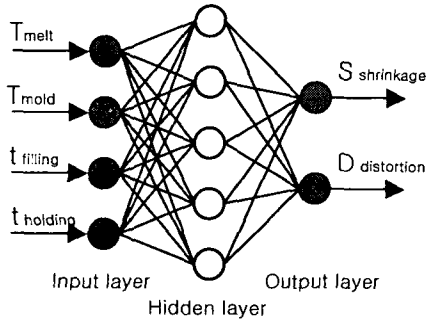


Fig. 3 Structure of Neural Network Predictor model

입력데이터는 선정된 입력변수 범위 내에서 각 변수마다 일정한 간격으로 다윈 배치하여 1440 개의 성형조건의 조합을 만들어 낼 수 있었다. 신경 회로망 프로그램의 학습을 위해 0 과 1 의 개구간에서 데이터를 표준화(Normalizing)하여 성형조건의 조합에 대한 각각의 결과값을 예측하였다. 신경회로망에 의한 예측 결과를 검증하기 위해 성형조건 조합을 선정하여 유한요소 해석과 사출성형 실험을 통해 그 결과와 비교 검토하였다.

3. 실험

실험 조건을 선정하기 위해 해석결과를 이용한 신경회로망 학습 후 사출 조건을 선택하였다. 렌즈 중심부의 체적수축 변형을 비가 최소에서 최대까지 임의의 6 가지 사출조건을 선정하여 Table 2 와 같은 조건으로 실험하였다.

Table 2 Injection molding conditions selected by Neural Network training and FE analysis

Inj. Conditions	1	2	3	4	5	6
T_{melt} (°C)	295	315	300	295	280	315
T_{mold} (°C)	140	140	135	130	120	120
$t_{filling}$ (sec)	0.7	0.6	0.8	0.5	0.9	0.7
$t_{holding}$ (sec)	2.0	1.0	1.0	1.0	2.0	1.3

또한 유한요소 해석 결과와 비교하기 위해 충전 시간에 따른 시간별 유동 패턴 실험도 병행하였다. 실험장치는 최대 사출 압력 2610 kgf/cm², 사출률 114 cm³/s 인 50 ton 사출성형기(Tuparl TR50S2, Sodick Plastech.co.Ltd, Japan)를 이용하였다.

Fig. 4 는 본 실험에서 사용된 렌즈 사출용 금형의 캐비티 사진이다. 입력변수 외의 사출압력, 보압력, 보압 후 냉각시간 등은 각각 130 Mpa, 70 Mpa 40 sec 로 동일 조건으로 하였다. 금형의 개취수는 2 개이며 사출조건에 따라 7 회의 사출실험을 하여 조건별로 각각 14 개씩의 샘플을 얻었다.

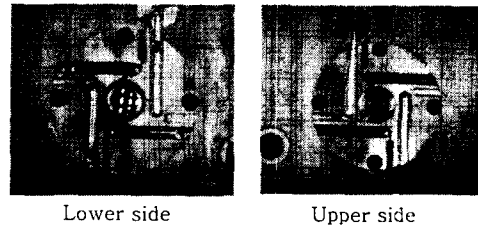


Fig. 4 Cavity pictures of Molds for Plastic Aspherical Lens

4. 결과 및 고찰

해석 결과를 확인하기 위해 사출시간에 따른 유동패턴을 비교하였다. Fig. 5 는 사출 성형 실험에서의 수치 유동과 유한요소 계산에 의한 유동 패턴을 비교한 것이다.

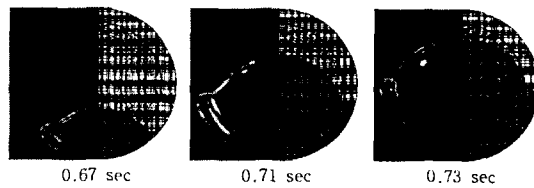


Fig. 5 Prediction of the Filling pattern of resin in the mold during injection

전체적인 충전 속도 및 패턴은 실험과 잘 일치하는 것을 알 수 있었다. 그러나 육면체 요소 모델링에 의한 렌즈 곡면에서의 요소간 단차로 유동 진행 선이 불규칙한 현상이 나타났다. 이와 같은 오차를 줄이기 위해서는 요소 생성을 위한 약간의 테크닉이 요구된다. 그러나 본 연구에서의 유한요소 해석은 사출조건에 따른 정성적인 데이터를 얻는 것이 목적이므로 모델링 테크닉에 의한 다소의 오차는 허용하였다. 따라서 위 모델을 사용하여 해석을 수행한 결과 사출성형 조건 탐색을 위한 학습데이터를 Fig. 6,7 과 같이 얻을 수 있었다.

충진 온도와 금형의 온도가 증가함에 따라 수지의 수축량도 증가하였고 온도에 비해 충전 시간과 보압 유지 시간의 영향은 비교적 작았다. 체적 수축 변형율은 충전온도와 비례하여 증가하지만 금형 온도와는 반비례하였다.

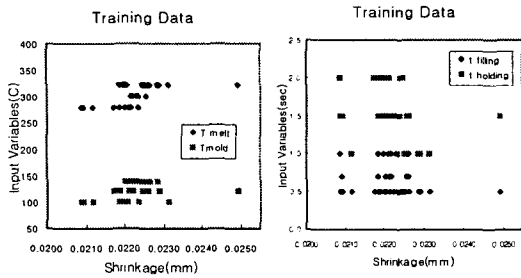


Fig. 6 Training data from FE Analysis for Shrinkage

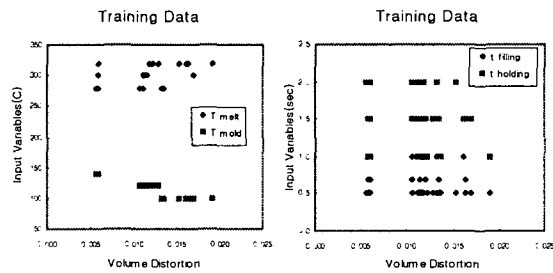


Fig. 7 Training data from FE Analysis for Distortion rate of Volume Shrinkage

이와 같이 선정된 데이터를 이용하여 신경회로망 학습을 통해 수축량과 체적 수축 변형율을 예측하고 선정된 6 가지의 조건 (Table 2)에 대해 유한요소 해석을 재 수행한 결과 Fig. 8 과 같은 결과를 얻었다.

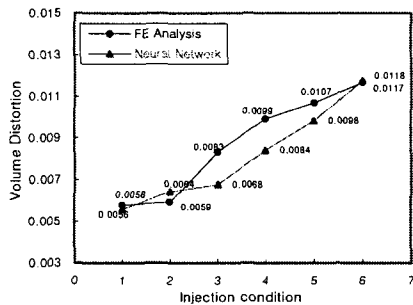


Fig. 8 Prediction for Distortion rate of Volume Shrinkage by FE Analysis and Neural Network program

3,4 의 조건은 약 15%의 오차가 있으나 1,2,5,6 조건은 7%이내에서 일치하였으며, 정성적으로 증가하는 경향은 잘 일치하였다. Fig. 9 는 위의 6 가지 사출조건에 대해서 실험하여 렌즈 내부에 기포가 발생한 개수를 백분율로 표시하였다. 체적 수축 변형율이 낮은 1,2,3 번 조건에서는 기포가 발생하지 않았으며 높을수록 기포발생이 현저하였다.

실험을 통해 체적 수축 변형율은 기포발생과 직접적인 관련이 있음을 가시적으로 확인할 수 있었

다.

따라서 신경회로망 프로그램으로 렌즈의 수축을 최소로 하면서 기포발생이 없는 사출조건을 예측한 결과 사출온도, 금형온도, 사출시간, 보압시간이 각각 280~290 °C, 135~140 °C, 0.9~1.0 sec, 2.0 sec 일 때 최적 조건임을 알 수 있었다.

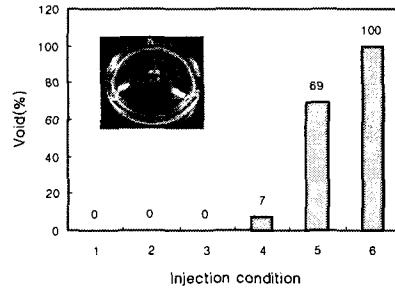


Fig. 9 Percentage of Void creation by Injection Condition

5. 결론

비구면 광학렌즈 사출 성형에 있어서 유한 요소법과 신경회로망을 이용한 사출조건 탐색 시스템을 개발하였다.

1. 체적 수축 변형율은 기포발생과 밀접한 관련이 있음을 실험을 통해 확인할 수 있었다.
2. 신경회로망 학습에 의해 출력변수를 예측한 결과 유한요소법에 의한 결과와 정성적으로 일치하였다.
3. 신경회로망 예측 모델에 의해 체적 수축 변형율과 수지 수축량이 최소가 되는 사출조건을 탐색할 수 있었다.

본 연구에서 제시한 2 가지의 불량과 더불어 편광, 웰드라인, 제팅 등 다수의 출력변수를 예측하는 시스템의 개발은 향후 과제로 남겨둔다.

참고문헌

1. Wu, J.L., Chen, S.J., "Pattern analysis of injection molding process: statistical correlation study," SPE ANTEC, Vol. 48, pp. 233 - 237, 1990.
2. Choi, G.H., Lee, K.D., Chang, N., Kim, S.G., "Optimization of Process Parameters of Injection Molding with Neural Network Application in a Process Simulation Environment," Annals of the CIRP Vol. 43, pp. 449 - 452, 1994.
3. Sadeghi, B.H.M., "A BP-neural network predictor model for plastic injection molding process," JMPT, Vol.103, pp. 411 - 416, 2000.
4. Valiant, L.G., "Functionality in Neural Nets," Proc AAI, Saint Paul, Minnesota, pp. 629 - 634, 1988.