

오류역전파 알고리즘을 이용한 최적 사출성형 냉각시스템 설계

태준성¹, 최재혁¹, 이병욱^{1#}

Optimum Cooling System Design of Injection Mold using Back-Propagation Algorithm

J. S. Tae, J. H. Choi, B. O. Rhee

Abstract

The cooling stage greatly affects the product quality in the injection molding process. The cooling system that minimizes temperature variance in the product surface will improve the quality and the productivity of products. In this research, we tried the back-propagation algorithm of artificial neural network to find an optimum solution in the cooling system design of injection mold. The cooling system optimization problem that was once solved by a response surface method with 4 design variables was solved by applying the back-propagation algorithm, resulting in a solution with a sufficient accuracy. Furthermore the number of training points was much reduced by applying the fractional factorial design without losing solution accuracy.

Key Words : Injection Molding, Cooling System Optimization, Artificial Neural Network, Back-Propagation Algorithm, Fractional Factorial Design

1. 서론

냉각단계는 사출성형 과정 중 가장 많은 시간을 차지하며 성형제품의 품질에 지대한 영향을 준다. 냉각시간은 제품의 수축이나 잔류 응력 등에 영향을 주며 제품의 생산성과도 직접적인 연관이 있다. 종합하면 냉각시간은 제품의 품질과 생산성에 영향을 주는 요소이며 냉각시간을 단축시킬 수 있는 방법 중 하나가 제품의 표면온도를 균일하게 해주는 최적의 냉각시스템을 설계하는 것이다. 장형건과 정현우의 연구[1, 2]에서는 대형 제품의 평균 온도편차를 최소화 하기 위해 줄 냉각관 간격, 배플관(Baffle tube) 간격, 줄 냉각관 깊이, 배플 깊이 등 4개의 설계요인을 적용, 면중심 합성법을 적용하여 추출된 결과를 이용, 반응표면

을 구한 뒤 최적조건을 찾아내는 방법으로 최적화 하였다. 해당연구[1, 2]에서는 25set의 조건을 해석, 최적값을 찾아내었다. Lin의 연구[3]에서는 신경망 알고리즘을 이용, 해석데이터를 학습시켜 임의의 설계값에 대한 수축 예측값을 활용하여 냉각시스템을 설계하였다.

신경망 알고리즘으로 설계조건에 따른 정확한 온도 편차값의 예측이 가능하다면, 설계 가능한 모든 조건에 대하여 결과값을 예측하고 최소의 온도편차를 갖는 설계조건을 최적 설계값으로 할 수 있을 것이다. 또한 신경망 학습 과정에서 중요도가 높고 상호작용이 큰 설계조건을 선별하여 학습을 진행함으로써 학습데이터 생성을 위해 실행하는 CAE해석 수를 최소화할 수 있다.

본 연구는 신경망 이론의 오류역전파 알고리즘(Back-Propagation Algorithm, 이하 BPN)을 이용,

1. 아주대학교 기계공학부

교신저자: 아주대학교 기계공학부

E-mail : rhex@ajou.ac.kr

기 산출된 해석데이터를 학습시켜 설계 가능한 모든 조건에 대한 제품의 온도편차를 예측하여 온도편차가 최소값을 갖는 최적 설계치를 산출하였으며 해석의 횟수를 줄이기 위하여 학습데이터 설정 시 부분 배치법(Fractional Factorial Design)을 적용하였다

2. 오류역전파 알고리즘

BPN은 주어진 입력값과 목표로 하는 출력값과의 관계를 자체적인 적응성 알고리즘으로 도출하는 과정이다. 기본 구성은 Fig. 1과 같이 입력층, 은닉층, 출력층으로 나뉘며 각 층마다 여러 노드로 나뉘어 있다. 입력층 각 노드는 은닉층 노드와의 초기 연결강도에 의해 값이 전달되고 은닉층은 입력층 각 노드에서 받은 값의 합을 Sigmoid함수로 출력층에 전달한다. 은닉층 각 노드에서 받은 값의 합은 Sigmoid함수를 거쳐 출력층 값으로 산출되고, 처음 설정했던 목표치와 비교하여 발생된 오차만큼 역으로 전파하면서 각 층의 연결강도를 수정한다. 이때 연결강도는 경사하강법(Gradient method)을 이용하여 출력값과 목표값의 오차가 최소를 갖는 방향으로 수정하며, 오차가 초기 설정한 오차한계값 이하가 될 때까지 연결강도를 수정하며 반복 학습한다. 학습이 종료된 BPN의 연결강도는 수정이 불가능 하며 연결강도의 수정을 위해서는 재 학습을 진행해야 한다[5].

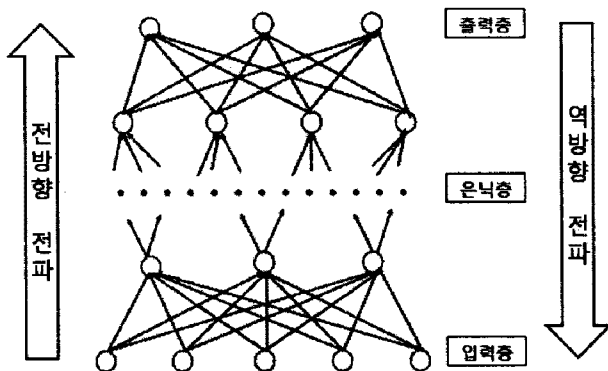


Fig. 1 Structure of Back-propagation algorithm[4]

3. 냉각회로 설계

3.1 학습데이터 선별

모델은 특정 자동차 모델의 전방 범퍼를 선정했으며 보안문제상 세부적인 표시는 생략한다. BPN을 학습시키기 위하여 줄냉각관 간격, 배플

간격, 줄냉각관 깊이, 배플 깊이에 대한 설계조건을 면중심 합성법, 무작위 채택, 부분 배치법에 의한 방법으로 선별하였다. 면중심 합성법은 각 설계변수에 대하여 3수준(최소, 중간, 최대)으로 나뉘었을 때 직교 좌표계의 끝점과 중간점을 채택하는 실험계획법의 하나로 설계변수 4개에 대하여 3수준으로 채택하면 총 31개의 실험횟수를 얻을 수 있으나 이 중 7개는 중복되는 중간점이므로 효율 데이터는 중복점 중 6개를 제외한 25개가 된다. 부분 배치법은 모든 인자간 수준의 조합으로 나타내는 완전 요인 설계(Full Factorial Design)와 달리 의미가 적은 고차의 상호작용을 제외시켜 데이터 채택 횟수를 적게 하고자 하는 방법이다. 설계변수 4개에 대하여 2수준(최소, 최대)으로 채택하면 8개의 실험횟수를 얻을 수 있다[6]. 설계변수에 대한 정의는 Fig. 2와 같다.

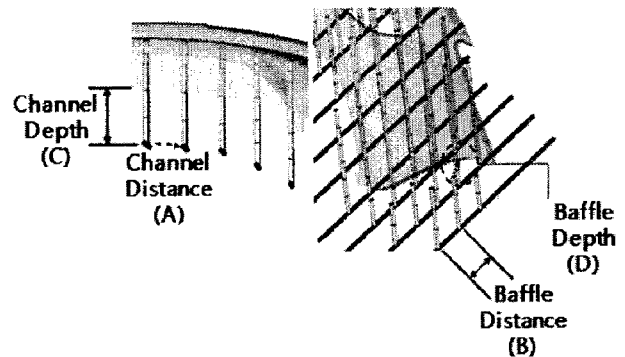


Fig. 2 Definition of cooling variables[1]

3.2 신경망 학습

입력값은 설계조건(노드 수 4개), 목표값은 Moldflow사의 MPI 6.2로 해석한 제품의 온도편차(노드 수 1개)로 설정하였으며 목표값과 출력값간 오차한계는 0.001, 학습률은 0.2, 은닉노드는 10개로 설정하였다.

학습은 모든 세트에 대하여 오차한계 이하의 출력값을 가질 때까지, 또는 반복학습수가 150,000번 이상 될 때 강제 종료하도록 프로그래밍 하였다.

3.3 최적 설계값 도출

학습 완료된 프로그램에 임의의 설계조건을 입력하여 계산된 값은 입력 설계조건에 따른 제품의 온도편차 예측값이 된다. 설계조건 변이 간격을 10mm으로 설정했을 때 설계 가능한 모든 경우의 수는 2401가지 이다. 전역검색 프로그램을 이용하여 설계가능한 모든 조건에 따른 온도편차

예측값을 계산하여 최소의 온도편차를 갖는 설계 조건을 최적 설계값으로 하였다.

4. 결 과

Table 1. 은 면중심 합성법을 이용하여 설계조건과 그에 따른 MPI 해석값 25set를 학습데이터로 이용하여 산출한 최적값이며 Table 2. 는 25set의 데이터 중 임의의 10set를 학습시켜 산출한 최적값, Table 3. 은 부분 배치법을 이용하여 8set의 학습데이터를 이용하여 산출한 최적값이다.

Table 1. Composition of training set for Central composite method (25set)

구 분	설계조건(mm)				온도편차(°C)		오차 (단위:%)
	A	B	C	D	출력값	MPI 해석값	
1st (최적)	60	60	30	30	3.756	3.285	14.3
2nd	60	70	30	30	3.764	3.887	3.2
3rd	60	80	30	30	3.769	3.807	1.0

Table 2. Composition of training set for Random composite (10set)

구 분	설계조건(mm)				온도편차(°C)		오차 (단위:%)
	A	B	C	D	출력값	MPI 해석값	
1st (최적)	60	120	30	30	4.307	3.558	21.1
2nd	60	120	40	30	4.315	3.794	13.7
3rd	70	120	30	30	4.321	3.423	26.2

Table 3. Composition of training set for Fractional Factorial Design(8set)

구 분	설계조건(mm)				온도편차(°C)		오차 (단위:%)
	A	B	C	D	출력값	MPI 해석값	
1st (최적)	60	60	30	30	3.679	3.285	12.0
2nd	60	70	30	30	3.679	3.887	5.4
3rd	60	80	30	30	3.680	3.807	3.3

Table 1. 의 경우 프로그램에 의해 계산된 예측값이 MPI 해석 결과와 비교했을 때 오차가 크지 않으며 최재혁의 연구[7]에서 산출된 최적 설계조건과 같은 값을 나타내었다. 이는 BPN에 의한 최적설계값이 신뢰성이 있음을 보여준다.

Table 2. 의 경우 최적값으로 산출된 설계값이 기준 데이터와 틀린 값을 보이며 오차 또한 20% 정도로 부정확한 값을 예측하였다. 이는 규칙성 없이 축소된 학습데이터의 양이 프로그램의 부정확성을 야기 즉, 상호작용이 큰 학습데이터가 누락되고 상대적으로 중요도가 적은 학습데이터가 포함되었기 때문에 학습률을 저하시켰다고 판단된다. 이를 통해 학습데이터의 양에 따른 설계 예측값의 정확성이 상관관계가 있음을 알 수 있다.

Table 3. 의 경우 기준 데이터와 동일한 최적설계값을 산출하였으며 오차 또한 기준데이터와 비슷한 수준이었다. 학습데이터의 수는 줄었지만 부분 배치법에 의하여 가장 상호작용이 큰 데이터 즉, 알고리즘의 학습에 영향을 많이 미치는 데이터를 선별함으로써 기준데이터와 동일한 예측값을 계산할 수 있도록 하는 것이 가능하며 이로 인하여 학습데이터를 산출하기 위해 필요한 CAE 해석시간을 대폭 줄일 수 있었다.

5. 결 론

사출금형 냉각시스템 설계에 BPN을 활용, 학습 완료된 프로그램을 이용하여 모든 설계조건에 대한 결과값을 예측함으로써 직접적인 최적 설계치를 산출하였으며, 해석시간을 줄이기 위한 데이터의 선별에 부분 배치법을 적용하였다

(1) 설계조건에 대하여 BPN으로 예측된 제품의 온도편차값은 비교적 정확한 값을 얻을 수 있었으며, 이를 이용하여 설계가능한 모든 경우의 수에 대해 온도편차값을 예측했을 때 최소의 온도편차값을 갖는 설계조건을 최적설계값으로 산출할 수 있었다.

(2) 해석시간을 줄이기 위해 BPN의 학습데이터를 선별하는 과정에서 면중심 합성법이 아닌 부분 배치법에 의한 방법으로 8set의 설계조건에 대한 해석만으로도 정확한 값을 예측할 수 있었다.

후 기

본 연구는 지식 경제부와 한국산업 기술재단의 전략기술 인력양성사업의 지원으로 진행되었으며 이에 감사드립니다.

참 고 문 헌

- [1] 장형건, “사출금형 냉각회로의 최적설계자동화에 관한 연구”, 아주대학교, 학위논문(석사), 2007
- [2] 정현우, “지정 제품온도를 위한 사출금형 냉각회로 자동최적화 연구”, 아주대학교, 학위논문(석사), 2008
- [3] J.C. Lin, “Optimum cooling system design of free-form injection mold using an abductive network”, Materials processing technology, 2001
- [4] 김대수, “신경망 이론과 응용”, 하이테크정보, 1992
- [5] Richard P.Lippman, “An introducing to computing with neural nets”, IEEE, 1987
- [6] 박준선, “새 MINITAB 실무완성”, ㈜이레테크, 2004, pp.539~614
- [7] 최재혁, “사출금형 냉각시스템 최적화를 위한 설계변수의 감소방법 연구”, 소성가공학회 2009년 춘계학술대회 발표예정, 2009