

# 인공 신경회로망을 이용한 전자비례 감압밸브의 솔레노이드 형상 최적화 Optimization of Design Parameters of a EPPR Valve Solenoid using Artificial Neural Network

윤주호<sup>1</sup> · 웬민냏<sup>1</sup> · 이현수<sup>1</sup> · 윤장원<sup>1</sup> · 김당주<sup>2</sup> · 이동원<sup>2</sup> · 안경관<sup>1\*</sup>

Ju Ho Yoon, Nguyen Minh Nhat, Hyun Su Lee, Jang Won Youn, Dang Ju Kim

Dong Won Lee and Kyoung Kwan Ahn

Received: 23 Mar. 2016, Revised: 26 Apr. 2016, Accepted: 13 May 2016

**Key Words** : EPPR Valve(전자비례 감압밸브), Proportional Solenoid(비례전자 솔레노이드), Finite-elements analysis(유한 요소 해석), Artificial Neural Network(인공 신경회로망), Control Cone(제어각)

**Abstract**: Unlike the commonly used On/Off solenoid, constant attraction force which is independent of plunger displacement is a considerably important characteristic to proportional solenoid of the EPPR Valve. Attraction force uniformity is mainly affected by the internal shape design parameters. Due to a number of shape design parameters, the optimal parameter values are very complex and time consuming to find by trial and error method. Much research has been conducted or are still in progress to find the optimal parameter values by applying various optimization techniques like Genetic Algorithm, Evolution Strategy, Simulated Annealing, or the Taguchi method. In this paper, the design parameters which have primary effects on the attraction force uniformity and the average attraction force are decided by main effects analysis of Design of Experiments. Optimal parameter values are derived using finite-element analysis and a neural network model.

## 기호 설명

$\Phi$  : magnetic flux

$R$  : magnetic reluctance

$N$  : number of turns

$\mu_o$  : space permeability

$\mu_r$  : relative permeability

$I$  : current

$l$  : average length of the magnetic path

$f$  : activation function

$w$  : network weight

$b$  : bias

$x$  : input signal

## 1. 서 론

전자비례 감압밸브(Electric Proportional Pressure Reducing Valve ; EPPR Valve)는 비례전자 솔레노이드(Proportional Solenoid)를 사용하여 기존 굴삭기의 기계식 MCV(Main Control Valve)를 전자적으로 제어할 수 있게 하며, 건설기계의 메카트로닉스화 및 고효율 친환경 기술 개발에 있어 핵심적인 부품이라고 할 수 있다.<sup>3)</sup>

일반적인 On/Off 솔레노이드의 경우에는 플런저의 행정이 끝나는 지점에서의 특성이 중요하지만, 전자비례 감압밸브에 사용되는 비례전자 솔레노이드는 플런저 행정 전체에 대해 일정한 제어 압력을 형성할 수 있는 특성이 매우 중요하다.<sup>1)</sup> 이를 위해선 솔

\* Corresponding author: kkahn@ulsan.ac.kr

1 Department of Mechanical Engineering, University of Ulsan, San 29, Muger 2dong, Nam-gu, Ulsan, 44610, Korea.

2 DAIHO HYDRAULIC co.,Ltd, 23, Wollim-ro 39beon-gil, Seongsan-gu, Changwon-si, 51568, Korea.

Copyright © 2016, KSFC

This is an Open-Access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution Non-Commercial License(<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.

레노이드 흡인력이 플런저의 변위에 상관없이 균일한 값을 가져야 하며 On/Off 솔레노이드에는 없는 제어각(Control Cone)구조가 추가적으로 설계되어야 한다.

제어각의 형상은 비례전자 솔레노이드 흡인력 특성에 결정적인 영향을 미치게 되는데, 제어각 형상을 결정짓는 설계 변수가 다양하므로 설계 변수 하나하나를 변경해가며 최적의 변수 값을 얻는 과정은 시간적인 측면에서 매우 비효율적인 방법이 된다. 이러한 문제를 해결하기 위해 비례전자 솔레노이드 형상 설계에 있어서 다양한 최적화 알고리즘 적용에 관한 연구가 진행되었다. Ryu<sup>2)</sup> 등이 진화 전략(Evolution Strategy ; ES), 유전 알고리즘(Genetic Algorithm ; GA) 및 유한 요소 해석법을 사용하여 0.8[A]의 입력 전류에 대해 제어 행정에서 45[N]의 일정한 흡인력을 발생하는 제어각 형상치를 도출 하였으며, Kim<sup>3)</sup> 등은 실험계획법과 다구찌 기법(Taguchi Method)을 활용하여 비례전자 솔레노이드 최적 형상 설계치를 도출하고 이를 직접 시제품 제작에 적용하여 적정성을 검증하였다.

본 연구에서는 전자기 유한 요소 해석 프로그램인 맥스웰(Maxwell) 2D와 실험계획법(Design of Experiments ; DOE)을 사용하여 흡인력 특성에 주효과(Main Effects)를 나타내는 설계 변수를 검출 하였다. 또한 확률론적 알고리즘(Stochastic Algorithm)의 하나로서, 생물학적 신경망 구조를 모사한 인공 신경 회로망(Artificial Neural Network ; ANN)모델을 사용하여 비례전자 솔레노이드 설계 변수 최적화예의 적용 가능성을 확인 하였다.

## 2. 비례전자 솔레노이드 자기 특성

전기와 마찬가지로 자기 또한 회로로 표현이 가능하며 이를 자기 회로(Magnetic Circuit)라 한다. 많은 부분에 있어서 전기 회로와 자기 회로는 유사성이 있으며, 전기 회로의 전류, 전압, 저항은 각각 자기 회로의 자속(Magnetic Flux)  $\Phi$ , 기자력(magnetic motive force)  $mmf$ , 자기 저항(Reluctance)  $R$ 로 대체 될 수 있다. 해당 식은 다음 (1)~(3)와 같다.

$$\Phi = A \cdot B \tag{1}$$

$$mmf = N \cdot I \tag{2}$$

$$R = \frac{l}{\mu_o \cdot \mu_r \cdot A} \tag{3}$$

위의 식에서  $A$ 와  $B$ 는 각각 자속이 통과하는 물질의 면적과 자속밀도를 나타낸다.  $N$ 은 코일 감김수,  $I$ 는 인가 전류,  $l$ 은 평균 자기선 길이를 의미 한다.  $\mu$ 는 물질의 투자율(Permeability)이며, 자장안의 물질이 자화하는 정도를 나타내는 값이다. 철, 페리자성체 등 투자율이 큰 물질은 상대적으로 자화되는 정도가 크므로 식 (3)에 의해 자기저항  $R$ 이 작은 값을 나타낸다. 반면 진공이나 공기의 투자율은 매우 작은 값으로 거의 0에 가까우며, 솔레노이드의 자기 저항은 대부분 공극(air gap)에 의해 발생한다고 볼 수 있다.

Fig. 1의 왼쪽 그림은 On/Off 솔레노이드 내부 구조를 나타낸 것이다. On/Off 솔레노이드 내부에는 제어각 구조가 없기 때문에 Fig. 1의 오른쪽 그림처럼 하나의 자기 회로로 간단하게 나타낼 수 있다.

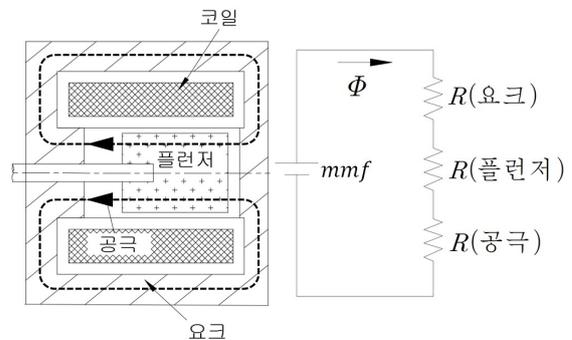


Fig. 1 Structure and magnetic circuit of the On/Off solenoid

코일에 전류가 인가되어 Fig. 1과 같은 방향으로 자기장이 형성되면 요크의 오른쪽은 S극, 왼쪽은 N극을 띠는 영구자석으로 취급될 수 있다. 자기장의 영향으로 플런저의 왼쪽은 S극이 되며 요크 왼쪽 N극과의 인력으로 인해 플런저가 왼쪽으로 이동하게 된다. 이에 따라 공극에 의한 자기저항이 점차 감소하므로 흡인력은 변위의 제곱에 비례하여 증가하게 된다.<sup>1)</sup>

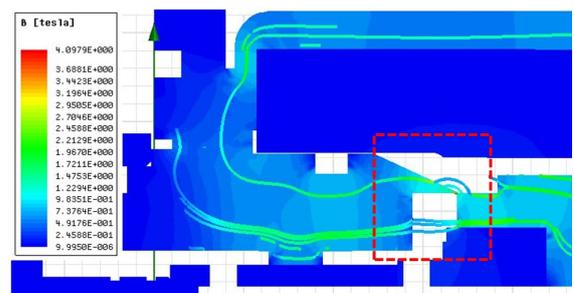


Fig. 2 Magnetic analysis results of the proportional solenoid with Maxwell 2D

이와 달리 비례전자 솔레노이드에는 내부에 제어 각 구조가 형성되어 있으며, 이를 통해 On/Off 솔레노이드와는 다른 흡인력 특성을 나타내게 된다. Fig. 2는 맥스웰 소프트웨어를 활용하여 비례전자 솔레노이드 자기 해석을 수행한 결과이다. 플런저를 통과한 자속이 공극 뿐 아니라 제어각을 통해서도 상당수 흘러가며, 이는 누설 자속(Leakage Flux)으로 취급될 수 있다.<sup>1)</sup> 플런저의 변위가 증가하면 자기저항은 줄어들지만 그만큼 제어각을 통해 누설되는 자속량이 증가한다. 전자비례 솔레노이드에서는 적절한 제어각 설계를 통해 플런저 변위에 상관없이 일정한 흡인력을 발생시킬 수 있다.

### 3. 실험계획법과 인공 신경회로망을 이용한 비례 솔레노이드 최적 설계

본 연구의 비례전자 솔레노이드 최적화 전략은 Fig. 3과 같다. 먼저 흡인력 균일도와 평균 흡인력에 영향을 줄 것으로 예상되는 설계 인자를 선별한다. 선별된 설계 인자를 2수준으로 설정하여 직교배열표를 작성한 다음 유한요소 해석 및 주효과 분석을 통해 상위 3개의 주효과 인자를 검출 해낸다. 주효과 인자 설계 범위와 수준이 결정되면 이를 토대로 해석 직교배열표를 작성한다. 유한요소 해석을 재실시하며, 이때의 입력 및 출력 결과 값은 인공 신경망회로의 트레이닝(Training) 데이터로 활용된다. 트레이닝된 인공 신경망 모델로 최적의 설계 변수 값을 예측해내고 이를 비례전자 솔레노이드 3D모델링에 적용하여 최적화 전의 흡인력 균일도 및 평균 흡인력과 비교한다.

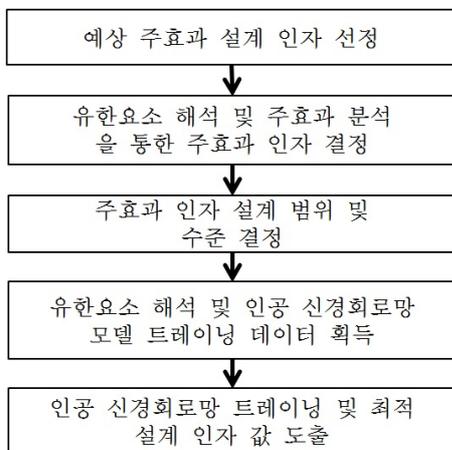


Fig. 3 Optimization strategy of proportional solenoid

### 3.1 인공 신경회로망

인공 신경회로망은 생체의 신경 신호전달방식을 수학적으로 모델링한 것이다. 여러 개의 노드(Node)가 모여 층(Layer)을 구성하고, 층이 모여 복잡한 망(Network)을 형성한다. 각각의 노드는 다른 노드와 연결되어 신호를 주고 받으며, 전달 신호의 세기는 연결 가중치(Network weight)에 의하여 결정된다. 노드의 수학적 모델은 Fig. 4와 같다.  $x$ 는 다른 노드로부터의 출력 값을 나타내며, 이 출력 값과 연결부분의 가중치  $w$ 가 곱해져 노드 내에서  $a$ 라는 값으로 합산된다.  $a$ 는 활성화함수(Activation function)  $f$ 의 변수로 작용하고, 활성화함수의 출력 값은 다시 다른 층 노드의 입력 값으로 사용된다.

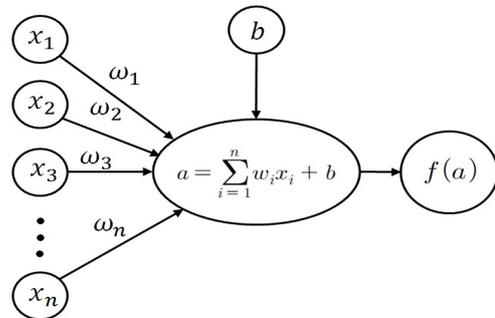


Fig. 4 Structure and mathematical modeling of the node in neural network

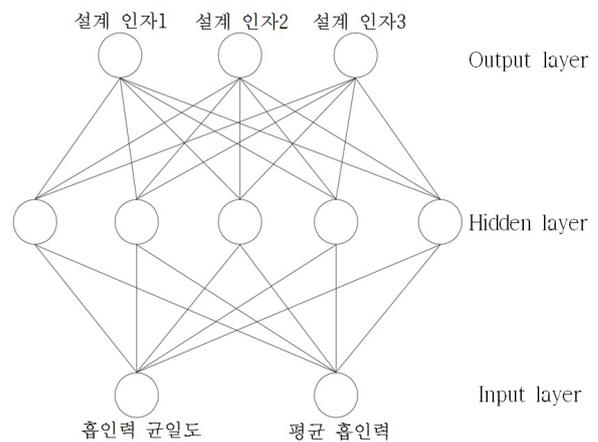


Fig. 5 Input and output factors of neural network

인공 신경망에서 트레이닝이란 비선형 입/출력 데이터 관계를 매핑(Mapping)할 수 있도록 반복 훈련을 통해 연결 가중치 값을 조정해 나가는 과정이라고 할 수 있다. 인공 신경망의 가장 큰 장점은 비선형 시스템 학습을 통해 학습되지 않은 입력 값에 대해서도 정확하게 출력 값을 예측 해내는 일반화능력

(Generalization ability)이며<sup>8)</sup>, 이 덕분에 최적화 설계 분야에 응용이 가능하다.

인공 신경망의 트레이닝 방법에는 여러 가지가 있지만 본 연구에서는 일반적으로 널리 쓰이는 오류역전파(Backpropagation) 알고리즘을 사용 하였으며 이에 대한 이론 설명은 생략하기로 한다. 유한요소 해석을 통해 설계 인자 값 변화에 따른 흡인력 균일도 및 평균 흡인력 데이터를 획득하였고, 이를 트레이닝 데이터로 활용하여 인공 신경망을 학습 시켰다. 학습 시 유한요소 해석과는 반대로 흡인력 균일도와 평균 흡인력을 입력 데이터로, 주효과 설계 인자를 출력 데이터로 입력 하였다.

### 3.2 해석 조건 및 최적화 목표 설정

인자 선정에 앞서 최적화 대상인 비례전자 솔레노이드 2D 모델을 사용하여 전자기 해석을 수행하였으며 결과는 Fig. 6과 같다. 100~800[mA] 까지 100[mA] 단위로 코일 인가 전류를 증가시켜 가며 변위에 따른 흡인력을 측정하였다. 인가 전류 값이 낮을 때는 평균 흡인력이 작고 균일도[N] 또한 상대적으로 작은 편이었다. 인가 전류 값이 점차 증가함에 따라 균일도가 비례하여 증가함을 알 수 있으며 800[mA]일 때 최대 값인 10.57[N]을 나타내었다. 여기서 균일도란 하나의 인가 전류 값에 대한 플런저 변위에 따른 흡인력의 최대 값, 최소 값 차이다. 그러므로 균일도가 작을수록 균일한 흡인력을 발생시킴을 뜻한다.

설계 인자 최적화는 코일 인가 전류 800[mA], 코일 감김수 1300[tums]의 조건에서 수행하였으며, 최적화 목표는 평균 흡인력 30[N] 이상, 흡인력 균일도 5[N] 이하로 설정하였다.

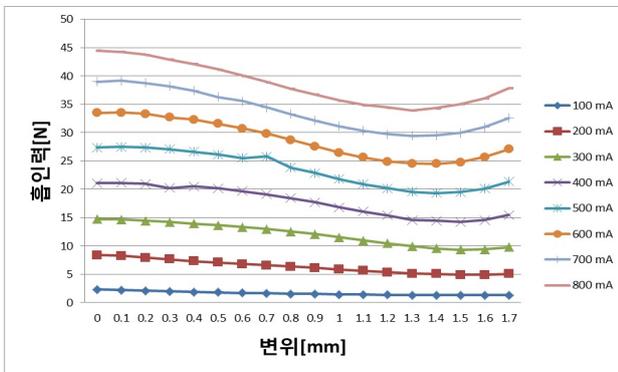


Fig. 6 Magnetic analysis results of the proportional solenoid(before optimization)

### 3.3 요인 민감도 분석 및 주효과 인자 선정

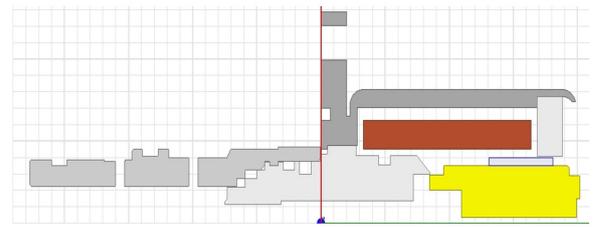


Fig. 7 2D Modeling section view of the proportional solenoid

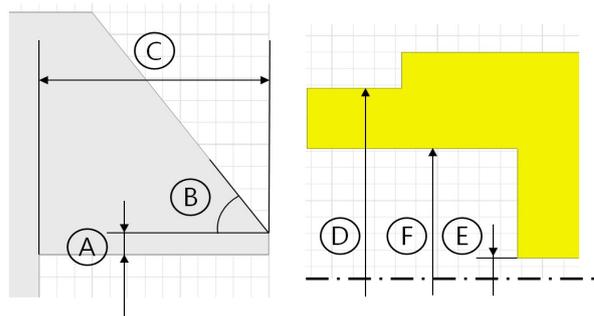


Fig. 8 Optimization parameters of the proportional solenoid

Table 1 Optimization parameters

설계인자	인자명	초기값
A	Tip width [mm]	0.2
B	Cone angle [ ° ]	45
C	Cone length [mm]	2.6
D	Plunger dia. [mm]	8.14
E	Plunger hole dia. [mm]	1.5
F	Plunger bore [mm]	11.8

Fig. 7은 해석하고자 하는 전자비례 감압밸브 단면도를 나타낸다. 해석 시간 단축을 위해 2D 모델을 사용하였고, 핀, 스프링 등 자기 특성에 미치는 영향이 작은 부품들은 삭제하였다.

초기 최적화 설계 인자 선정에는 플랜지부의 제어 각 형상 뿐만 아니라 플런저의 흡인력 영향도를 알아보기 위해 플런저 내/외경 및 홀 직경 치수 또한 포함시켰다. Fig. 8과 Table 1에서 비례전자 솔레노이드 내부 설계 인자 및 초기 값을 나타낸다.

요인 민감도 분석에는 통계 품질 분석 프로그램인 미니탭(Minitab)17을 사용하였다. 흡인력 균일도와 평균 흡인력에 대해 2수준 6요인 1/2부분 배치법을 이용하여 직교배열표(Orthogonal array)를 만들었으며,

총 32번의 자기장 해석을 수행하였다. 2수준은 비례 전자 솔레노이드가 기능상 문제 없이 작동할 수 있는 범위 내 각 인자의 최대 값, 최소 값으로 정하였다.

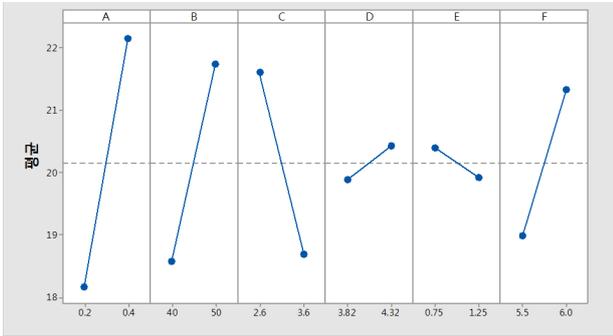


Fig. 9 Main effect analysis(attraction force uniformity)

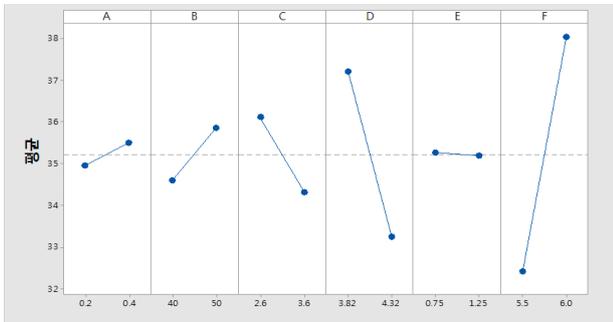


Fig. 10 Main effect analysis(average attraction force)

Fig. 9는 흡인력 균일도에 대한 요인 민감도 분석 결과이고, Fig. 10은 평균 흡인력에 대한 요인 민감도 분석 결과이다. 흡인력 균일도에는 Tip width, Cone angle, Cone length가 주효과 인자로 나타났으며, 평균 흡인력에는 Plunger bore, Plunger dia.가 주효과 인자로 작용함을 알 수 있었다. 본 연구에서는 흡인력 균일도 주효과 세 인자에 대하여 최적화를 수행하였다.

### 3.4 최적화 구간 선정 및 해석 직교배열표 작성

인공 신경회로망을 사용한 최적화는 각 요인 별 수준수가 늘어나고 수준 간 설계 값 차가 세분화 될 수록 정확한 결과를 얻을 수 있다. 하지만 수준수에 따라 해석 시간이 기하급수적으로 증가하게 되므로 사실상 모든 구간에 대해 해석을 하기란 불가능하며, 경험을 통한 인자 별 최적화 구간을 선정해야만 한다. 따라서 본 연구에서는 다른 요인은 초기 값으로 고정시킨 상태에서 해당 요인의 설계 값 증가 및 감소에 따른 해석을 통해 각 요인 별 최적화 구간을 도출하였다. Fig. 11, Fig. 12 및 Fig. 13은 각 주효과 인

자에 대해 최적화 구간을 찾기 위한 흡인력 균일도 해석 결과 그래프이다. Tip width는 0~0.2[mm]에서, Cone angle은 21~29[°]에서, Cone length는 2.6~3.8[mm]에서 각각 최적의 흡인력 균일도를 나타냄을 알 수 있다.

다음으로 각 인자 별 도출된 최적화 구간을 바탕으로 해석 직교배열표를 작성하였다. 해석 직교배열표는 인공 신경회로망 모델을 트레이닝 시키기 위한 데이터 획득 과정으로, 5수준 3요인 완전배치법을 사용하여 총 125번의 유한요소 해석을 수행하였다. Table 2에서 각 인자 수준 별 설계 값을 나타내었다.

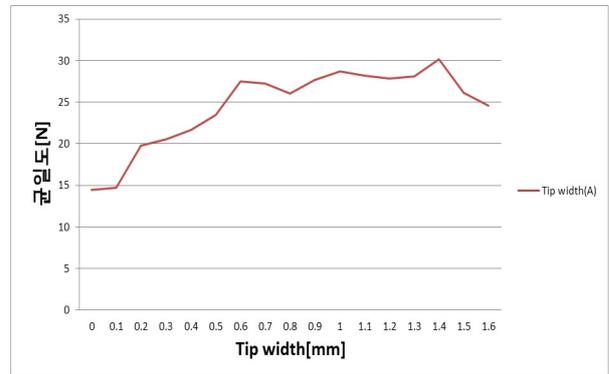


Fig. 11 Optimization range analysis(Tip width)

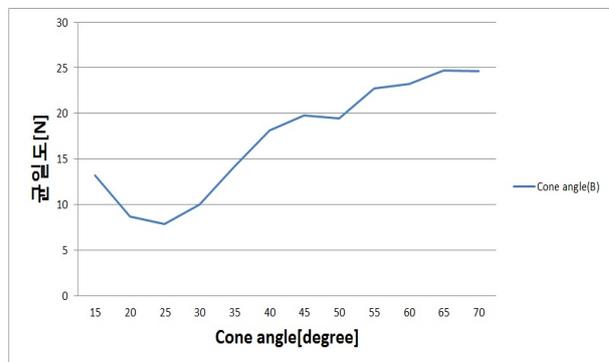


Fig. 12 Optimization range analysis(Cone angle)

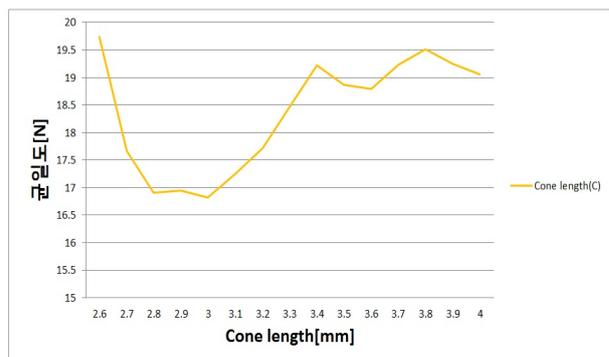


Fig. 13 Optimization range analysis(Cone length)

Table 2 Level of design factors

Factor \ Level	1	2	3	4	5
Tip width[mm]	0	0.05	0.10	0.15	0.20
Cone angle[ ° ]	21	23	25	27	29
Cone length[mm]	2.6	2.9	3.2	3.5	3.8

3.5 최적 설계 인자 값 도출 및 시뮬레이션

Table 3 Training conditions of neural network

Conditions	Values
Number of hidden layer	1
Number of hidden unit	30
Activation function	Sigmoid
Learning rate	0.01

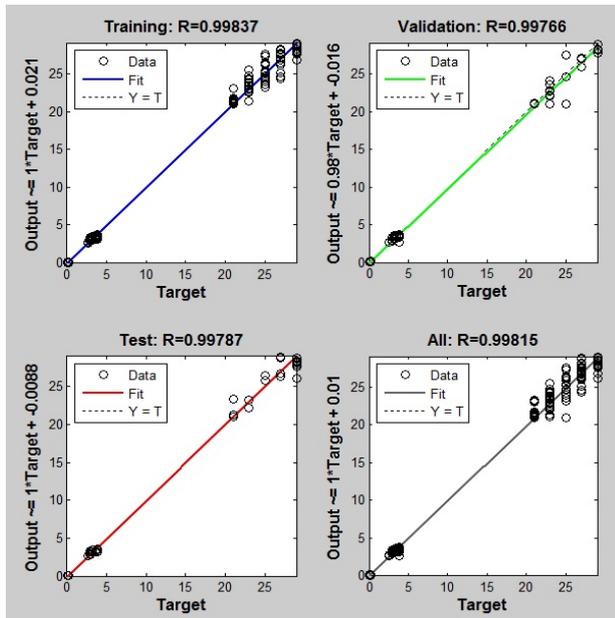


Fig. 14 Regression analysis of neural network

앞서 얻어진 125개의 트레이닝 데이터를 인공 신경회로망을 학습에 사용 하였으며, 그 중 15[%]인 19개는 학습 중 유효성(Validation)검증 데이터로, 나머지 15[%]데이터는 학습 후 테스트용으로 사용하였다. 기타 인공 신경망 학습 조건에 관한 내용은 Table 3과 같다.

Fig. 14는 학습된 인공 신경회로망 모델의 정확도를 테스트 데이터와 회귀 분석한 그래프이다.<sup>9)</sup> Fig. 14에서 알 수 있듯이 기울기가 1로 수렴하고 있으므로 모델의 오차가 거의 없으며 학습이 대체적으로 잘 이루어졌다고 볼 수 있다.

학습된 인공 신경회로망 모델의 Input layer 2개의 노드에 각각 설계 목표치인 흡인력 균일도 5[N]이하, 평균 흡인력 30[N]이상의 값을 입력 하였다. 최종적으로 최적 설계 인자 값을 Output layer 3개의 노드 출력 값으로 획득 하였으며 결과는 Table 4와 같다.

Table 4 Comparison of parameter values

	최적화 전	최적화 후
Tip width[mm]	0.2	0.06
Cone angle[ ° ]	45	28.7
Cone length[mm]	2.6	3.6

최적화된 세 가지 주효과 인자의 값은 인공 신경 회로망 트레이닝 데이터에 포함되어 있지 않았지만 비선형 입출력 데이터 매핑을 통해 학습되지 않은 값을 도출 해내었다.

Fig. 15는 최적화된 인자 값으로 해당 전자비례 감압밸브 모델링을 수정한 후 다시 인가 전류별 유한 요소 해석을 수행한 결과이다. 800[mA] 전류를 인가 했을 때의 흡인력 균일도와 평균 흡인력은 각각 3.2[N], 32.6[N]으로 설계 목표치를 만족 하였으며, 최적화 전의 균일도인 10.57[N]과 비교하여 약70[%] 향상이 이루어졌다. 나머지 인가 전류 값에 대해서도 모두 균일도가 향상 되었다.

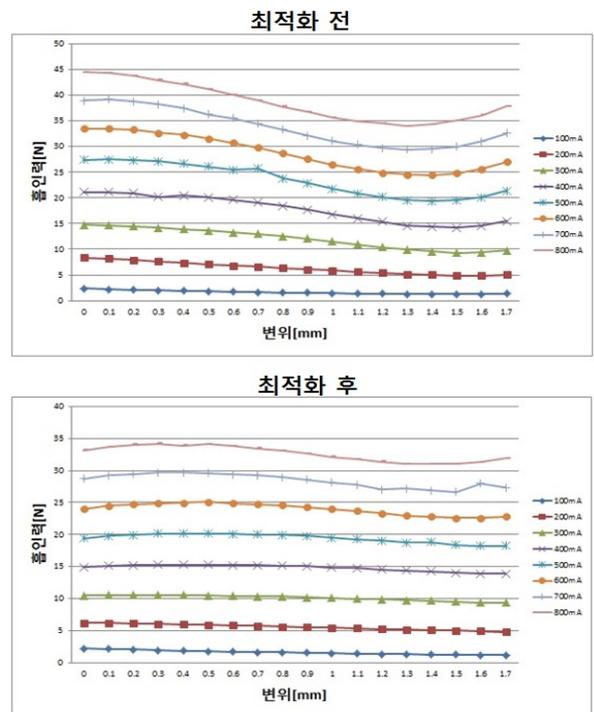


Fig. 15 Magnetic analysis results comparison (Before & after optimization)

트레이닝 데이터 중에는 균일도가 2[N]이하의 값을 나타내는 조합도 있었지만 그 때의 평균 흡인력은 28[N]정도 수준으로 설계 설정 목표에는 부합하지 않았다. 이를 통해 학습된 인공 신경회로망 모델은 다목적 입력 변수를 동시에 만족시키는 최적의 설계 인자 값을 제공하며, 입력 값을 적절히 조정하면 다양한 설계 목적에 맞는 최적화 데이터를 얻을 수 있을 것으로 예상된다.

이상의 결과를 통해 인공 신경회로망 모델이 다설계변수 다목적함수를 갖는 전자비례 감압밸브 형상 최적화에 적용 가능한 방법임을 확인 하였다.<sup>9)</sup> 이전에 적용 연구 되었던 유전 알고리즘이나 다구찌 기법 또한 설계 최적화에 효과적인 방법임이 실증적으로 증명 되었지만 목적함수를 구하기 위해 소요되는 시간이 많고, 설계자가 사전에 정한 변수 수준 내에서 최적 설계 변수 조합만을 고려하므로 보다 나은 설계 변수 값을 얻는 것이 힘들다는 문제점이 있다.<sup>6)</sup> 인공 신경회로망 또한 고려 하고자 하는 변수와 수준수가 늘어날수록 해석시간이 길어진다는 단점이 있다. 하지만 설계자가 고려하지 못한 변수 값에 대해서도 최적의 설계 변수 조합 값을 예측 해내고 가능한 모든 경우를 확인하여 옳은 답을 찾아 낸다는 점에 있어서 다른 어떤 알고리즘 보다 최적 설계 문제에 보다 더 유연한 솔루션을 제공해 줄 수 있을 것으로 사료된다.

#### 4. 결 론

인공 신경회로망 모델을 전자비례 감압밸브 설계 최적화에 적용하여 다음과 같은 결론을 얻을 수 있었다.

- 1) 주효과 인자 선정을 위한 요인 민감도 분석을 수행 하였으며 전자비례 감압밸브의 흡인력 균일도에는 Tip width, Cone angle, Cone length가, 평균 흡인력에는 Plunger bore, Plunger dia.가 주효하게 영향을 미침을 알 수 있었다.
- 2) 학습된 인공 신경회로망 모델을 사용하여 설계 목적에 최적화된 미학습 변수 값을 도출 해내었다. 이를 시뮬레이션에 적용 하였고, 최적화 전보다 흡인력 균일도가 향상되었음을 알 수 있었다.
- 3) 다인자 최적화 문제에 인공 신경회로망을 적용하여 좋은 결과를 얻을 수 있었다. 하지만 인자별 최적화 구간 선정 시 인자 간 교호작용을 고려하지 않고 해당 인자 값만을 변화시켜 가며 해석을 수행하는 경험적인 방법에 의존하였다. 교호작용이란 한 요

인의 효과가 다른 요인의 수준에 의존하는 경우를 말하며 Fig. 16은 5수준 3요인 완전배치법에 의한 유한요소해석 결과를 이용해 교호 작용도를 작성한 것이다. 인자 간 교호 작용이 작으면 그래프가 평행에 가깝게 나타나지만, 교호 작용이 있다면 그래프 기울기가 그 크기에 비례하여 나타난다. Fig. 16의 결과로 미루어 볼 때 비례전자 솔레노이드 설계 인자 간 상당한 교호 작용이 존재함을 알 수 있다.

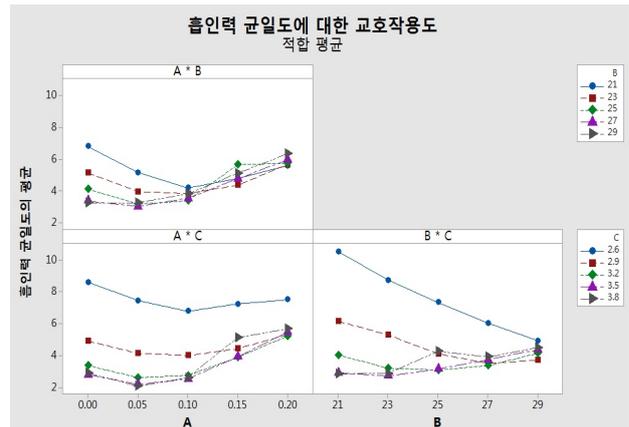


Fig. 16 Reciprocal action analysis results

앞서 언급하였듯이 인공 신경회로망 모델의 단점은 고려하는 인자 해석 구간이 늘어날수록 해석 시간이 기하급수적으로 길어진다는 점이다. 인자 간 교호작용을 고려하여 최적 및 최단의 인자 최적화 구간을 선정할 수 있다면 더욱 신속하게 정확한 결과를 얻을 수 있을 것이라 예상되며, 이를 위한 추가적인 연구가 필요할 것으로 사료된다.

#### 후 기

이 논문은 2015년 교육부와 한국연구재단의 지역 혁신창의인력양성사업의 지원을 받아 수행된 연구임 (NRF-2015H1C1A1035547)

#### References

- 1) S. N. Yoon, J. S. Ryu and B. K. Ahn "Understanding of the Proportional Solenoid Characteristics", J. of the Korean Society of Mechanical Engineers, Vol.9, No.3, pp. 76-85, 2005.
- 2) J. S. Ryu, S. N. Yoon, Y. B. Ham, G. D. Kim and H. C. Lee, "The Shape Optimization of Proportional Solenoid using Evolution Strategy", Conference

- Paper of the Korean Society For Power System Engineering, pp. 163-166, 2004.12.
- 3) S. J. Kim, "A Study for the optimum electromagnetic force of the EPPR Valve design and experiment using the taguchi method", Graduate school of Korea Polytechnic University, Master's degree thesis, 2012.
  - 4) M. G. Cho and H. J. Yang, "A Study for Characteristics Analysis of the Magnetic Force of EPPR Valve for the Forklift Truck", Conference Paper of the Korean Society of Precision Engineering, pp. 1109-1000, 2010.5.
  - 5) S. J. Kim and H. J. Yang, "A Study for Magnetic Force Characteristics consequential EPPR Valve of Plunger Variation", Conference Paper of the Korean Society of Precision Engineering, pp. 841-842, 2011.10.
  - 6) D. H. Kim, D. J. Kim, H. K. Kim, B. M. Kim and J. C. Choi, "Process Design of a Hot Forged Product Using the Artificial Neural Network and the Statistical Design of Experiments", J. of the Korean Society for Precision Engineering, Vol.15, No.9, pp. 15-24, 1998.
  - 7) D. W. Lee and S. S. Cho, "Optimization of Vertical Roller Mill by Using Artificial Neural Networks", J. of the Korean Society of Mechanical Engineers, Vol.34, No.7, pp. 813-820, 2010.
  - 8) B. R. Lee, "Fuzzy and Neural Network Control", Ulsan University Presses, 2012.
  - 9) Y. G. Kim, C. K. Park, H. S. Hwang and T. W. Park, "Optimization of Design Variables of Suspension for Train using Neural Network Model", J. of the Korean Society for Noise and Vibration Engineering, Vol.12, No.7, pp. 542-549, 2002.