

인공신경망을 이용한 MR댐퍼의 동특성 모델링

백운경¹⁾ · 이종석²⁾ · 손정현¹⁾

부경대학교 기계공학부¹⁾ · 부경대학교 기계공학부대학원²⁾

Dynamic Characteristics Modeling for A MR Damper using Artifical Neural Network

Woon-Kyung Baek¹⁾ · Jong-Seok Lee²⁾ · Jeong-Hyun Sohn¹⁾

¹⁾School of Mechanical Engineering, Pukyong National University, Busan 608-739, Korea

²⁾Graduate school of Mechanical Engineering, Pukyong National University, Busan 608-739, Korea

(Received 26 February 2004 / Accepted 19 April 2004)

Abstract : MR dampers show highly nonlinear and histeretic dynamic behavior. Therefore, for a vehicle dynamic simulation with MR dampers, this dynamic characteristics should be accurately reflected in the damper model. In this paper, an artificial neural network technique was developed for modeling MR dampers. This MR damper model was successfully verified through a random input forcing test. This MR damper model can be used for semi-active suspension vehicle dynamics and control simulations with practical accuracy.

Key words : MR damper(MR 댐퍼), Artifical neural network(인공신경망), Nonlinear dynamic characteristics(비선형동특성), Output error model(출력 오차 모델), Semi-active suspension system(반능동 현가시스템)

1. 서 론

최근 선진국에서는 MR댐퍼(magneto-rheological damper)를 사용한 새로운 반능동 현가시스템 차량이 개발되었다. MR댐퍼의 최대 장점은 저전력의 소모와 빠른 응답성이다. 국내에서도 현재 이러한 MR댐퍼의 개발과 적용을 위한 연구가 활발히 진행되고 있다.¹⁾ MR유체는 자기장의 세기에 따라 유체의 겉보기 점도가 변화하는 빙햄유체의 특성을 가진다. MR댐퍼는 MR유체를 이용한 반능동형 댐퍼로서 자기장의 세기에 따라 감쇠력을 연속적으로 변화시킬 수 있다.

MR댐퍼는 감쇠력과 속도관계에서 복잡한 히스테리시스와 비선형성을 가진다. 자동차 현가시스템

의 설계를 위한 차량동역학 해석 과정에서 이러한 MR댐퍼의 정확한 동특성 모델이 있어야만 보다 정확한 차량의 거동해석이 가능해진다. 이를 위해 본 연구에서는 인공신경망을 이용한 MR댐퍼의 동특성 모델을 개발하였다.

인공신경망을 차량시스템의 동역학 모델링에 적용한 예는 다음과 같다.

Fash²⁾는 현가장치 부품의 내구성 하중예측을 위한 다물체 동역학 시뮬레이션에서 속-업소버(shock absorber)의 복잡한 거동을 표현하기 위해서 인공신경망을 적용하여 모델링하였다. Kim³⁾은 인공신경망을 이용하여 폐회로 현가시스템을 모델링하였다. Barber⁴⁾는 자동차 현가장치의 구성요소인 고무부싱과 속-업소버에 대해 변위의존성과 주파수 의존성을 나타내는 비선형 동특성을 인공신경망을 사용하

*To whom correspondence should be addressed.
baekwk@mail.pknu.ac.kr

여 모델링하였다. Sohn⁵⁾은 인공신경망 부싱모델을 구현하였다.

인공신경망을 MR댐퍼에 적용한 예로서 Chang⁶⁾은 현상학적인 MR댐퍼의 모델을 기초로 다층신경망을 구성하였고, 다층신경망을 최적화하기 위해 OBS(optimal brain surgeon)전략을 적용하여 MR댐퍼의 최적 인공신경망을 구성하였다. Zhang⁷⁾은 건물의 제어에 사용되는 MR댐퍼를 포워드 모델과 인버스 모델에 대해 최적신경망을 구성하여, 제어 시스템의 응용 예를 보였다. Xia⁸⁾는 MR댐퍼의 인버스 모델을 시스템 동정(system identification)이론의 ARX모델을 기초로 한 인공신경망을 구성하였다.

본 연구에서는 MR댐퍼의 비선형 동특성을 모델링하기 위해서 가진시험을 통해 얻어진 데이터를 사용하였다. 인공신경망의 구조는 시스템 동정이론의 출력오차(output error) 모델⁹⁾을 이용하였다.

2. MR댐퍼의 구조와 비선형 특성

2.1 MR댐퍼의 구조

본 연구에서 사용한 MR댐퍼는 Fig. 1과 같이 기존의 수동식 모노튜브형(mono-tube type) 댐퍼와 외형이 동일하며, 자기장을 발생시키기 위해서 피스톤 밸브(piston valve)의 코어(core)에 코일(coil)이 감겨져 있다. MR댐퍼가 운동을 하게 되면 Fig. 2와 같이 코어와 플럭스 링(flux ring)사이의 환형유로(annular orifice)를 통하여 MR유체가 이동하게 된다. MR댐퍼의 행정거리(stroke)는 104mm이며, MR유체는 Lord사의 MRF-132AD를 사용하였다.

MR댐퍼의 내부에는 Fig. 2와 같이 MR유체가 채워져 있으며 피스톤의 행정(stroke)에 따른 로드(rod)의 체적보상을 위하여 20~28 bar의 질소가 충전된 가스실이 있다. 가스실과 MR유체 저장실과의 사이에는 프리 피스톤(free piston)으로 분리되어 있다. 또한, MR유체의 누설을 방지하고 피스톤 밸브의 동심도를 유지하기 위한 로드 가이드(rod guide)가 있으며, 전선은 중공 로드를 통하여 피스톤 밸브의 코일과 연결되어 있다.

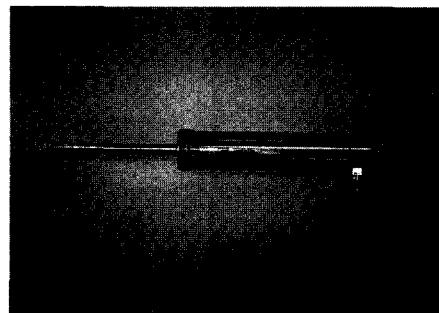


Fig. 1 Prototype MR damper : mono-tube type

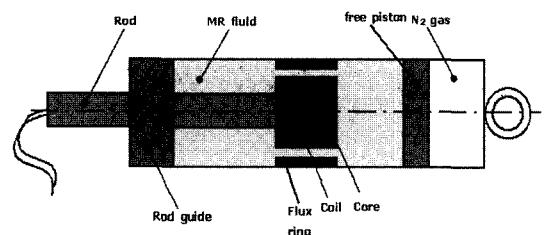


Fig. 2 Structure of MR damper

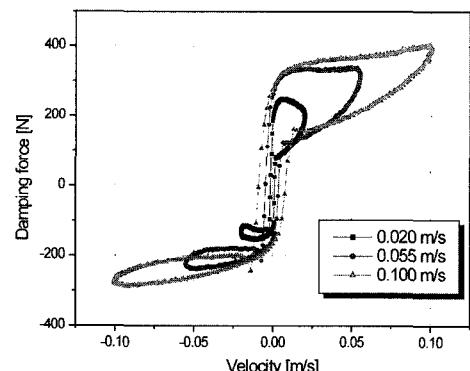


Fig. 3 Typical force-velocity curve without current input

2.2 MR댐퍼의 비선형 특성

MR댐퍼의 비선형 특성인 히스테리시스와 전류의 증가에 따른 비선형 특성을 Fig. 3과 Fig. 4에 나타내었다. 시험조건은 정현파로 ± 30 mm를 가진하였다. Fig. 3은 0 A일 때 감쇠력이다. 속도의 증가에 따른 비선형성과 히스테리시스 특성을 확인할 수 있다. Fig. 4는 동일한 속도에서 전류의 변화에 따른 감쇠력으로 전류가 증가할수록 히스테리시스의 면적이 증가하는 것과 감쇠력이 점프(jump)¹⁰⁾하는 것을 확인할 수 있다.

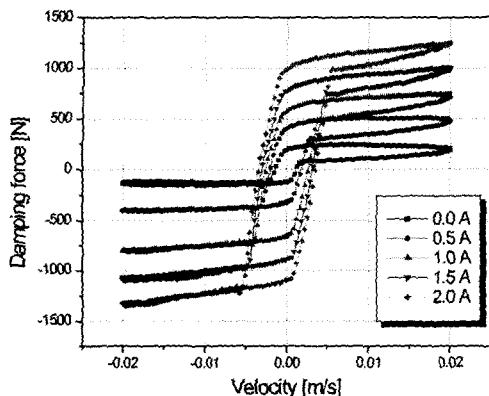


Fig. 4 Typical Force-velocity curve with current input

3. MR댐퍼의 신경망 모델링

3.1 MR댐퍼의 신경망 모델 구조

MR댐퍼의 동역학 모델링을 위한 신경망을 구성하기 위해서는 먼저 MR댐퍼의 입력과 출력을 정의하여야 한다. 식 (1)과 같이 MR댐퍼의 입력은 변위, 속도, 가속도, 전류, 그리고 과거에 예측된 감쇠력으로 구성된 벡터이며 각 입력항은 현재입력과 과거 입력이 동시에 사용된다. 출력변수는 감쇠력이다.

$$\phi(t) = \begin{bmatrix} d(t-n_b) & \dots & d(t-n_b-n_k+1) \\ v(t-n_b) & \dots & v(t-n_b-n_k+1) \\ a(t-n_b) & \dots & a(t-n_b-n_k+1) \\ c(t-n_b) & \dots & c(t-n_b-n_k+1) \\ \hat{c}(t-1|\theta) & \dots & \hat{c}(t-n_a|\theta) \end{bmatrix}^T \quad (1)$$

여기서, ϕ 는 입력벡터, d 는 변위, v 는 속도, a 는 가속도, \hat{c} 는 예측 감쇠력이며, n_a 는 과거 예측 감쇠력의 수, n_b 는 과거 입력의 수, n_k 는 입력지연 수이다.

신경망의 입력과 출력에 대한 다층 인공신경망의 기본구조를 Fig. 5에 나타내었다. 은닉층의 수는 1층이며, 뉴런의 활성화 함수(activation function)는 식 (2)와 같이 표현되는 하이퍼볼릭 탄젠트 시그모이드 함수(hyperbolic tangent sigmoid function)를 사용하였다. 출력층의 활성화 함수는 선형함수(linear function)를 사용하였다.

$$y(x) = 1 - \frac{2}{1 + e^{-\frac{x}{k}}} \quad (2)$$

3.2 신경망의 학습방법

본 연구에서는 신경망을 구성하고 학습 및 검증

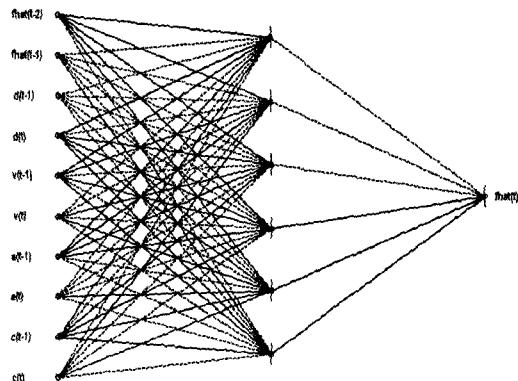


Fig. 5 Basic structure of neural network

을 하기 위해서 NNSYSID Toolbox⁹⁾를 활용하였다. NNSYSID는 시스템 동정이론에 기초한 인공신경망에 대한 도구상자이며, MATLAB¹¹⁾으로 프로그래밍되었다. NNSYSID는 MATLAB의 도구상자인 Neural Network Toolbox와 System Identification Toolbox와는 완전히 독립적인 프로그램이다.

NNSYSID에서 제공하는 학습방법은 오류역전파 알고리즘과 Levenberg-Marquardt 방법⁸⁾이 있으며, 본 논문에서 구성된 신경망의 학습과 검증에서는 평균제곱오차를 최소화에 대한 빠른 수렴성과 강인함을 가지는 Levenberg-Marquardt 방법을 사용하였다.

4. MR댐퍼의 학습 및 검증데이터의 측정

4.1 댐퍼시험기

MR댐퍼의 학습데이터와 검증데이터를 얻기 위해서 Fig. 6과 Fig. 7에 나타낸 유압가진기와 유압가진기의 제어기 및 데이터 처리 컴퓨터를 사용하였다. Fig. 8는 랜덤신호 생성과 데이터 획득을 위해 사용한 호스트 컴퓨터와 확장박스이다. 확장박스내부에는 DS1003보드와 DS2201보드가 내장되어 있다. 랜덤입력을 가하기 위해서 유압가진기는 외부 가진모드 상태로 두고, 외부가진신호를 SIMULINK에서 생성한 랜덤신호가 입력되도록 하였다. 랜덤신호를 발생시키는 SIMULINK 블록들은 Realtime Workshop을 통해서 DS1003보드로 다운로드되어 동작하게 되고, DS2201보드를 통해 유압가진기와 연결되어 랜덤신호로 유압가진기가 동작하게 된다.

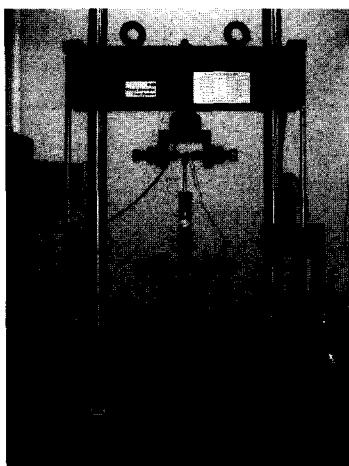


Fig. 6 Hydraulic exciter

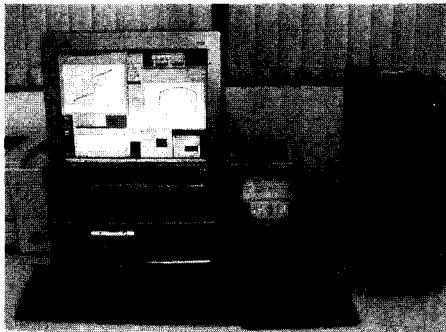


Fig. 7 Controller of hydraulic exciter with data processing computer

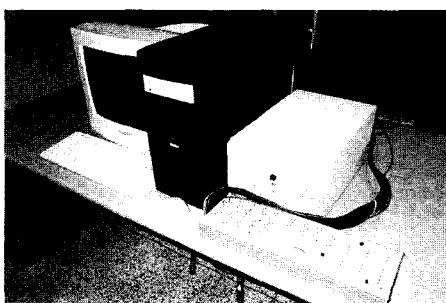


Fig. 8 Expansion box with host computer

4.2 MR댐퍼의 전류제어기

Fig. 9는 MR댐퍼 내부의 코일에 전류를 공급하기 위한 전류제어장치이다. Fig. 10은 전류제어기의 특성인 입력 전압에 대한 정상상태의 전류를 나타내었다.

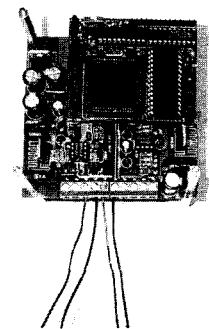


Fig. 9 Current controller for the MR damper

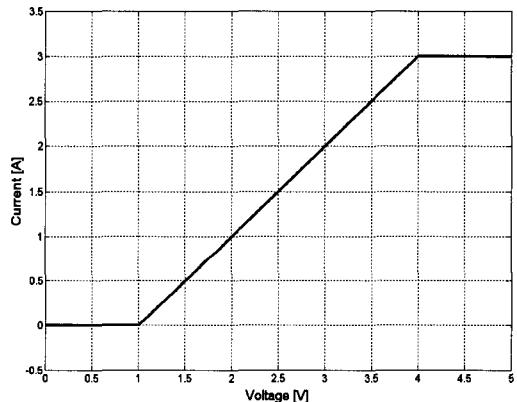
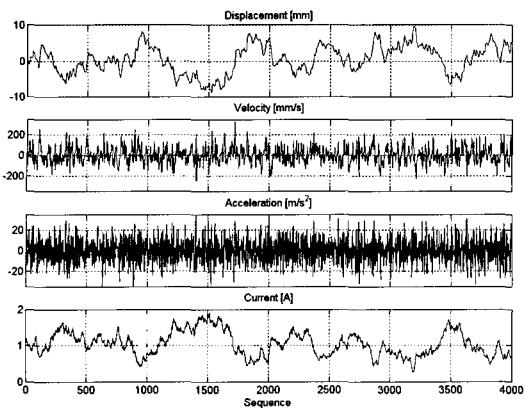


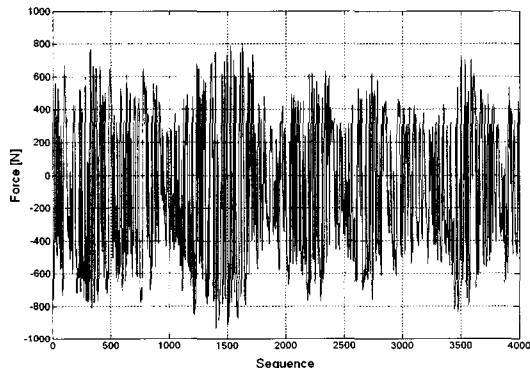
Fig. 10 Voltage vs. current characteristics

4.3 시험조건과 측정방법

MR댐퍼의 랜덤가진시험은 유압가진기의 변위와 전류가 랜덤신호로 가해지도록 하였다. MR댐퍼의 랜덤가진시험에서 얻어지는 신호를 Fig. 8의 호스트 컴퓨터에서 Control Desk를 사용하여 저장하였다. 측정되는 신호는 유압가진기가 실제로 움직이는 변위를 유압가진기의 LVDT에서 전압을 측정하였으며, 감쇠력은 유압가진기의 로드셀에서 전압을 측정하였다. 유압가진기의 램(ram)에 가속도 센서를 부착하여 가속도를 측정하였다. MR댐퍼에 흐르는 전류는 홀(hall)센서를 통해서 측정하였다. MR댐퍼에 가해지는 속도는 실제 변위신호를 미분하여 측정하였다. Fig. 11 및 12는 4.1절에 설명한 바와 같은 방법을 통해 신경망의 학습과 검증을 위해 측정된 입력데이터(변위, 속도, 가속도, 및 전류)와 출력데이터(MR댐퍼의 감쇠력)이다.



(a) Time history of input data(displacement, velocity, acceleration, current)



(b) Time history of output data(damping force)

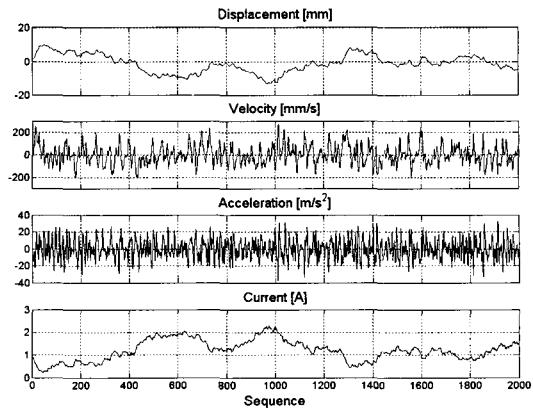
Fig. 11 Data set for neural network training

5. 인공신경망의 학습과 검증

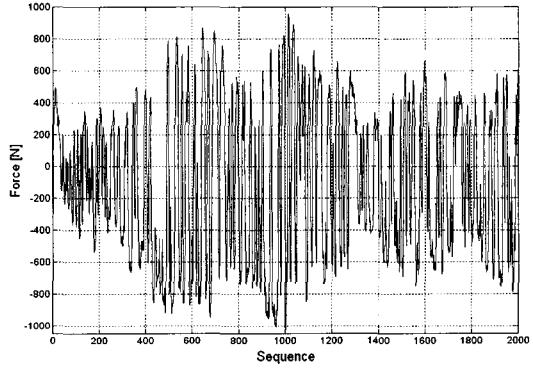
Fig. 5에 나타낸 신경망의 기본구조에서 MR댐퍼의 모델링에 적합한 입력변수의 선택, 은닉층의 뉴런수, 그리고, 과거 입력의 수를 결정하기 위해서 평균제곱오차의 수렴성과 감쇠력 오차의 rms값을 비교하였다.

5.1 입력벡터에 따른 영향

식 (1)에 나타낸 입력벡터에서 변위, 전류, 과거출력의 경우를 A, 속도, 전류, 과거의 출력력의 경우를 B, 변위, 속도, 전류, 과거의 출력력의 경우 C, 변위, 속도, 가속도, 전류, 과거의 출력력의 경우를 D로 정하여 각 조건에 따라 학습한 결과를 Table 1과 같이 감쇠력 오차의 rms값을 비교하였다. 그리고, 감쇠력의 평균제곱오차(root mean square)수렴성을 Fig. 13에 나타



(a) Time history of input data(displacement, velocity, acceleration, current)



(b) Time history of output data(damping force)

Fig. 12 Data set for neural network model verification

내었다. 각 입력변수에 따른 학습을 위해서 사용된 은닉층의 뉴런은 6개이다. Table 1에서 입력변수에 따른 감쇠력 오차의 rms값은 D의 경우가 가장 낮으며, 학습오차 보다 검증오차가 큰 것을 확인할 수 있다. 변위보다는 속도로 학습시킬 경우가 검증 오차가 작다. Fig. 13에서는 수렴오차의 한계가 D의 경우가 가장 낮은 것을 확인할 수 있다. 반면에, 계산시간은 입력의 수가 많을 수록 학습시간이 오래 걸린다. Table 1과 Fig. 13을 통해서 D의 경우로 신경망을 학습시키는 것이 본 연구에서는 타당한 것으로 판단되었다.

5.2 뉴런수에 의한 영향

은닉층의 뉴런 수를 결정하기 위해서 Table 2와 같이 뉴런수에 따른 감쇠력오차의 rms값을 비교하

Table 1 RMS error of force with each input vector

Case	RMS error (N)	
	Training	Validation
A	75.64	101.94
B	69.50	79.64
C	61.45	74.97
D	45.88	53.72

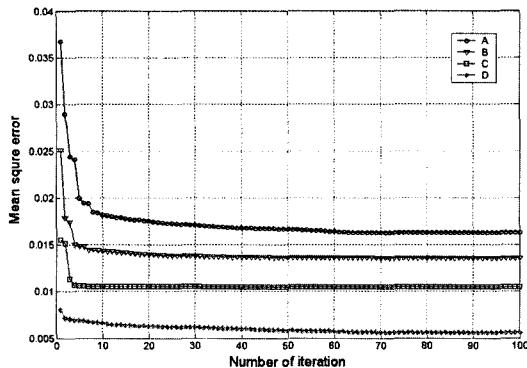


Fig. 13 Convergence of mean square error with each input vector

Table 2 RMS error value of force for each number of neuron

Case	RMS error (N)	
	Training	Validation
neuron=6	45.37	53.84
neuron=8	41.12	55.22
neuron=10	39.46	54.92
neuron=12	38.20	61.05

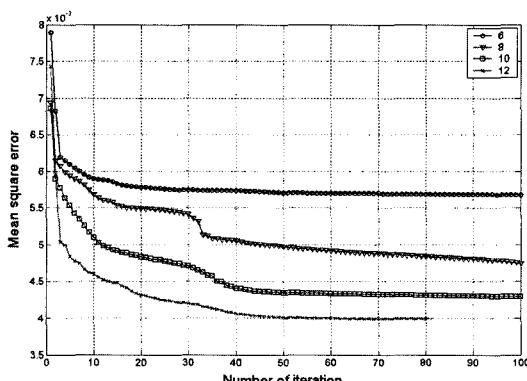


Fig. 14 Convergence of mean square error for each number of neuron

였다. 그리고, 평균제곱오차의 수렴성 Fig. 14에 나

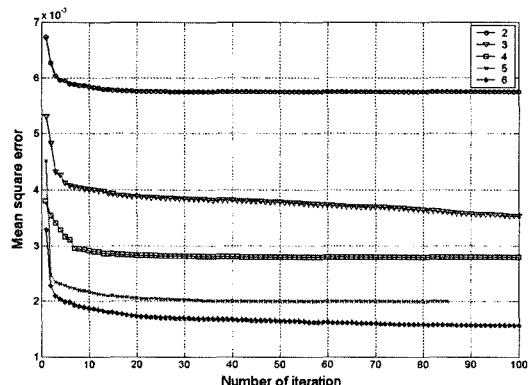
타내었다. 은닉층의 뉴런수가 증가할수록 학습오차가 줄어들지만, 뉴런수가 12개 일 때 검증오차가 다른 경우에 비해 큰 것을 알 수 있다.

5.3 과거 입력의 수에 의한 영향

과거 입력의 수를 결정하기 위해서 Table 3과 같은 조건에서 감쇠력 오차의 rms 값을 비교하였다. 과거 입력의 수에 따른 평균제곱오차의 수렴성을 Fig. 15에 나타내었다. 과거 입력이 증가할수록 학습오차는 줄어들지만, 검증오차는 $n_a=4$ 일 때 가장 작은 것을 확인할 수 있다.

Table 3 RMS error of force for each n_a , n_b , n_k

Case	RMS error (N)	
	Training	Validation
$n_a=2$, $n_b=2$, $n_k=0$	46.10	56.88
$n_a=3$, $n_b=3$, $n_k=0$	36.62	58.75
$n_a=4$, $n_b=4$, $n_k=0$	37.39	42.08
$n_a=5$, $n_b=5$, $n_k=0$	30.35	49.76
$n_a=6$, $n_b=6$, $n_k=0$	25.03	55.81

Fig. 15 Convergence of mean square error for each n_a , n_b , n_k

5.4 검증데이터에 의한 모델 검증

학습된 신경망을 검증하기 위해서 Fig. 12의 검증데이터를 신경망에 입력하여 얻은 예측결과를 실험데이터와 비교하여 Fig. 16에 나타내었다. 사용된 은닉층의 뉴런수는 10개이며, n_a 는 4이다. Fig. 16에서 보여진 바와 같이 예측데이터와 실험데이터는 거의 유사함을 확인하였다.

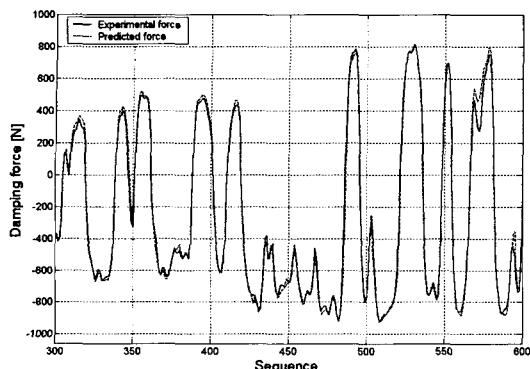


Fig. 16 Validation of neural network

6. 결 론

실험을 통해 얻어진 MR댐퍼의 입력과 출력데이터로 부터 인공신경망을 사용하여 MR댐퍼의 비선형 동특성 모델을 개발하였다. 인공신경망의 구조는 시스템 동정이론을 기초로한 출력오차 모델이며, 인공신경망을 학습시키기 위해 랜덤변위입력과 랜덤전압입력을 사용하였다. 인공신경망의 설계변수인 입력변수, 과거 입출력의 수, 은닉층의 뉴런수를 결정하기 위해서 각각의 영향을 조사하여 설계변수를 결정하였다.

신경망을 사용한 MR댐퍼의 동특성 모델은 히스테리시스 및 비선형 특성을 잘 표현 함으로써 보다 정확한 차량동역학 시뮬레이션에 효과적으로 적용 할 수 있다. 또한, MR댐퍼를 사용하는 현가 또는 전동시스템의 제어기 설계에 적용 가능하다.

후 기

본 연구는 산업자원부의 출연금 등으로 수행한 지역전략산업 석박사 연구인력 양성사업의 연구결과입니다.

References

- 1) H. S. Lee, S. B. Choi, S. K. Lee, "Vibration Control of a Passenger Vehicle Featuring MR Suspension Units," Journal of Korean Society for Noise and Vibration Engineering, Vol.11, No.1, pp.41-48, 2000.
- 2) J. W. Fash, "Modeling of Shock Absorber Behavior using Artificial Neural Networks," SAE 940248, 1994.
- 3) I. Y. Kim, K. T. Chong, T. S. No, D. P. Hong, "Empirical Closed Loop Modeling of a Suspension System Using Neural Network," Journal of the Korean Society of Precision Engineering, Vol.14, No.7, pp.29-38, 1997.
- 4) A. J. Barber, "Accurate Models for Complex Vehicle Components using Empirical Methods," SAE 2000-01-1625, 2000.
- 5) J. H. Sohn, "Empirical Bushing Model using Artificial Neural Network," Transactions of KSAE, Vol.11, No.4, pp.151-157, 2003.
- 6) C. C. Chang, P. Roschke, "Neural Network Modeling of a Magnetorheological Damper," Journal of Intelligent Material Systems and Structures, Vol.9, pp.755-764, 1998.
- 7) J. Zhang, P. Roschke, "Neural Network Simulation of Magnetorheological Damper Behavior," Proceedings of International Conference on Vibration Engineering, pp.25-30, 1998.
- 8) P. -Q. Xia, "An Inverse Model of MR Damper using Optimal Neural Network and System Identification," Journal of Sound and Vibration, Vol.266, pp.1009-1023, 2003.
- 9) M. Norgaard, "Neural Network Based System Identification Toolbox," Tech. Report. 00-E-891, Department of Automation, Technical University of Denmark, 2000.
- 10) D. -H. Wang, W. -H. Liao, "Neural Network Modeling and Controllers for Magneto-rheological Fluid Damper," IEEE International Fuzzy System Conference, 2001.
- 11) www.mathworks.com