

## 인공신경망 부상모델을 사용한 전차량 동역학 시뮬레이션

손정현<sup>1)</sup> · 강태호<sup>2)</sup> · 백운경<sup>1)</sup>

부경대학교 기계공학부<sup>1)</sup> · 부경대학교 대학원<sup>2)</sup>

### Vehicle Dynamic Simulation Using the Neural Network Bushing Model

Jeonghyun Sohn<sup>1)</sup> · Taeho Kang<sup>2)</sup> · Woonkyung Baek<sup>1)</sup>

<sup>1)</sup>School of Mechanical Engineering, Pukyong National University, Busan 608-739, Korea

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

(Received 27 January 2004 / Accepted 14 June 2004)

**Abstract** : In this paper, a blackbox approach is carried out to model the nonlinear dynamic bushing model. One-axis durability test is performed to describe the mechanical behavior of typical vehicle elastomeric components. The results of the tests are used to develop an empirical bushing model with an artificial neural network. The back propagation algorithm is used to obtain the weighting factor of the neural network. Since the output for a dynamic system depends on the histories of inputs and outputs, Narendra's algorithm of 'NARMAX' form is employed in the neural network bushing module. A numerical example is carried out to verify the developed bushing model.

**Key words** : Bushing(부싱), Artificial neural network(인공신경망), Vehicle dynamics(차량동역학), Durability test(내구성시험), Computer simulation(컴퓨터 시뮬레이션)

### 1. 서론

고무부싱은 변위와 주파수에 대해서 모두 비선형 특성을 보인다. 또한 주기적인 가진에 대해 히스테리시스(hysteresis) 현상을 나타낸다. 현재 일반적으로 사용하고 있는 부상모델은 켈빈-보이트(Kelvin-Voigt) 모형으로써 부싱을 세 방향의 선형 스프링-댐퍼와 세 방향의 회전스프링-댐퍼의 선형조합으로 표현하고 있다.<sup>1)</sup> 다물체 동역학 해석 프로그램인 DADS<sup>2)</sup>나 ADAMS<sup>3)</sup>에서는 부싱을 힘요소로 제공하고 있으며, 선형강성요소와 선형점성요소로 세 방향의 병진방향과 세 방향의 회전방향에 대해 선형조합으로 표현하고 있다. 그러나, 이러한 부상모델에서는 부싱이 가지는 히스테리시스를 재현할 수

가 없다. Lee<sup>4)</sup>는 부싱의 재료역학적 측면에서 접근하여 리아니스(Lianis)식으로부터 피킨-라저스(Pipkin-Rogers) 모델을 구성하였고 실험으로부터 모델링에 필요한 계수를 추정하였다. 축방향 모드, 비틀림 모드, 반경방향 모드별로 결과를 실험과 비교하고 있으며 어느 정도 믿을만한 결과를 보여주지만, 실제적인 3축이 동시에 가진되어 커플(couple)될 때의 결과는 보여주지 못했다. 이 방법은 수식전개가 복잡하기도 하지만, 실험 또한 어렵기 때문이다.

최근에 차량동역학에서도 신경망 알고리즘을 적극 도입하여 해석에 응용하고 있다. Fash<sup>5)</sup>는 인공신경망을 구성하여 속 업소바(shock absorber)의 거동을 모델링하였고, Kim<sup>6)</sup>은 신경망을 이용하여 현가 시스템을 모델링하였다. Barber<sup>7)</sup>는 신경망을 이용하여 부싱 및 속 업소바의 비선형 특성을 반영할 수 있음을 보이고, 다물체 동역학 해석 프로그램에 동

\*To whom correspondence should be addressed.  
jhsohn@pknu.ac.kr

적 부상모델로 구현할 수 있음을 시사하였지만 구체적인 예는 보여주지 않았다. Sohn<sup>8)</sup>은 DADS의 사용자 정의 서브루틴을 이용하여 신경망 부상모델을 구현하였다.

본 논문에서는 부상의 히스테리시스를 잘 반영하고 주파수 및 변위의 비선형성을 모두 고려할 수 있는 인공신경망 부상모델을 현재 차량동역학 분야에서 가장 많이 사용되고 있는 프로그램인 ADAMS에서 사용가능하도록 개발하였다. MATLAB<sup>9)</sup>을 이용하여 신경망 알고리즘을 구성하고 학습시켰으며, Simulink를 이용하여 ADAMS와 연결시켰다. 신경망 학습을 위해 오류역전파 알고리즘을 이용하고, 나렌드라 알고리즘(Narendra algorithm)<sup>10)</sup>을 도입하였다. MTS 장비를 이용하여 진폭과 주파수에 따른 부상력을 측정하였고, 랜덤(random) 입력에 대한 부상의 전달력 또한 측정하였다. 시험결과를 본 연구에서 개발한 신경망 프로그램을 통해 학습시켰으며, 학습된 가중치를 이용하여 차량동역학 해석 시에 동적 부상모델이 될 수 있도록 차량동역학 해석 모듈로 구현하였다. 2장에 부상의 특성시험 장치 및 시험 결과를 도시하였고, 3장에 신경망을 이용한 부상의 모델링에 대해 기술하였으며, 4장에 수치예제 및 전차량예제를 보였고, 결론을 5장에 나타내었다.

## 2. 부상의 특성시험

본 연구에서는 부상의 변위 및 주파수에 대한 특성을 시험하기 위해 MTS 1축 내구 시험기를 이용하여 시험하였다.

### 2.1 시험장치

Fig. 1에 부상의 반경방향 특성을 시험하기 위해

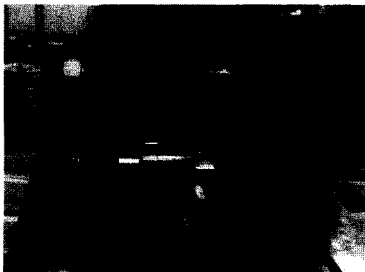


Fig. 1 Radial JIG for a bushing test

Table 1 Specifications of one axis durability tester

Model name	MTS244.12
Max. Dynamic force	25[kN]
Max. Static force	37.5[kN]
Max. Length	250[mm]
Frequency	0-50[Hz]

제작한 지그를 나타내었다. 1축 내구시험기의 재원은 Table1과 같다.

## 2.2 시험결과

### 2.2.1 조화함수입력(harmonic inputs)

부상의 히스테리시스 특성을 관찰하기 위하여 조화가진 시험을 시행하였다. 가진은 식 (1)과 같은 함수로 주었으며, Kuo<sup>11)</sup>가 시행한 시험방법을 참고하여 실시하였다.

$$\delta(t) = \delta_0 \sin 2\pi ft \quad (1)$$

식 (1)에서 주파수(f)를 2, 5, 10, 15, 20 Hz의 5종류로 바꾸면서 실험하였으며, 축 방향 가진 진폭을 0.35, 0.7, 1.0, 1.35, 1.7, 2.0 mm의 6종류로, 반경 방향 가진 진폭은 0.35, 0.7, 1.0, 1.35, 1.7, 2.0, 2.5, 3.0 mm의 8종류로 바꾸면서 실험하였다. 10Hz 가진을 주었을 때 가진 진폭에 따른 반경방향 힘을 Fig. 2에 도시하였고, 4mm 가진 진폭에 주파수에 따른 반경방향 힘을 Fig. 3에 각각 도시하였다. Fig. 2에서 진폭이 커질수록 부상강성의 비선형성이 커짐을 알 수 있다. 또한, Fig. 3에서와 같이 주파수가 증가할수록 비선형성이 증가함을 볼 수 있다.

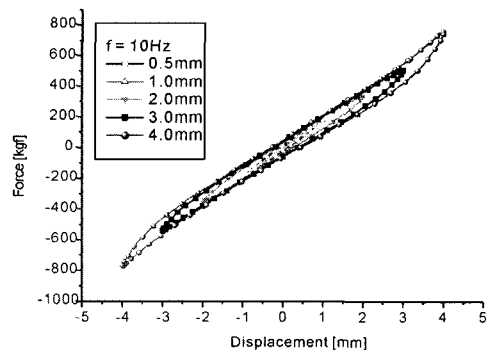


Fig. 2 Radial forces due to amplitude changes

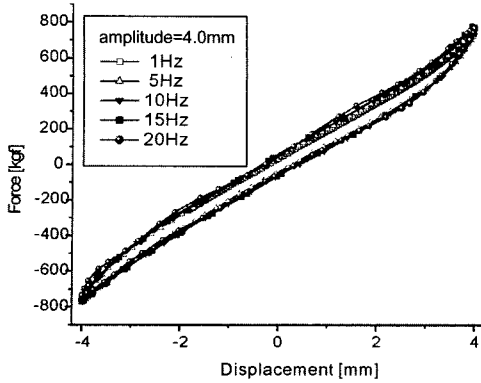


Fig. 3 Radial forces due to frequency changes

### 2.2.2 랜덤입력(random inputs)

랜덤 입력 데이터는 MTS의 CRPCⅢ 소프트웨어를 통해 구성하였으며, 샘플링율(sampling rate)을 204.8Hz로 두었고, 진폭은 Fig. 4와 같은 형태로 표현될 수 있는데, 본 연구에서는  $n$ 의 값을 1.4, 1.6, 1.8, 2.0, 2.4, 3.0으로 바꾸어가면서 시험하였다. 또한, 최대 진폭(peak value)를 2mm로 하였다.

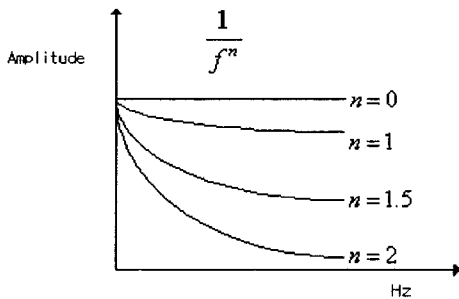


Fig. 4 Amplitude of the random input

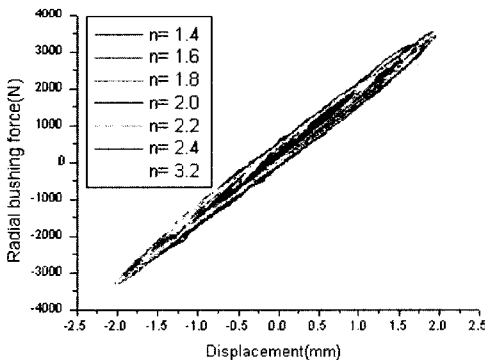


Fig. 5 Radial force due to n value changes

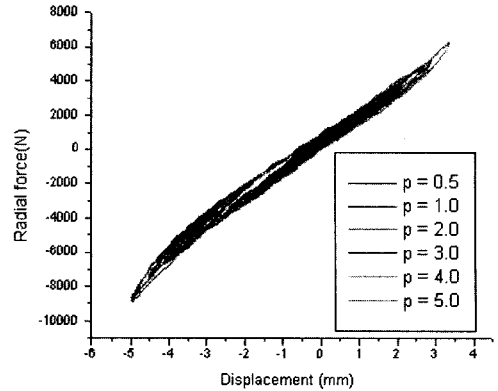


Fig. 6 Radial force due to peak value changes

Fig. 5에 피크치가 2mm일 때  $n$ 의 값의 변화에 따른 부상력을 도시하였고, Fig. 6에  $n$ 의 값이 2일 때 피크치의 변화에 따른 부상력을 도시하였다.

## 3. 인공신경망 부상모델

### 3.1 신경망의 구성

신경망 알고리즘은 블랙박스 모델링 기법으로써 시스템의 입출력관계만을 고려하여 모델링 하게 된다. 일반적으로 신경망은 입력을 받아들이는 입력층과 결과를 내보내는 출력층 그리고 신경망의 학습 능력을 향상시키기 위한 은닉층으로 구성된다. 신경망을 학습시키기 위한 여러 알고리즘들이 개발되어져 있으며, 본 연구에서는 오차 역전파 알고리즘(error back propagation algorithm)을 이용하였다. 부상은 동적 시스템으로써 과거의 시스템 상태변수가 현재의 출력에 영향을 미치게 된다. 이러한 시스템의 입출력은 식 (2)와 같이 표현될 수 있다.

$$y^t = f(u^t, u^{t-1}, \dots, u^{t-m}, y^{t-1}, \dots, y^{t-n}) \quad (2)$$

따라서 과거의 입력과 출력을 신경망의 입력층에 포함시켰다. 신경망 입력층 노드수는 현재의 변위와 과거의 변위 및 출력을 고려하여 11개로 선정하였다. 신경망의 은닉층은 1개의 층으로 구성하였고, 은닉층 노드수는 9개, 출력층 노드수는 1개로 선정하였으며 출력은 부상력을 의미한다. 이는 여러 번의 테스트 결과 가장 우수한 결과를 보이는 개수로 선정한 것이다. 본 연구에서는 은닉층 뉴런의 비선형 활성화 함수(activation function)로 식 (3)과 같이

표현되는 하이퍼볼릭 탄젠트 시그모이드 함수(hyperbolic tangent sigmoid function)를 사용하였다. 출력층 활성화 함수는 선형함수(linear function)를 사용하였다.

$$y = \tanh ax \quad (3)$$

부싱의 변형량과 부싱력을 실제 크기의 입력으로 줄 경우, 값의 크기(scale)차이로 인해 활성화 함수의 포화영역에서 작동할 가능성이 높아진다. 따라서 입력 값과 출력 값을 정규화(normalizing) 시켜주어야 한다. 본 연구에서는 부싱의 변위 및 부싱력을 최대 값(maximum value)으로 나누어 준 후 데이터들을 하이퍼볼릭 탄젠트 시그모이드 함수를 통과시켜서 정규화를 해주었다. Fig. 7에 본 연구에서 사용한 신경망의 구성도를 도시하였다.

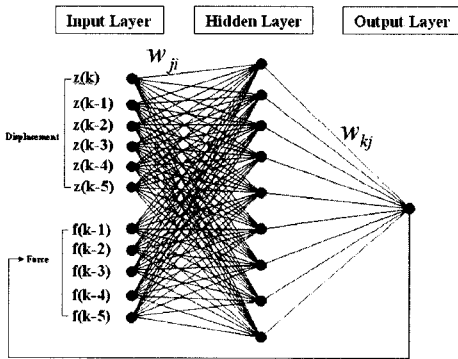


Fig. 7 Structure of the neural network

### 3.2 신경망의 학습

신경망을 구성하고 학습시키기 위해 MATLAB을

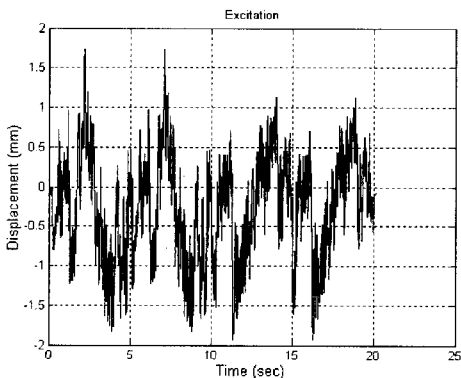


Fig. 8 Input data

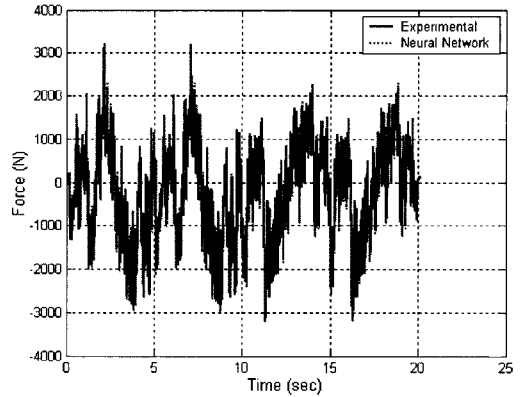


Fig. 9 Bushing forces

이용하여 m-file을 작성하였다. Fig. 8은 신경망을 학습시키기 위해 사용했던 랜덤 가진 데이터이며, Fig. 9는 랜덤 가진 했을 때의 부싱력이다.

### 3.3 ADAMS와 Simulink와의 인터페이스

범용 다물체 동역학 해석 프로그램인 ADAMS에서 신경망 부싱모델을 사용할 수 있도록 모듈을 구성하였다. 본 연구에서는 Fig. 10에서처럼 Simulink를 이용하여 ADAMS와의 인터페이스를 구현하였다.

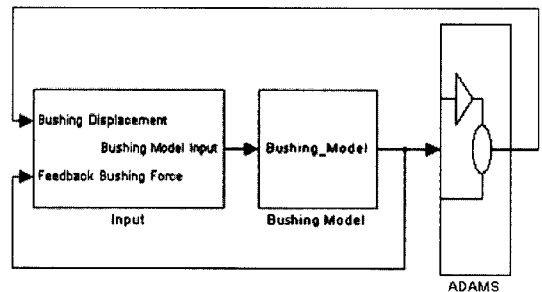


Fig. 10 Structure in the Simulink

Fig. 10에서 'input' 블록은 1개의 현재의 변위와 10개의 과거의 결과로부터 신경망 부싱모델의 입력을 생성한다. 'Bushing model'블록은 S-function 블록으로 신경망 알고리즘을 S-function으로 내장하고 있다. 'ADAMS'블록은 ADAMS와의 인터페이스를 담당하고 있는 블록이다. 부싱력을 계산하는 절차는 Fig. 11과 같다.

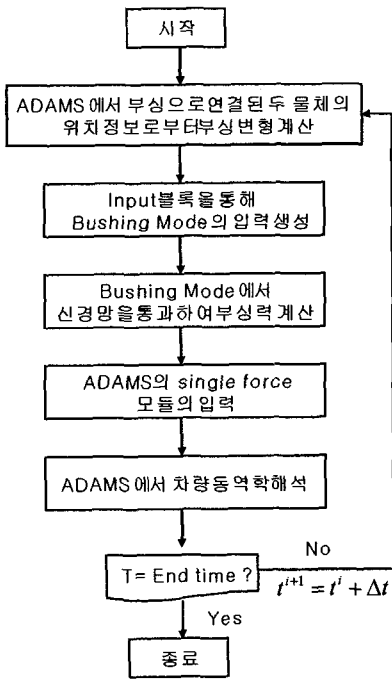


Fig. 11 Flow chart for bushing force calculation

#### 4. 수치예제

##### 4.1 횡방향 부싱모델

Fig. 12는 간단한 수치예제로서 부싱의 횡방향 실험장치를 ADAMS로 모델링한 예이다. 3장에서 학습시킨 신경망을 이용하여 임의의 랜덤 파형을 주어 부싱력을 예측하여 보았다. Fig. 13은 랜덤 가진 데이터를 보여주고 있으며, Fig. 14는 시간에 대한 부싱력을 나타내고 있으며, Fig. 15는 부싱변위에 대한 부싱력을 각각 보여주고 있다. 시뮬레이션 결과는 실험결과를 잘 예측하고 있음을 보여준다.

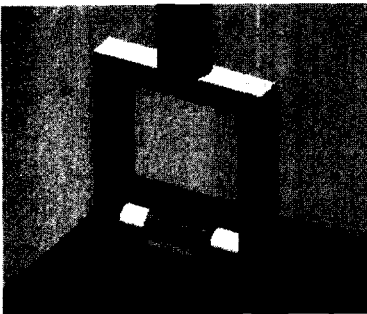


Fig. 12 Dynamic model of a bushing lateral test

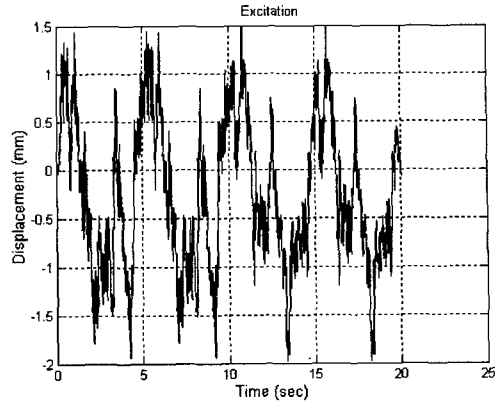


Fig. 13 Input data

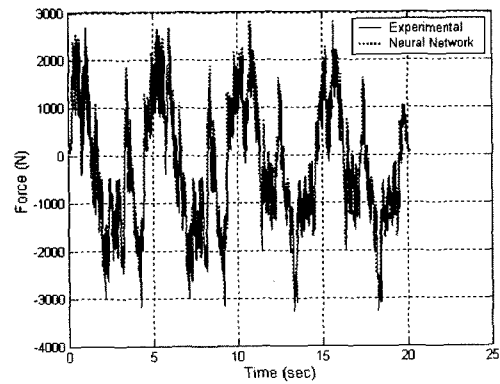


Fig. 14 Bushing forces

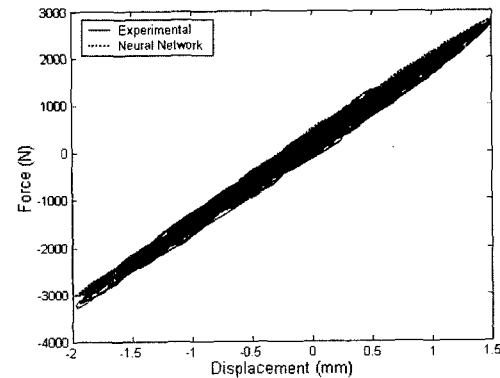


Fig. 15 Displacement vs bushing forces

##### 4.2 전차량 동역학 시뮬레이션

본 연구에서 개발한 부싱모델을 전체차량(full car) 모델에 적용하여 유용성을 보이고자 한다. Fig. 16은 본 논문에서 사용한 전체차량모델을 보여주고 있다. 전문현가장치는 맥퍼슨 스트럿(McPherson

strut)이고 후륜현가장치는 토션빔(torsion beam)이 적용된 다목적 차량(MPV)이다. 타이어는 ADAMS에서 제공하는 UA 타이어모델을 사용하였으며 전차량의 자유도는 31이다. Fig. 17은 트레일링 암(trailing arm)과 차체(chassis) 사이에 연결된 부싱에 인공신경망 부상모델이 적용된 것을 보여주고 있다. 차량의 초기속도를 5m/s로 주고 Fig. 18과 같은 범프를 통과하도록 시뮬레이션 하였다. Fig. 19에 차체의 수직변위를, Fig. 20에 차체 수직 가속도를 나타내었다. Fig. 21은 ADAMS가 제공하는 부상 모델인 켈빈-보이트 모델을 사용했을 때와 본 연구에서 개발한 인공신경망 부상모델을 사용했을 때의 부상력을 보여주고 있으며, Fig. 22는 부상력의 FFT(Fast Fourier Transform)결과를 보여주고 있다. Fig. 23은 부상변위에 대한 부상력을 보여주고 있으며 켈빈-보이트 모델이 선형적인 특성을 보인 반면 인공신경망 부상모델은 히스테리시스 특성(hysteresis characteristic)을 보여주는 것을 알 수 있다. Fig. 24는 현가 댐퍼의 감쇠력 대 속도를 보여주고 있다.

범프 모양을 바꾸어서 시뮬레이션 시킴으로써 신경망 부상모델의 유용성을 살펴보고자 하였다. 범

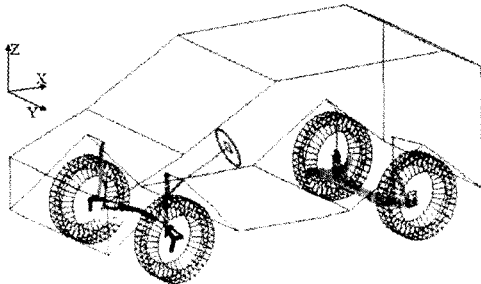


Fig. 16 Full car model

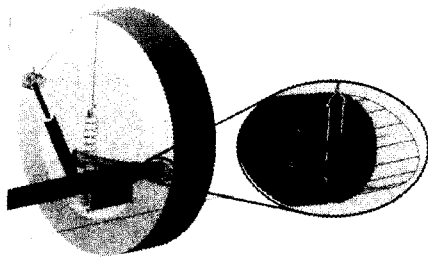


Fig. 17 Neural network bushing model

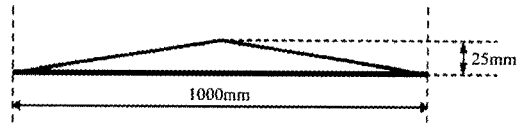


Fig. 18 Bump shape

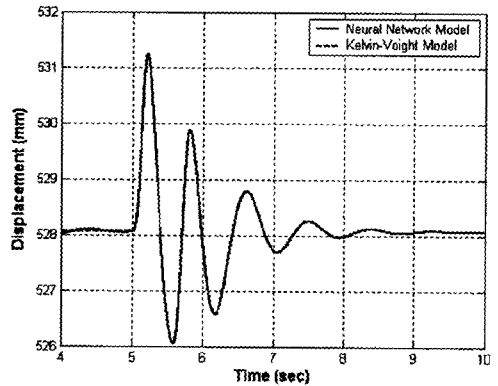


Fig. 19 Vertical displacement of chassis

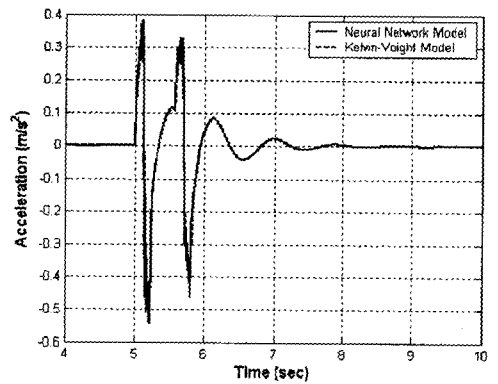


Fig. 20 Vertical acceleration of chassis

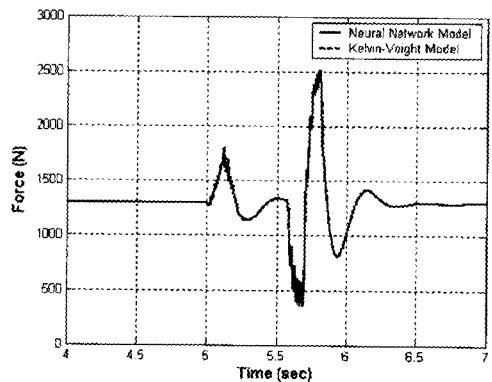


Fig. 21 Bushing force

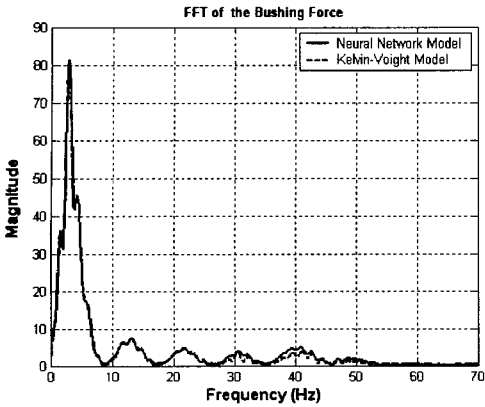


Fig. 22 FFT of bushing force

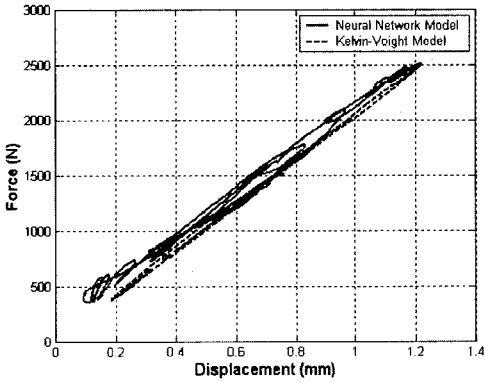


Fig. 23 Displacement vs Force

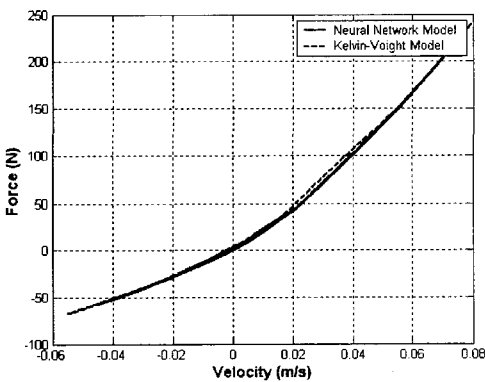


Fig. 24 Damping force vs velocity

프의 모양은 Fig. 25와 같다. 범프의 폭을 변경시킴으로써 가진 주파수가 달라지므로 여러 주파수대의 입력이 들어올 때 켈빈보이트 모형과의 차이점을 살펴볼 수 있다. Fig. 26에는 차체의 수직변위를, Fig.

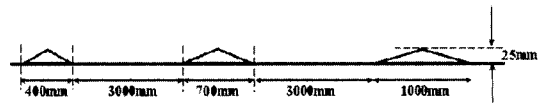


Fig. 25 Bump shape

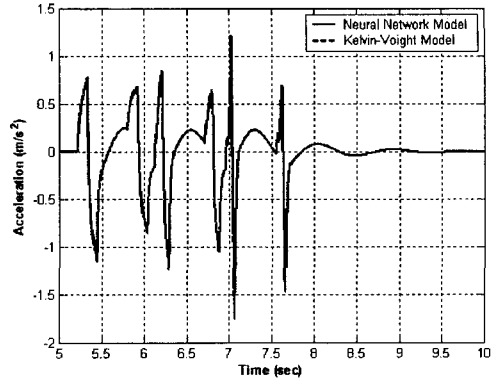


Fig. 26 Vertical displacement of chassis

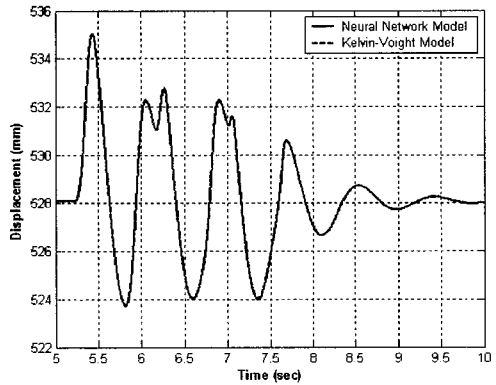


Fig. 27 Vertical acceleration of chassis

27에는 차체의 수직가속도를 각각 나타내었으며, 부상력을 Fig. 28에 각각 도시하였다. 부상력이 다소 차이가 나는 것은 고주파수 영역에서 차이가 나기 때문이며, Fig. 29에 도시한 부상력의 FFT(Fast Fourier Transform)를 보면 알 수 있다. 20Hz 미만에서는 선형모델과 잘 일치하는 것을 볼 수 있으나, 고주파수가 될 수록 차이가 남을 확인할 수 있다. 실험과 비교한 것이 아니므로 신경망 모델이 정확히 맞다고 할 수는 없으나, 선형모델을 대체할 수 있는 대안으로는 받아들여질 수 있으리라 사료되며, 차후 실험과의 검증을 통해 이를 확인할 수 있을 것으로 생각된다.

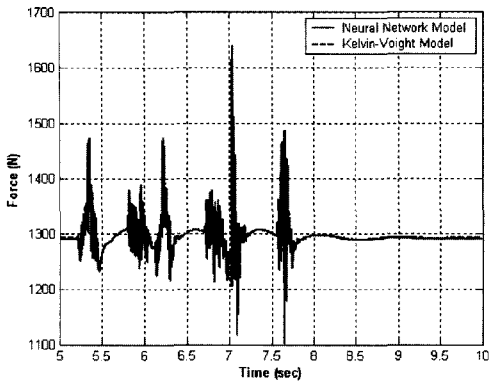


Fig. 28 Bushing force

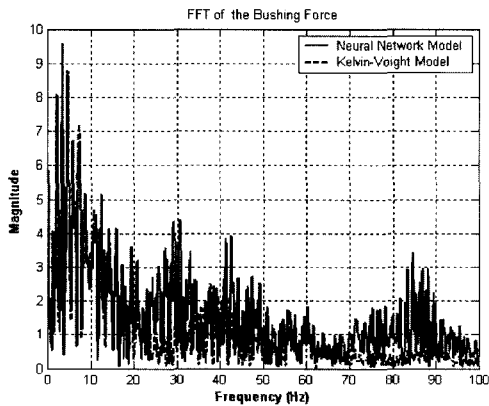


Fig. 29 FFT of bushing force

### 5. 결론

본 논문에서는 신경망이론을 적용하여 부싱의 변위에 대한 힘을 예측할 수 있는 부싱모델을 개발하였다. 신경망 알고리즘을 위한 입력을 얻기 위해 MTS 내구시험기를 이용하여 부싱의 축방향과 반경방향의 힘과 변위와의 관계를 주파수 및 진폭별로 시험하였고, 랜덤 가진에 대한 시험도 행하였다. 범용 다물체동역학 해석프로그램인 ADAMS에서 사용가능하도록 Simulink와의 인터페이스 루틴을 개발하였고, 수치예제를 통하여 개발된 부싱모델이 랜덤 입력에 대해 잘 예측함을 확인하였다. 전체차량모델을 이용하여 개발된 신경망 부싱모델의 유용성을 보였다.

본 연구의 결과는 ADAMS에서 제공하고 있지 않은 신경망 부싱모델을 이용할 수 있는 알고리즘을 소개하고 있다. 신경망 모델의 장점은 기존 부싱모

델이 제공할 수 없는 비선형 특성 및 히스테리시스 특성을 반영하여 시뮬레이션을 할 수 있다는 점이며, 주요 단점으로는 일반 차량 설계에서 할 수 있는 부상강성 설계 등을 할 수 없다는 점이다. 따라서 컴플라이언스 특성 등 설계를 위해서는 기존의 부상모델을 사용해야한다. 신경망 모델의 제일 중요한 점은 학습 데이터가 충분히 다양해야 하며 많은 학습을 해야 임의의 입력에 대해서도 적절한 출력을 보장해준다. 따라서 실제 부싱을 제대로 모델링하기 위해서는 여러 개의 부싱을 테스트해야 한다. 또한 부싱은 동시에 3축으로부터 가진입력이 들어오는데 반해, 본 연구에서는 반경방향과 축방향을 각각 가진 실험을 행하였다. 따라서 동시에 가진되었을 때의 결과와는 다소 차이를 보일 수 있다. 3축이 동시에 가진되었을 때의 알고리즘은 본 연구에서의 알고리즘과 동일하며, 입력 뉴런의 개수와 출력 뉴런의 개수가 조정되어야 한다.

### 후 기

이 논문은 2003년도 부경대학교 기성회 학술연구비에 의하여 연구되었음.

### References

- 1) Y. C. Choi, K. S. Kim, W.S. Yoo, O. J. Kim, "Development of CAE Tools for Vehicle Suspension Design (I) - Development of a Bushing Module," Transactions of KSAE, Vol.6, No.6, pp.31-39, 1998.
- 2) CADSI, DADS Revision 8.0 User's Manual, Oakdale, IA, USA, 1995.
- 3) M. D. I, ADAMS Version 8.0 User's Guide, An Arbor, MI, USA, 1994.
- 4) S. B. Lee, A. Wineman, "A Model for Non-linear Viscoelastic Coupled Mode Response of an Elastomeric Bushings," Int. J. of Non-Linear Mechanics, Vol.35, No.2000, pp.177-199, 2000.
- 5) J. W. Fash, "Modeling of Shock Absorber Behavior using Artificial Neural Networks," SAE 940248, 1994.
- 6) I. Y. Kim, K. T. Chong, T. S. No, D. P. Hong, "Empirical Closed Loop Modeling of a



- Suspension System Using Neural Network,” KSPE, Vol.14, No.7, pp.29-38, 1997.
- 7) A. J. Barber, “Accurate Models for Complex Vehicle Components using Empirical Methods,” SAE 2000-01-1625, 2000.
  - 8) J. H. Sohn, W. S. Yoo, D. W. Park, “Empirical Bushing Model using Artificial Neural Network,” Transactions of KSAE, Vol.11, No.14, pp.151-157, 2003.
  - 9) R. C. Dorf, Control Analysis and MATLAB and Simulink Application, 2003.
  - 10) K. S. Narendra, K. Pathasarathy, “Identification and Control of Dynamic System Using Neural Networks,” IEEE Transactions on Neural Networks, Vol.1, No.1, pp.4-27, 1990.
  - 11) E. Y. Kuo, “Testing and Characterization of Elastomeric Bushings for Large Deflection Behavior,” SAE 970099, 1997.