

인공신경망을 이용한 실험적 부싱모델링

손정현¹⁾ · 유완석^{*2)} · 박동운³⁾

부산대학교 기계기술연구소¹⁾ · 부산대학교 기계공학부²⁾ · 부산대학교 대학원³⁾

Empirical Bushing Model using Artificial Neural Network

Jeonghyun Sohn¹⁾ · Wan-Suk Yoo^{*2)} · Dongwoon Park³⁾

¹⁾Research Institute of Mechanical Technology, Pusan National University, Busan 609-735, Korea

^{*2)}Department of Mechanical Engineering, Pusan National University, Busan 609-735, Korea

³⁾Graduate school of Mechanical Engineering, Pusan National University, Busan 609-735, Korea

(Received 7 March 2003 / Accepted 16 April 2003)

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 algorithm of 'NARMAX' form is employed to consider these effects. 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 부싱모델은 켈빈-보이트(Kelvin-Voigt) 모형으로써 부싱을 세 방향의 선형 스프링-댐퍼와 세 방향의 회전스프링-댐퍼의 선형조합으로 표현하고 있다.¹⁾ 다물체 동역학 해석 프로그램인 DADS²⁾나 ADAMS³⁾에서는 부싱을 힘요소로 제공하고 있으며, 선형강성요소와 선형점성요소로 세 방향의 병진방향과 세 방향의 회전방향에 대해 선형조합으로 표현하고 있다. 그러나, 이러한 부싱모

델에서는 부싱이 가지는 히스테리시스를 재현할 수가 없다. Lee⁴⁾는 부싱의 재료역학적 측면에서 접근하여 리아니스(Lianis)식으로부터 퓌킨-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. Fash⁵⁾는 인공신경망을 구성하여 속 업소버(shock absorber)의 거동을 모델링하였고, Kim⁶⁾은 신경망을 이용하여 현가

*To whom correspondence should be addressed.
wsyoo@pusan.ac.kr

시스템을 모델링하였다. Barber⁷⁾는 신경망을 이용하여 부상 및 축 업소바의 비선형 특성을 반영할 수 있음을 보이고, 다물체 동역학 해석 프로그램에 동적 부상모델로 구현할 수 있음을 시사하였지만 구체적인 예는 보여주지 않았다.

본 논문에서는 부상의 히스테리시스를 잘 반영하고 주파수 및 변위의 비선형성을 모두 고려할 수 있는 부상모델을 제안하고자 한다. 본 논문에서 제안하는 방법은 신경회로망을 이용한 방법이며, 오류 역전파 알고리즘을 이용하고, 나렌드라 알고리즘(Narendra algorithm)⁸⁾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 수치예제를 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 축 방향 특성을 시험하기 위해 자

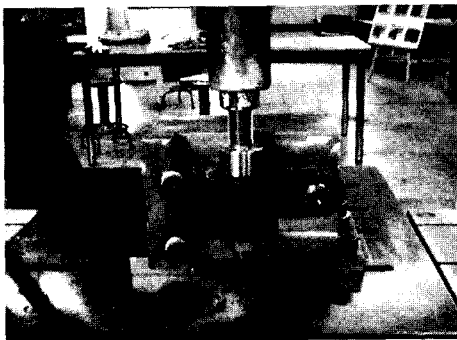


Fig. 1 Axial JIG for a bushing test

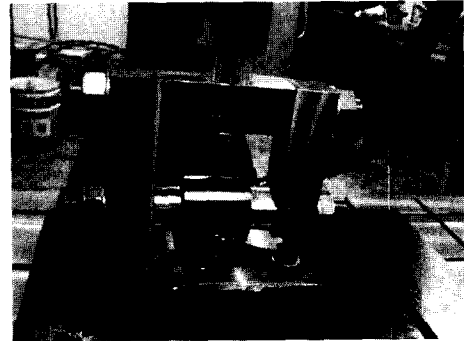


Fig. 2 Radial JIG for a bushing test

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]

체 제작한 지그(JIG)를 도시하였고, Fig. 2에 부상의 반경방향 특성을 시험하기 위해 제작한 지그를 나타내었다. 1축 내구시험기의 재원은 Table 1과 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, Kuo⁹⁾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 축방향 힘을 Fig. 3에 도시하였고, 1mm 가진 진폭에 주파수에 따른 축방향 힘을 Fig. 4에 각각 도시하였다. 또한, 10Hz 가진을 주었을 때 가진 진폭에 따른 반경방향 힘을 Fig. 5에, 4mm 진폭에 주파수에 따른 반경방향 힘을 Fig. 6에 각각 도시하였다.

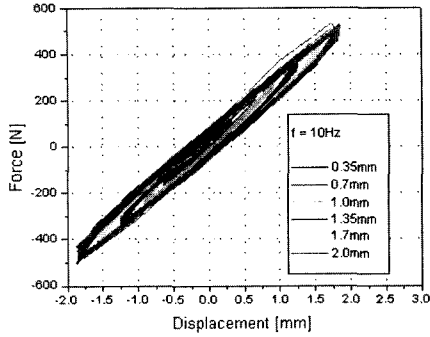


Fig. 3 Axial forces due to amplitude changes

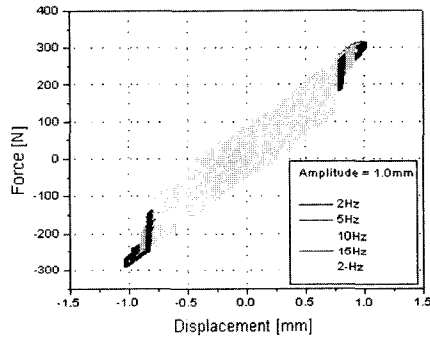


Fig. 4 Axial forces due to frequency changes

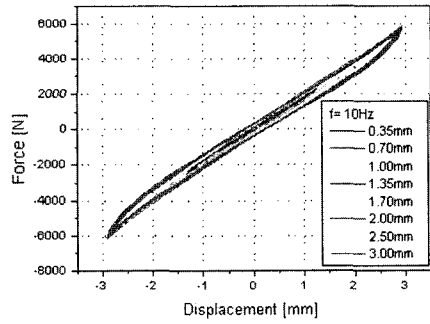


Fig. 5 Radial forces due to amplitude changes

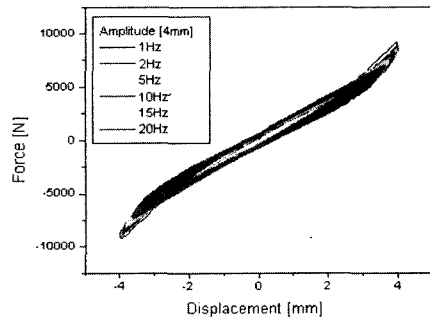


Fig. 6 Radial forces due to frequency changes

Fig. 5에서 진폭이 커질수록 부상강성의 비선형성이 커짐을 알 수 있다. 하지만 Fig. 3에서와 같이 축 방향에서는 비선형성이 잘 나타나지 않는다.

2.2.2 랜덤입력(random inputs)

랜덤 입력 데이터는 MTS의 CRPCⅢ 소프트웨어를 통해 구성하였으며, 샘플링율(sampling rate)을 204.8Hz로 두었고, 진폭은 Fig. 7과 같은 형태로 표현될 수 있는데, 본 연구에서는 n의 값을 1.4, 1.6, 1.8, 2.0, 2.4, 3.0으로 바꾸어가면서 시험하였다. 또한, 최대 진폭(peak value)를 2mm로 하였다.

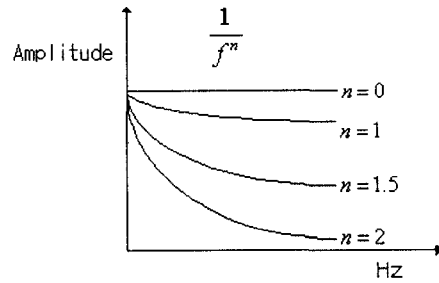


Fig. 7 Amplitude of the random input

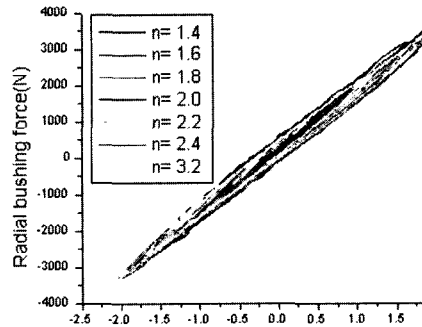


Fig. 8 Radial force due to n value changes

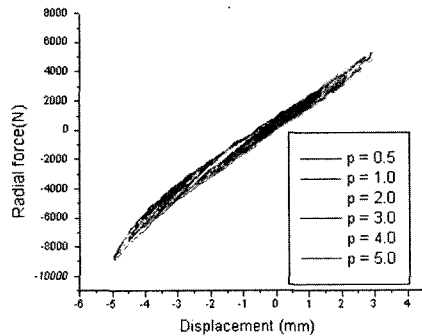


Fig. 9 Radial force due to peak value changes

Fig. 8에 피크치가 2mm 일 때 n의 값의 변화에 따른 반경 방향 부싱력을 도시하였고, Fig. 9에 n의 값이 2일 때 피크치의 변화에 따른 반경 방향 부싱력을 도시하였다.

3. 실험적 부싱 모델링

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.

부싱은 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 21개로 선정하였다. 신경망의 은닉층은 2개의 층으로 구성하여 첫 번째 은닉층 노드수는 10개, 두 번째 은닉층 노드수는 9개로 선정하였으며, 신경망 출력층 노드수는 1개로, 부싱력을 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. 10에 본 연구에서 사용한 신경망의 구성도를 도시하였다.

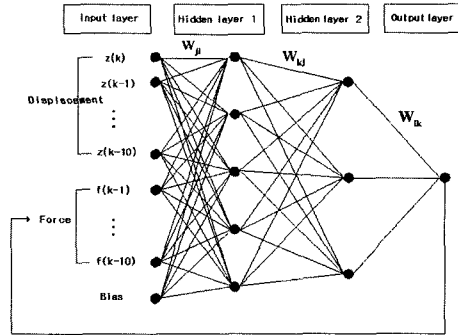


Fig. 10 Structure of the neural network

3.2 동역학 해석프로그램과의 인터페이스

동역학 해석 프로그램에서 사용할 수 있는 부싱 모델을 만들기 위해 인터페이스 모듈을 구성하였다. 동역학 해석 프로그램에서 신경망을 이용한 부싱력을 계산하는 절차는 아래와 같다.

- 1) 신경망의 가중치 계수(weighting factors)를 저장해 둔다.
- 2) 현재의 물체 위치정보로부터 부싱 변형량을 계산한다.
- 3) 현재 변형량을 신경망을 통과시켜 현재 부싱력을 계산한다.
- 4) 부싱력을 물체 중심에 작용하는 힘과 모멘트로 바꾸어 준다.
- 5) 현재 스텝이 수정되어진 스텝(corrector step)이면 현재의 변위와 힘을 버퍼(buffer)에 저장해 둔다.

4. 수치 예제

신경망을 이용한 실험적 부싱모델을 검증하기 위해 실험과 똑같은 동적 모델을 범용 다물체 동역학 해석 프로그램인 DADS를 이용하여 구성하였다. DADS에서의 실험적 부싱모델은 프로그램내의 사용자 정의 루틴(user written subroutine)을 이용하여 구현하였다. 모델은 Fig. 11에 도시하였다. 지면(ground)과 가진기(excitation device) 사이를 부싱으

로 연결하였고, 가진기를 지면과 병진조인트로 연결하였다. 병진조인트에 랜덤 가진을 주어 가진에 따른 부상력을 도시하였다. Fig. 12는 신경망을 학습시키기 위해 사용했던 랜덤 가진 데이터이며, Fig. 13은 이 가진 데이터로 가진 했을 때의 부상력이다.

Fig. 13에서 'Experiment'와 'Simulation'은 각각 시험 및 신경망 부상을 이용한 DADS 프로그램의 해석 결과이다. 정확히 일치하지 않는 이유는 신경망을 학습시킬 때 지나치게 잘 맞으면(overfit) 다른 입력이 들어올 때는 못 따라가는 경향이 있으므로 최적적으로 되도록(optimal fit) 오차허용한도(error tolerance)를 조절하였기 때문으로 사료된다.

Fig. 14는 지수값(exp)이 1.6일 경우 랜덤 가진 데이터를 보여주고 있으며, Fig. 15는 그에 따른 결과를 나타내주고 있다. Fig. 16은 지수값(exp)이 1.4일 경우 랜덤 가진 데이터를 나타내고 있고, Fig. 17은 그에 따른 결과를 보여준다. 시뮬레이션 결과는 실험결과를 잘 예측하고 있음을 보여준다.

랜덤가진에 의해 학습된 신경망에 사인스weep함수(sine sweep function) 입력을 가하였다. Fig. 18에서 시뮬레이션 결과는 주파수와 진폭이 시험결과에 잘 따라가는 것을 확인 할 수 있는데, 인장 최대 피크치에 있어서 차이가 남을 알 수 있다. 이는 학습된 히스테리시스 기울기가 검증용 히스테리시스 기울기와 다른 데서 기인한 것으로 사료된다.

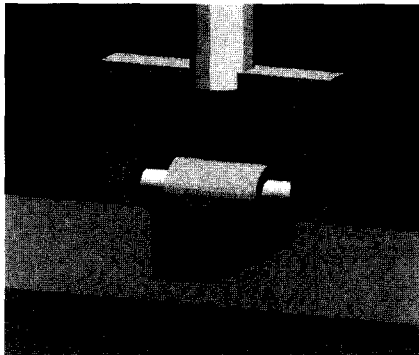


Fig. 11 Dynamic model of a bushing lateral test

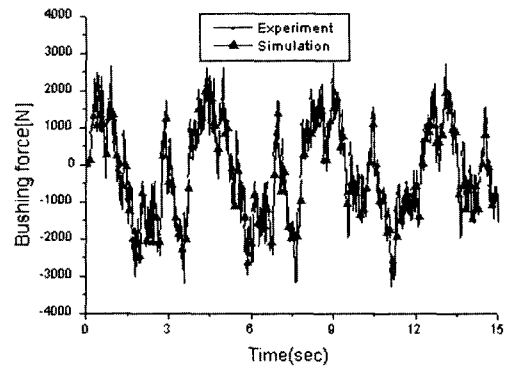


Fig. 13 Bushing forces (n=1.8)

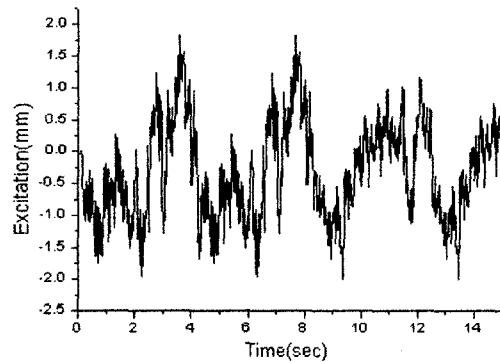


Fig. 14 Input data(n=1.6)

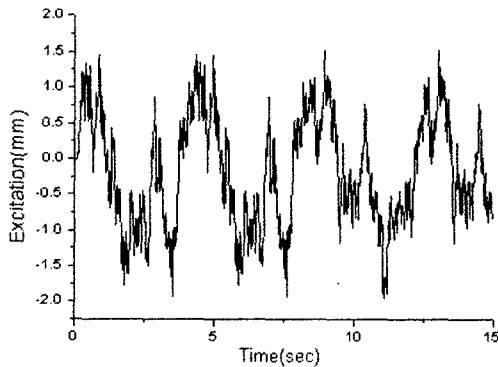


Fig. 12 Input data(n=1.8)

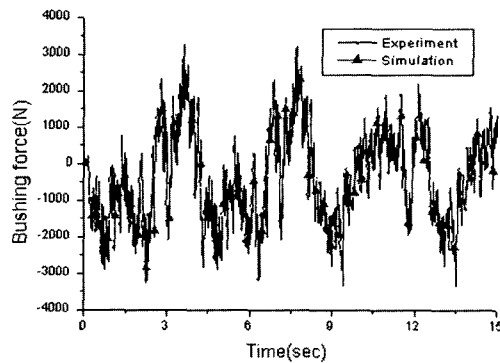


Fig. 15 Bushing forces (n=1.6)

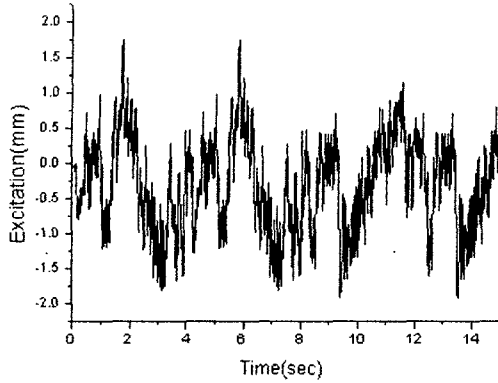


Fig. 16 Input data(n=1.4)

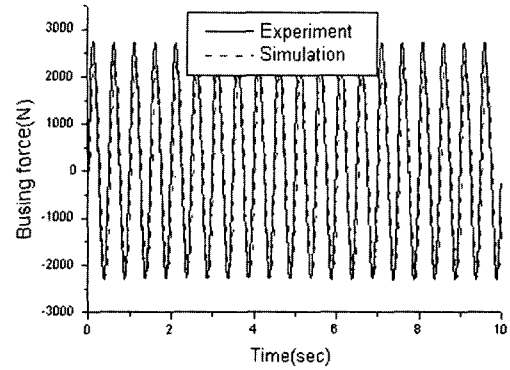


Fig. 18 Busing force due to sine sweep input

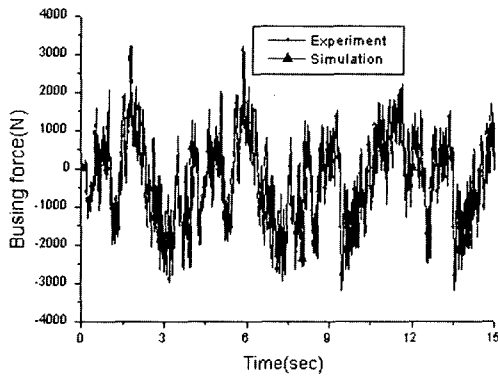


Fig. 17 Busing forces(n=1.4)

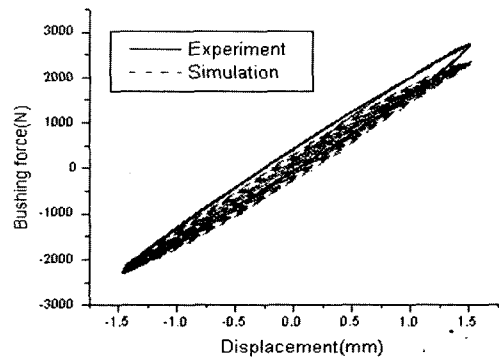


Fig. 19 Busing force vs. displacement due to sine sweep input

5. 결론

1) 신경망이론을 적용하여 부싱의 변위에 대한 힘을 예측할 수 있는 부싱모델을 개발하였다. 신경망을 위하여 오류 역전파 알고리즘과 나렌드라 알고리즘을 도입하여 부싱의 히스테리시스를 재현하고자 하였다.

2) 신경망 알고리즘을 위한 입력을 얻기 위해 MTS 내구시험기를 이용하여 부싱의 축방향과 반경방향의 힘과 변위와의 관계를 주파수 및 진폭별로 시험하였고, 랜덤 가진에 대한 시험도 행하였다.

3) 부싱 시험결과는 신경망을 통해 학습되었으며, 범용 다물체동역학 해석프로그램인 DADS의 사용자 정의 루틴을 이용하여 신경망 부싱 모델을 구현하였고, 수치예제를 통하여 신경망 부싱모델이 랜덤 입력에 대해 예측을 잘 함을 확인하였다.

4) 신경망을 이용한 1축 방향 부싱모델의 개발은 타당함을 확인하였으므로 향후 3축 내구시험기를

이용하여 3축이 동시에 가진 될 때의 부싱모델을 개발할 예정이다.

후 기

본 논문은 과학기술부 국가지정연구실사업(과제번호 M10203000017-02J0000-00910)의 지원으로 이루어졌습니다.

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) 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.
 - 9) E. Y. Kuo, "Testing and Characterization of Elastomeric Bushings for Large Deflection Behavior," SAE 970099, 1997.