

신경망 이론을 이용한 지진격리 장치의 비선형 모델링 기법 연구
: 납삽입 적층 고무베어링에 적용한 예
A Study on the Nonlinear Modeling of Base Isolator Systems
by a Neural Network Theory : Application to Lead Rubber
Bearings

허영철* 김영중** 김병현***
Huh, Young Cheol Kim, Young Joong Kim, Byung Hyun

ABSTRACT

In this paper, a study on the nonlinear modeling of lead rubber bearings(LRBs) by a neural network theory was carried out. The random tests on the LRB were used for a training of neural network model. Numerical simulations using the neural network model were performed on a scaled structural model with the LRBs excited by three type of seismic loads and compared with the shaking table tests. As a result, it was shown that the neural network model would be useful to a numerical modeling of LRB.

1. 서 론

풍하중 또는 지진하중을 받는 건물, 교량과 같은 대형 구조물의 동응답 감소를 위해 점성감쇠, 마찰감쇠 및 이력감쇠 특성 등을 이용한 에너지 소산장치가 종종 이용된다. 이 중에서 재료의 이력감쇠 특성을 이용한 납삽입 적층 고무베어링은 적층 고무의 낮은 강성과 중앙에 삽입된 납봉의 높은 에너지 흡수 성질 등 좋은 설계 조건을 갖고 있기 때문에 지진에 의한 상부 구조물의 손상을 방지하기 위한 지진격리 장치로 많이 활용되고 있다.

납삽입 적층 고무베어링은 고무 강성의 비선형성과 삽입된 납의 변형에 따른 강성의 변화 등 비선형 특성이 매우 크며, 제작 후 전단시험에 의한 동특성 평가가 필요하다. 국내에서는 납삽입 적층 고무베어링의 동특성 평가를 위한 많은 실험적 연구가 수행되었고[1,2,3], 이러한 비선형 이

* 정회원, 한국기계연구원 구조연구부, 선임연구원
** 정회원, 한국기계연구원 구조연구부, 선임연구원
*** 정회원, 한국기계연구원 구조연구부, 책임연구원

력특성을 수치적으로 모델링하기 위해 여러 가지 형태의 수학적 모델식이 제안되고 있다. 이 중에서 Wen[4]이 제안한 Bouc-Wen 모델은 특성 계수 값의 변화에 따라 다양한 형태의 이력 형상을 표현할 수 있다는 장점 때문에 건축, 토목분야의 비선형 해석 프로그램으로 잘 알려진 SAP2000 및 3D-BASIS에서 지진격리 장치의 비선형 요소로도 활용되고 있다.

Bouc-Wen 모델에서 이력 형상을 결정짓는 특성 계수들은 대상 지진격리 장치의 수평 전단시험으로부터 매번 추정되어야하나, 많은 시험에 의해 이미 그 형상이 잘 알려진 납삼입 적층 고무베어링의 경우에는 이력 형상과 관련된 특성 계수를 결정한 후 납의 항복변위, 항복 전후의 강성비 등과 같은 나머지 특성 계수를 추정하는 방법이 사용되기도 한다[6]. 이 경우 단순조화 하중에 의한 전단시험과 같은 비교적 간단한 실험으로부터 특성 계수 값을 추정할 수 있다는 장점이 있으나, 수평하중의 재하속도에 따른 특성 변화를 고려하기 어려운 단점이 있다. 실제로, 납삼입 적층 고무베어링의 경우 재하속도에 따른 변위-하중의 특성 변화가 존재하고 있고[2], 이로 인해 지진파와 단순조화 하중에 의한 이력곡선은 다소 다른 형태로 나타나기도 한다[7]. 재하속도에 따른 이력특성 변화 파악을 위해서는 주파수 변화에 따른 수많은 반복 실험을 수행해야 하는 한편, 이를 적절히 고려할 수 있는 특성 계수를 추출하기도 쉬운 일은 아니다.

인간 두뇌의 학습 및 연상기억 능력을 모사하기 위해 시작된 신경망 이론은 최근 이를 이용하여 비선형 점성 감쇠요소를 효율적으로 모델링하려는 적용 연구가 시도되고 있다[8]. 신경망 이론을 이용한 모델링에서는 수학적 모델링에 사용되는 특성 계수가 필요하지 않으며, 입력과 출력사이에는 뉴런과 이들을 연결하는 시냅스 연결강도로 구성되어 일종의 전달함수와 같은 역할을 수행한다. 따라서, 잘 정의된 변위입력에 대한 전단하중 계측결과를 학습 데이터로 활용한다면 한번의 전단시험 결과만으로 대상 지진격리 장치의 이력특성을 효율적으로 추정할 수 있다는 장점이 있다.

본 연구에서는 신경망 이론 중에서 널리 사용되고 있는 다층 퍼셉트론 구조의 신경망을 구성하여 납삼입 적층 고무베어링의 모델링에 적용하였다. 구성된 신경망의 학습(Training)과 예측(Prediction) 정도를 확인하기 위해 납삼입 적층 고무베어링이 적용된 6층 프레임 구조물 모델의 지진응답 실험 결과[7]를 이용하였다. 신경망의 학습을 위해 RMS 0.2g 가속도 크기의 랜덤 하중에 대한 대상 지진격리 장치의 변위-하중 계측결과를 이용하였고, 임의의 전단변위 입력에 대한 전단하중의 예측정도 확인을 위해 Elcentro, Kobe 및 Taft 지진파에 대한 응답실험 결과를 이용하였다. 아울러, 대상 지진격리 장치의 수평 전단시험으로부터 추정된 특성 계수를 이용하여 구성된 Bouc-Wen 모델을 이용하여 동일한 예제 계산을 수행하고 신경망 이론에 의한 계산결과와 비교하였다. 예제 계산 결과로부터 신경망 이론을 적용한 비선형 모델링이 충분히 유용할 수 있음을 확인하였다.

2. 납삼입 적층 고무베어링의 비선형 수학적 모델링

2.1 Bouc-Wen 모델링

Wen이 제안한 Bouc-Wen 모델은 특성 계수 값의 변화에 따라 다양한 형태의 이력 형상을 표현할 수 있으며, 1축 방향에 대한 이력 형상 모델식은 다음과 같다[4].

$$\dot{z} = A\dot{u} - \gamma|\dot{u}|z|z|^{n-1} - \beta\dot{u}|z|^n \quad (1)$$

여기서, z 는 무차원 이력 특성치, $|z| \leq 1$

A, γ, β 는 이력 형상을 결정하는 형상 계수

Bouc-Wen 모델을 기초로 Nagarajaiah[5] 등이 제안한 elastomeric bearing에 대한 이력 형상 모델과 비선형 복원력은 (2),(3)식과 같으며, 특히 많은 실험에 의해 그 형상이 잘 알려진 납삽입 적층 고무베어링에 대한 형상 계수 값으로서 $A = 1.0, \gamma = \beta = 0.5$ 을 사용하고 있다[6].

$$\dot{z}Y = A\dot{u} - z^2[\gamma \text{sgn}(\dot{u}z) + \beta] \quad (2)$$

$$F = \alpha k_1 u + (1 - \alpha) Yz \quad (3)$$

여기서, Y 는 항복 변위, $\alpha = \frac{k_2}{k_1}$,

k_1 는 초기 강성, k_2 는 항복 후 강성

$$\text{sgn}(\dot{u}z) = 1 (\dot{u}z > 0), \text{sgn}(\dot{u}z) = -1 (\dot{u}z < 0)$$

대상 지진격리 장치로서 납삽입 적층 고무베어링을 택하여 이에 대한 특성 실험을 수행하고, (3)식의 특성 계수들을 추정하였다. 수직하중을 20kN으로 일정하게 유지시킨 상태에서 수행된 특성 실험 결과는 그림 1에 보였다. 한편, 본 논문에서 관심있는 변위 영역은 15mm이하이므로, 8mm와 15mm의 변위-하중 곡선으로부터 추정된 특성 계수들은 표 1에 보였다.

표 1. 납삽입 적층 고무베어링의 특성 계수 추정 값

특성 계수	추정 값
초기강성 k_1	5000 N/mm
항복 후 강성 k_2	250 N/mm
강성 비 α	0.05
Characteristic strength Q	2,300 N
항복변위 Y	0.48 mm

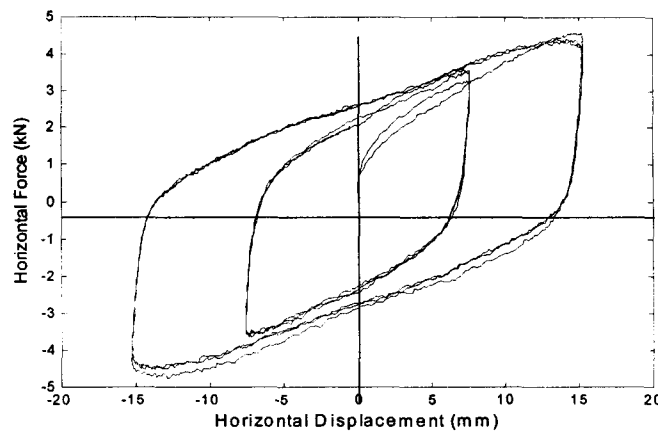


그림 1. 납삽입 적층 고무베어링의 변위-하중 곡선

2.2 신경망 이론을 이용한 모델링

인간 두뇌의 학습 및 연상능력을 모사하는 것에서부터 출발한 신경망 이론은 주로 패턴인식 문제를 해결하기 위한 방안으로 적용되어 왔다. 그러나, 비선형 요소가 포함된 계의 비선형 곡선적합 문제에서 개선된 해를 줄 수 있는 것으로 알려지면서 입출력의 사상(mapping) 문제에도 널리 적용되고 있다.

신경망 구조는 기본적으로 다수의 뉴런(neuron)들로 구성된다. 각각의 뉴런에서는 입력 x_j 를 받아들여 가중치 w_{kj} 를 곱한 다음 이를 모두 더한 후 비선형 활성화 함수(activation function)를 통과시켜 출력 y_k 를 얻는다. 단층 구조에서 뉴런의 기본 연산과정은 다음과 같다.

$$v_k = \sum_j w_{kj}x_j + b \quad (4)$$

$$y_k = \phi(v_k) \quad (5)$$

여기서, x_j, y_k 는 입출력

w_{kj} 는 시냅스 연결강도(synaptic weights)

b 는 바이어스(bias)

$\phi(\cdot)$ 는 비선형 활성화 함수

한편, 복잡한 입력특성을 갖는 비선형 요소에서 현재의 출력 y_t 는 현재의 입력 x_t , 과거의 입력 x_{t-1}, x_{t-2}, \dots , 그리고 과거의 출력 y_{t-1}, y_{t-2}, \dots 에 의해서 결정된다. 어떤 적절한 전달 함수 F 가 있다고 가정할 때 비선형 요소의 입출력 함수관계식은 다음과 같다[8].

$$y_t = F(x_t, x_{t-1}, \dots, x_{t-i}, y_{t-1}, y_{t-2}, \dots, y_{t-j}) \quad (6)$$

여기서, t 는 시간 지수

x_t 는 현재의 입력(변위)

y_t 는 현재의 출력(하중)

i, j 는 각각 과거의 입출력 개수

본 논문에서는 신경망 구조 중에서 널리 사용되고 있는 다층 퍼셉트론을 이용하여 3개의 은닉층(hidden layer)과 하나의 출력층(output layer)으로 구성된 4층 구조의 신경망을 구성하였다. 입력층의 뉴런을 포함하여 총 46개의 뉴런을 배치하고, 비선형 활성화 함수로써 hyperbolic tangent 시그모이드 함수를 사용하였다. 한편, 신경망을 구성하는 뉴런과 층의 개수의 결정문제에 있어 몇 개가 타당한 것인가에 관해서 현재까지 밝혀진 바는 없다. 다만, VC차원 이론에 근거하여 학습 패턴수를 결정하는 방법이 제안되어 있고, 이를 바탕으로 전체 뉴런의 수를 결정하였다[9].

구성된 신경망의 학습을 위해 RMS 0.2g 가속도 크기의 랜덤 하중에 대한 변위-하중 계측결과를 이용하였다. 오차보정 학습방법 중의 하나인 오류역전파 알고리즘(back propagation)을 이용하여 오차 에너지의 rms 값이 수렴할 때까지 여러 차례에 걸쳐 반복 학습하였으며, 연결강도의 조절은 일반화된 델타규칙(Generalized delta rule)을 적용하였다. 학습에 사용된 변위-하중 곡선의 실험 데이터와 이를 이용하여 신경망이 학습한 결과를 그림 2에 보였다. 일부 영역에서의 오차를

감안하더라도 충분히 학습된 것으로 판단된다.

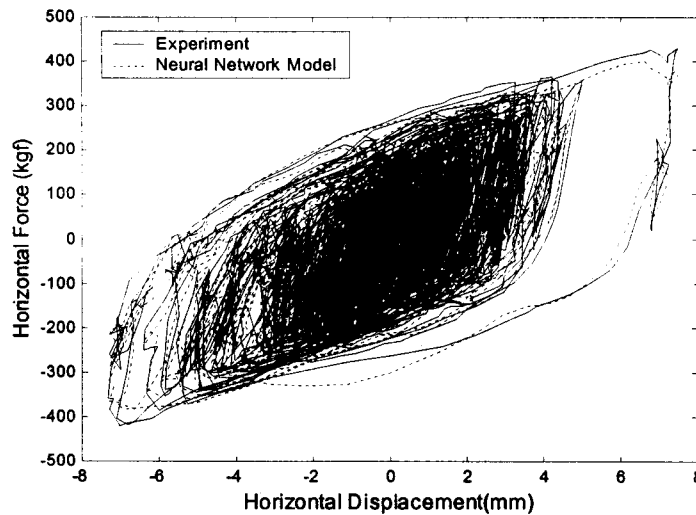


그림 2. 랜덤하중에 의한 변위-하중 데이터의 신경망 학습 결과

3. 지진파에 대한 예제 계산 및 고찰

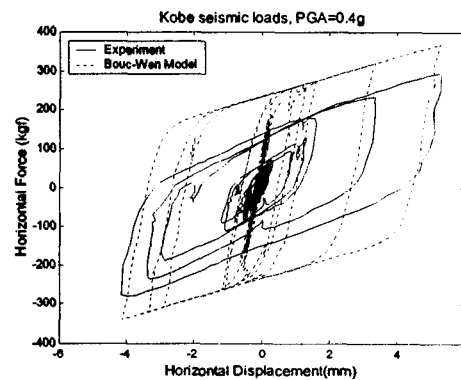
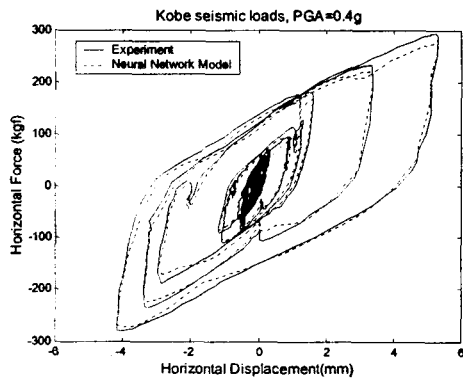
대상 납삽입 적층 고무베어링을 적용한 6층 프레임 구조물에 대해서 1축 방향의 지진응답 실험이 수행되었다. 대상 구조물은 약 3.5m의 높이에 각 층마다 4개의 원형 기둥과 직사각형 후판으로 구성되며, 총 중량은 약 8 ton이다. 납삽입 적층 고무베어링은 구조물 기초부의 각 코너에 총 4개가 설치되었고, 하중계와 변위계를 이용하여 전단변위와 하중을 계측하였다. 지진파의 주파수 특성과 세기에 따른 영향을 파악하기 위하여 Elcentro 지진파, Kobe 지진파 그리고 Taft 지진파를 선정하여 각각 PGA 0.4g, 0.7g 두 가지 경우에 대한 지진응답 실험을 수행하였다. 아울러, 계측된 전단변위가 입력으로 주어질 때 대상 지진격리 장치의 수치적 모델에서 계산된 전단하중의 결과가 실험결과와 어느 정도 부합하는지를 살펴보기 위해 Bouc-Wen 모델과 신경망 모델을 이용한 수치계산을 수행하였다. 수치 계산결과는 변위-하중 곡선으로 표현하여 그림 3~5에 보였다.

그림 3~5에서 보듯이 신경망 모델에 의한 결과는 Bouc-Wen 모델에 비해 실험결과의 복잡한 이력곡선을 비교적 잘 추종하고 있음을 알 수 있다. 이는 특성실험으로부터 추출된 Bouc-Wen 모델의 특성 계수들이 일정한 값으로 고정되어, 변위크기에 따른 이력특성 변화를 고려하지 못하는 반면 신경망 모델은 다양한 패턴에 대한 학습을 통해 이를 충분히 고려할 수 있기 때문인 것으로 추정된다.

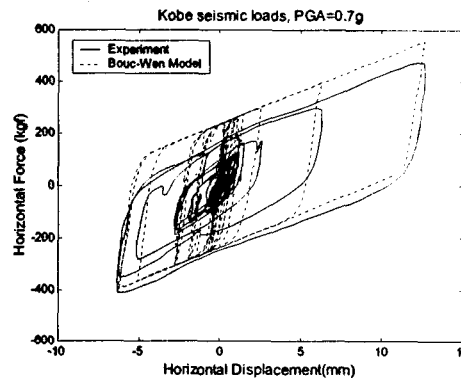
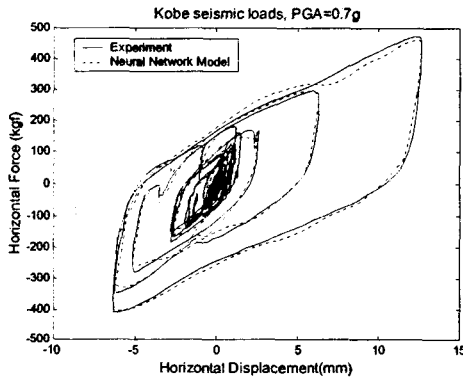
신경망 모델에 의한 결과를 살펴보면 지진파의 주파수 특성에 따른 뚜렷한 결과의 차이를 볼 수 없었는데, 이는 학습 데이터로 활용된 랜덤 하중에 의한 전단변위의 에너지 밀도가 전 주파수 영역에 걸쳐 비교적 고르게 분포되어 있기 때문인 것으로 판단된다. 지진파 세기에 따른 결과를 살펴보면 PGA 0.4g 지진파의 경우 전체적으로 계측결과보다 조금 작은 값으로 계산됨을 볼 수 있고, PGA 0.7g 지진파의 경우 일부 구간에서 계측결과에 비해 약간 큰 값으로 계산되었다. 학습 데이터의 변위 구간이 $\pm 8mm$ 이내임을 감안할 때 학습 범위를 벗어나는 PGA 0.7g 세기의 지진

파에 대한 전단하중은 외삽(extrapolation)추정에 의한 계산결과로 판단된다. 그러나, 이러한 계산 오차에도 불구하고 신경망 모델에 의한 계산 결과는 주어진 조건 내에서 충분히 신뢰할 만한 것으로 판단되며, 학습 범위 바깥 영역에서의 외삽추정에 의한 오차도 그리 크지 않은 것으로 보인다. 하지만, 학습 범위 바깥 영역에서의 본 계산 결과가 신경망 이론의 일반적인 현상으로 단정하기는 어렵다.

Bouc-Wen 모델을 적용한 결과를 살펴보면, 지진파 종류와 그 세기에 따라 계산 정도가 다르게 나타난다. 항복 후의 강성인 k_2 의 경우 실험결과와 대체로 부합하고 있으나, 변위 zero에서 하중 축을 통과하는 characteristic strength Q의 경우 Bouc-Wen 모델에서는 일정한 값을 갖는데 비해 실험결과는 전단변위의 크기에 따라 다른 값을 갖는다. 이로 인해 전단변위 8mm 이하에서의 전단하중이 실험결과에 비해 다소 과대평가되었음을 볼 수 있다. 반면, PGA 0.7g의 경우 양호한 결과를 보여주는데, 이는 Bouc-Wen 모델의 특성 계수가 PGA 0.7g에 대한 특성에 좀 더 가까운 값으로 추정되었기 때문인 것으로 판단된다.

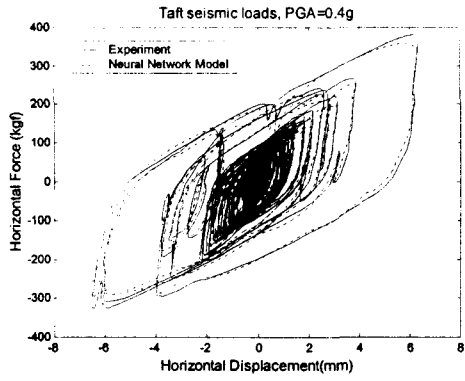


(a) Neural Network Model 계산결과(PGA 0.4g) (b) Bouc-Wen Model 계산결과(PGA 0.4g)

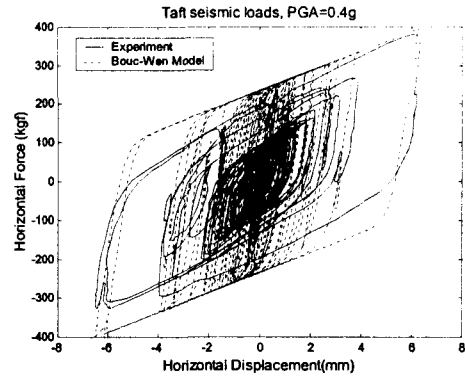


(c) Neural Network Model 계산결과(PGA 0.7g) (d) Bouc-Wen Model 계산결과(PGA 0.7g)

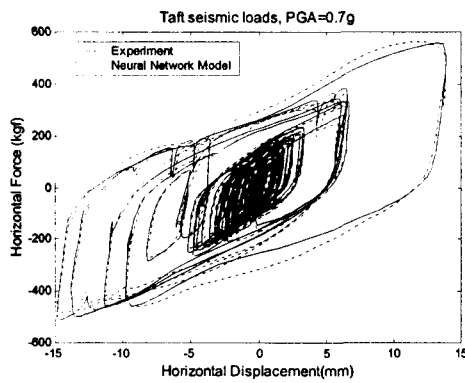
그림 3. PGA 0.4g, 0.7g 세기의 Kobe 지진파에 의한 전단하중 계산결과 비교



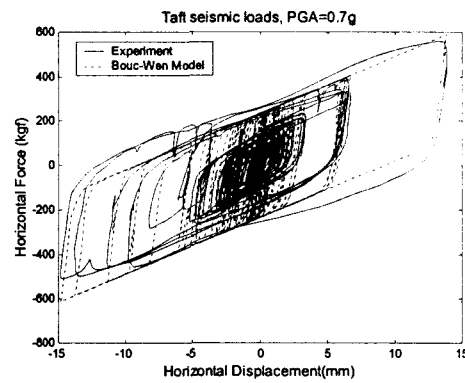
(a) Neural Network Model 계산결과(PGA 0.4g)



(b) Bouc-Wen Model 계산결과(PGA 0.4g)

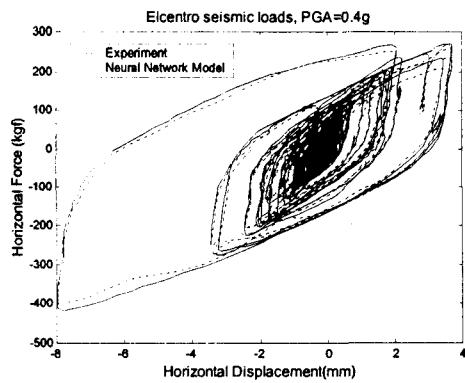


(c) Neural Network Model 계산결과(PGA 0.7g)

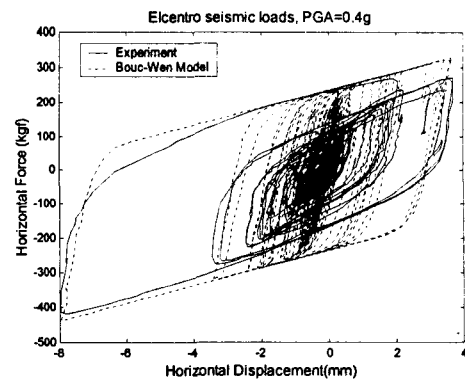


(d) Bouc-Wen Model 계산결과(PGA 0.7g)

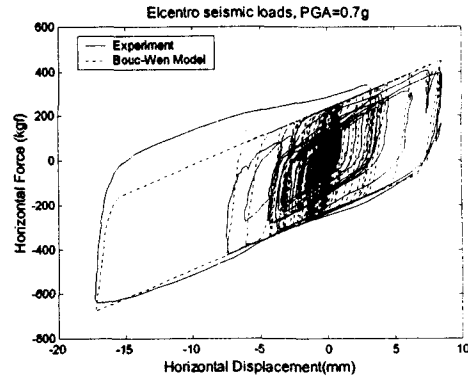
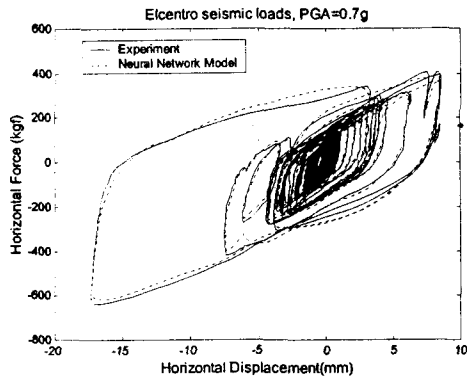
그림 4. PGA 0.4g, 0.7g 세기의 Taft 지진파에 의한 전단하중 계산결과 비교



(a) Neural Network Model 계산결과(PGA 0.4g)



(b) Bouc-Wen Model 계산결과(PGA 0.4g)



(c) Neural Network Model 계산결과(PGA 0.7g) (d) Bouc-Wen Model 계산결과(PGA 0.7g)

그림 5. PGA 0.4g, 0.7g 세기의 Elcentro 지진파에 의한 전단하중 계산결과 비교

4. 결론

신경망 모델에 의한 지진격리 장치의 지진응답 특성 계산으로부터 다음과 같은 결론을 얻었다.

- 1) 본 예제 계산을 통해 신경망 모델은 Bouc-Wen 모델에 비해 실험결과와 복잡한 이력곡선을 비교적 잘 추종함을 볼 수 있었다. 따라서, 신경망 모델이 다양한 패턴에 대한 학습을 통해 대상계의 이력 특성을 충분히 고려한다면 지진격리 장치와 같은 비선형 모델링에 유용하게 적용할 수 있다고 판단한다.
- 2) 또한, 신경망 이론의 일반적인 특성으로 단정할 수는 없지만, 학습범위 바깥 영역의 입력에 대해서도 본 예제 계산에서는 충분히 신뢰할 만한 결과를 주었다.

후기

본 연구는 과학기술부의 지원 하에 국가지정연구실 사업으로 수행 중인 “제진장치를 활용한 제진 설계기술 개발” 과제의 일환으로 수행되었다.

참고문헌

1. 김 대곤, 이 상훈, 김 대영, 박 칠립, “적층고무베어링과 납-고무베어링의 내진 성능에 관한 실험적 평가”, 한국지진공학회논문집, 제 2권 제 4호, 1998, pp.53-62
2. 전 영선, 최 인길, 유 문식, “수평 전단시험에 의한 납 삽입 적층고무베어링의 기계적 특성 평가”, 한국지진공학회논문집, 제 5권 제 6호, 2001, pp.1-10
3. 김 두훈, 정 길영, “수평 전단시험에 의한 납 삽입 적층고무베어링의 기계적 특성 평가”, 한국지진공학회논문집, 제 6권 제 2호, 2002, pp.73-77
4. Y. K. Wen, “Equivalent Linearization for Hysteretic Systems Under Random Excitation”, Journal of Applied Mechanics, Vol. 47, 1980.

5. S. Nagarajaiah, A. M. Reinhorn and M. C. Constantinou, "Nonlinear Dynamic Analysis of 3-D Base-Isolated Structures", *Journal of Structural Engineering*, Vol. 117, 1991.
6. "SAP2000 Analysis Reference, Computers and Structures, Inc", 1998.
7. 허 영철, 김 병현, 김 영중, 문 석준, "납삽입 적층고무 및 마찰진자형 면진장치 적용 구조물의 지진응답 해석", 한국지진공학회 추계 학술발표회 논문집, 제 4권 제 2호, 2000, pp.415-423.
8. A. J. Barber, "Accurate Models fro Bushings and Dampers using the Empirical Dynamics Method", MTS Technical Report, 2000.
9. 윤 정방 외, "신경망기법을 이용한 대형구조물의 손상도추정 전산프로그램의 개발에 관한 위탁 연구보고서", 한국표준과학연구원, 1998.