

# 신경회로망을 이용한 폐회로 현가장치의 시스템 모델링

## An Empirical Closed Loop Modeling of a Suspension System using a Neural Networks

김 일 영(전북대 대학원), 정 길 도(전북대 공대), 노 태 수(전북대 공대), 홍 동 표(전북대 공대)

Il Young Kim(Graduate School, Chonbuk Univ.), Kil To Chong(Chonbuk Univ.),

Tae Soo No(Chonbuk Univ.), Dong Pyo Hong(Chonbuk Univ.)

### ABSTRACT

The closed-loop system modeling of an Active/semiactive suspension system has been accomplished through an artificial neural Networks. The 7DOF full model as the system equation of motion has been derived and the output feedback linear quadratic regulator has been designed for the control purpose. For the neural networks training set of a sample data has been obtained through the computer simulation. A 7DOF full model with LQR controller simulated under the several road conditions such as sinusoidal bumps and the rectangular bumps. A general multilayer perceptron neural network is used for the dynamic modeling and the target outputs are feedback to the input layer. The Backpropagation method is used as the training algorithm. The modeling of system and the model validation have been shown through computer simulations.

**Key Words :** Active/semiactive suspension system(능동/반능동 현가장치), neural networks(신경회로망), DOF(자유도), training(훈련), learning(학습), backpropagation(역전파)

### 1. 서 론

차량에 부착되는 현가 장치는 승차감, 조종 안정성, 그리고 차체 보호 등과 같은 중요한 역할을 한다[6][7]. 다시 말해, 현가 장치는 불규칙적인 노면에서 주행할 때, 차체의 상하 혼들림으로 인한 수직가속도를 덜어주고, 노면과 타이어의 충분한 접촉을 유지시켜 운행시 안정성을 유지하며, 과격한 노면의 상태로 인해 차체에 전달되는 충격을 완화시켜 차체와 차량의 부속품들을 보호하여 안전한 운전을 할 수 있게 해준다.

현가 장치는 크게 수동형, 능동형과 반능동형으로 나눌 수 있다[1]. 수동형은 단순히 스프링과 댐퍼만으로 구성된 것으로서 이미 널리 사용되고 있다. 경제적이고 현가 장치로서의 신뢰도가 높지만 고유의 물리적 특성으로 인해 더 이상의 성능향상을 기대하기란 어렵다. 이러한 한계점을 극복하고자 능동형 현가 장치를 개발하기에 이르렀으며, 이는 스프링과 댐퍼가 없고 구동기를 이용하여 차체를 제어하도록 설계되었다. 능동형 현가 장치는 수동형 현가 장치보다 월등히 나은 성능을 보여 주지만 구동기를 제어하는데 복잡한 알고리즘을 구상해야 하고, 구동기의 동작을 위한 큰 외부 동력이 필요하여 경제적이지 못한 단점을 가지고 있다. 이러한 이유 때문에 현재까지 널리 실용화되지 못하고 있는 실정이다. 이러한 문제점들을 해결하기 위해 수동형과 능동형의 장점을 이용한 것이 반능동형 현가 장치이다. 반능동형 현가 장치는 수동형에 있는 스프링과

댐퍼를 그대로 사용하고 스프링의 강도나 댐퍼내 오일 점도를 조절하는 제어기를 부착한 것이다. 경제적이고 성능 향상 면에 있어서도 능동형과 비슷한 결과를 얻을 수 있다. 제어기 설계 관점에서 볼 때 반능동형 현가 장치도 능동형 현가 장치에서처럼 구동기를 제어하는 제어 알고리즘을 필요로 한다.

신경회로망은 다수의 간단한 처리 소자들로 구성되어 있어 인간의 두뇌처럼 병렬 분산 처리를 할 수 있는 시스템이다. 많은 예제 패턴들을 통하여 내부의 연결 강도를 조정하게 되고 이러한 학습을 반복하므로써 신경회로망은 잘 학습된 네트워크를 구축하게 된다. 이미 학습된 신경회로망을 가지고, 학습했던 유사한 패턴을 인식할 수도 있고 새로운 패턴을 인식하며, 이미 학습된 신경회로망을 가지고 새로운 패턴을 추가하여 학습함으로써 또 다른 네트워크를 구성할 수도 있다.

본 연구에서는 능동형·반능동형 현가장치를 신경회로망에 적용하는데 최적제어 시스템에서 얻어진 결과를 이용하고자 한다. 이 때 신경회로망의 구조는 Narendra[5]에 의해 제안된 형태를 이용하고 학습방법으로는 널리 알려진 역전파(Back Propagation) 알고리즘을 이용하였다.

### 2. 차량 모델링과 제어기 설계

#### 2.1 전체 차량(Full Car)의 모델링

1/4, 1/2 차량 모델은 차량의 부분적인 운동 특성을 아

는 데는 유용하지만 차량 전체의 운동 특성을 알기에는 부족하다. Full Car의 자유도는 그림 1에서 보는 바와 같이 전·후 차륜 각각 2개씩해서 4 자유도(DOF)와 차체의 수직 이동, 앞솔림/뒷솔림 운동, 그리고 Roll 운동을 모두 합해 7 DOF를 갖는다. 핸들링과 관계되는 요(Yaw)운동을 비롯해 더 많은 자유도가 있겠지만, 본 연구에서는 이러한 운동은 고려하지 않고 7 자유도를 갖고 정속 전진 운행하는 차량의 운동 방정식을 이용하였다.

### 2.1.1 Vehicle Heave Motion

먼저 차체의 상하 운동 방정식은 다음과 같다:

$$M \ddot{X}_v = \sum_{i=1}^4 F_i + \sum_{i=1}^4 U_i . \quad (1)$$

여기서  $F_i (i=1, 2, 3, 4)$ 는 차체  $M$ 에 대한 스프링과 림퍼의 반발력을 나타내고  $F_i = -K_i S_i - C_i \dot{S}_i$ 로서  $K_i$ 는 스프링 상수를,  $C_i$ 는 림퍼 상수를, 그리고  $S_i$ 는 Suspension Stroke를 의미한다. 그리고 숫자(1, 2, 3, 4)는 다음과 같이 정의 한다. 즉 1은 전방좌측, 2는 전방우측, 3은 후방좌측, 4는 후방우측을 나타낸다. 그리고  $U_i$ 는 각 현가 장치의 능동 제어력을 나타낸다. Suspension Stroke  $S_i$ 는 차량과 차체 사이의 현가 장치 거리를 의미하며,  $S_i$ 는

$$S_i = [X_v + e_1 \cdot (Rb_i)] - X, \quad (2)$$

이다. 여기에서  $e_1 = (1 \ 0 \ 0)$ 는 관성 좌표계의 X축을 나타내는 단위 벡터이고,  $b_i = (0 \ b_i^y \ b_i^z)^T$ 는 현가 장치의 차량축 부착 위치벡터를 나타낸다. 그리고  $R$ 은 몸체 좌표계에서 관성 좌표계로 좌표변환 행렬을 나타내고 다음과 같이 쓸 수 있다.

$$R = \begin{bmatrix} \cos \psi & -\sin \psi & 0 \\ \sin \psi & \cos \psi & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \cos \theta & 0 & \sin \theta \\ 0 & 1 & 0 \\ -\sin \theta & 0 & \cos \theta \end{bmatrix}. \quad (3)$$

여기서  $\theta$ 는 차체의 피치(pitch) 각을,  $\psi$ 는 롤(roll) 각을 나타내며  $\theta$ 와  $\psi$ 는 미소 값으로 가정하였다.

### 2.1.2 Vehicle Pitch와 Roll Motion

이번엔 차량의 Y축 방향의 피치 운동 방정식을 살펴보면 다음과 같다:

$$J_p \ddot{\theta} = \sum_{i=1}^4 (\mathbf{b}_i \times \mathbf{F}_i) \cdot \mathbf{e}_2 . \quad (4)$$

여기서  $J_p$ 는 피치 관성 모멘트(Pitch Moment of Inertia)이고,  $\mathbf{e}_2 = (0 \ 1 \ 0)^T$ 는 차량 몸체 좌표계의 Y축을 나타내는 단위 벡터를 의미한다. 그리고  $\mathbf{F}_i = R \begin{bmatrix} F_i \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}$ 이다.

유사한 방법으로 Z축 방향의 롤(Roll)의 운동을 방정식으로 나타내면,

$$J_r \ddot{\psi} = \sum_{i=1}^4 (\mathbf{b}_i \times \mathbf{F}_i) \cdot \mathbf{e}_3 \quad (5)$$

이며,  $J_r$ 은 롤의 관성 모멘트(Roll Moment of Inertia)를 의미하고,  $\mathbf{e}_3 = (0 \ 0 \ 1)^T$ 는 차량 몸체 좌표계의 Z축을 나타내는 단위 벡터이다.

### 2.1.3 Tire Vibration Motion

모두 4 DOF를 갖는 차륜의 운동 방정식을 유도해 보면 다음과 같다:

$$m_i \ddot{X}_i = -F_i - k_i^t (X_i - w_i) . \quad (6)$$

여기에서  $k_i^t$ 는 타이어의 강성계수이고,  $w_i$ 는 각 타이어가 접촉하고 있는 노면의 굴곡 상태를 의미한다. 그래서 4 개 차륜의 운동 방정식은 현가 장치로 부터의 반발력  $F_i$ 와 노면과 Tire 사이의 반발력  $k_i^t (X_i - w_i)$ 로 표현할 수 있다.

### 2.1.4 전체 차량 모델의 상태 방정식

식 (1)-(6)을 상태방정식으로 표현하면 다음과 같다:

$$\dot{\mathbf{Z}} = \mathbf{AZ} + \mathbf{BU} + \mathbf{GW} \quad (7)$$

로써, 상태 변수는 다음과 같다.

$$z_1 = X_v \text{ (Vehicle Heave)}, \quad z_8 = \dot{X}_v \text{ (Heave Rate)},$$

$$z_2 = \theta \text{ (Vehicle Pitch)}, \quad z_9 = \dot{\theta} \text{ (Pitch Rate)},$$

$$z_3 = \psi \text{ (Vehicle Roll)}, \quad z_{10} = \dot{\psi} \text{ (Roll Rate)},$$

$$z_4 = X_1 \text{ (전방좌측 차륜 절대 변위)},$$

$$z_5 = X_2 \text{ (전방우측 차륜 절대 변위)},$$

$$z_6 = X_3 \text{ (후방좌측 차륜 절대 변위)},$$

$$z_7 = X_4 \text{ (후방우측 차륜 절대 변위)},$$

$$z_{11} = \dot{X}_1 \text{ (전방좌측 차륜 절대 속도)},$$

$$z_{12} = \dot{X}_2 \text{ (전방우측 차륜 절대 속도)},$$

$$z_{13} = \dot{X}_3 \text{ (후방좌측 차륜 절대 속도)},$$

$$z_{14} = \dot{X}_4 \text{ (후방우측 차륜 절대 속도)},$$

$$\mathbf{Z} = [z_1 \ z_2 \ z_3 \ z_4 \ z_5 \ z_6 \ z_7 \ z_8 \ z_9 \ z_{10} \ z_{11} \ z_{12} \ z_{13} \ z_{14}]^T,$$

$$\mathbf{U} = [u_1 \ u_2 \ u_3 \ u_4]^T, \quad \mathbf{W} = [w_1 \ w_2 \ w_3 \ w_4]^T \text{ 을 의미한다.}$$

## 2.2 제어기 설계

반동형과 능동형 현가 장치는 제어 알고리즘으로 인해 동작하는 제어기를 필요로 한다. 본 연구에서는 최적 제어 이론을 바탕으로 한 제어기를 설계하고자 한다.

제어하고자 하는 차량 모델의 상태방정식이 식(7)과 같을 때 출력 되먹임 최적 제어 방법을 이용하여 제어기를 설계하였다. 이는 출력 만을 가지고도 제어기를 설계할 수 있다는 장점이 있기 때문이다. 제어 입력  $u(t)$ 는 다음과

같다:

$$u(t) = -K y(t). \quad (8)$$

그리고 LQR(Linear Quadratic Regulator) 제어기 설계의 성능지수는 다음과 같다:

$$J = \frac{1}{2} \int_0^{\infty} (Z^T Q Z + u^T R u) dt. \quad (9)$$

성능지수를 최소로 하는  $u(t)$  를 구하기 위해 우선,  $K$  (Kalman Gain)를 구한다.

$K$  를 구하는 데는 Riccati Equation 과 Lyapunov Equation을 이용한 Matlab soft-ware를 이용하였다 [9][10].

### 3. 신경회로망

지금까지 전체 차량을 모델링하여 최적 제어기를 설계하여 시뮬레이션 결과를 살펴 보았다. 이제, 입력값과 제어기에서 얻은 결과를 가지고 신경회로망을 이용한 폐회로 시스템의 모델링을 살펴보자.

#### 3.1 신경회로망 설계

신경회로망의 학습 알고리즘은 역전파(Back Propagation) 알고리즘[2]을 이용하고 기본적인 신경회로망 구조는 Narendra에 의해 소개된 것으로 그림 2에 나타나 있다.

신경회로망의 입력층은 모두 19개의 입력값들을 가진다. 4개의 차륜에 접촉되는 불규칙한 노면에 의한 입력값  $w_1(k) \sim w_4(k)$ , 노면 입력시 최적 제어로직에서 얻은 Suspension 제어력  $u_1(k) \sim u_4(k)$ , 노면 입력의 전단계 값  $w_1(k-1) \sim w_4(k-1)$ , 제어력의 전단계 값  $u_1(k-1) \sim u_4(k-1)$ , 전단계의 출력값  $y(k-1)$ 과 전 전단계의 출력값  $y(k-2)$ , 그리고 편차(-1)로 구성된 입력들이 하나의 패턴을 이룬다. 은닉층은 2개를 사용하였으며, 은닉층1은 19개의 입력노드와 15개의 출력 노드로 되어 있고, 은닉층2는 16개(편차 포함)의 입력노드와 10개의 출력노드로 되어 있다. 출력층은 11개의 입력노드와 1개의 출력노드로 되어 신경회로망에 의해 학습된 결과를 얻어낸다.

신경회로망을 학습시키기 위해서는 입력데이터와 목표 출력데이터가 필요하다. 입력데이터는 노면의 상태와 노면의 입력시 제어로직을 통해 얻어진 제어력으로 되어 있다. 1개의 입력 패턴(pattern)은 19개의 입력값을 가지고 있고 1개의 노면(road)은 500개의 패턴으로 되어 있다. 전체 로드(road)의 종류는 표 1에서처럼 10가지의 샘플링(sampling) 로드와 2가지의 테스트(test) 로드이며 10개의 샘플링 로드는 신경회로망을 학습하는데 이용되고 2개의 테스트 로드는 최종적으로 학습된 신경회로망의 성능을 검증하는데 사용된다. 출력 데이터는 최적 제어기에 의해 얻어진 값들이고 전체 10개의 로드는 각각 500개의 출력 패턴을 가지고 있다.

#### 3.2 신경회로망 학습

학습 알고리즘으로 역전파 알고리즘을 이용하자. 입력층에 제시된 데이터는 은닉층의 각 노드를 거쳐 출력층을 통해 결과를 내게 된다. 이 출력값과 목표 출력값을 비교하여 그 차이를 감소하는 방향으로 연결 강도(weight)를 조절하게 되는데 이러한 학습을 계속하여 원하는 결과를 얻을 때까지 반복하게 된다. 또는 지정된 학습 횟수만큼 학습을 하게 된다.

학습 과정[2]을 살펴보면 다음과 같다. 먼저, 연결강도와 학습 상수(learning constant)를 초기화시킨다. 연결강도의 초기화 범위는  $-1.0 \sim 1.0$ 이다. 초기화가 끝나면 학습 패턴을 설정하는데 다음은 각각 입력 패턴과 목표 출력 패턴을 나타낸다.

입력 패턴 :  $z_1, z_2, z_3, \dots, z_{500}$

출력 패턴 :  $d_1, d_2, d_3, \dots, d_{500}$

입력 패턴이 제시된 후, 은닉층1에서 연결강도  $w(1)$ 과 입력값  $z_i$ 에 의해 출력을 내고,

$$z \leftarrow z_i, \quad d \leftarrow d_i$$

$$y(1)_j = f(w(1)_j^t z), \quad \text{for } j = 1, 2, 3, \dots, 15$$

은닉층2에서는 연결강도  $w(2)$ 와 은닉층1의 출력값  $y(1)$ 에 의해 출력을 낸다.

$$y(2)_k = f(w(2)_k^t y(1)), \quad \text{for } k = 1, 2, 3, \dots, 10$$

그리고 출력층에서는 연결강도  $w(3)$ 과 은닉층2의 출력값  $y(2)$ 에 의해 최종 출력값을 낸다.

$$o_l = f(w(3)_l^t y(2)), \quad \text{for } l = 1 \dots$$

이 때, 함수  $f$  는

$$f = \frac{2}{1 + \exp(-\lambda net)} - 1,$$

$\lambda=1$  이며  $net$  는 연결강도와 입력값의 곱을 의미한다.

출력층으로 부터 결과값이 나오게 되면 목표 출력과의 오차를 계산하게 된다. 오차  $E$  는;

$$E = \frac{1}{2} (d_i - o_l)^2 + E, \quad \text{for } l = 1 \dots$$

오차를 줄이기 위해 엘타 규칙[2]을 사용하여 연결강도를 조정하게 된다. 출력층에서의 오차계산은 다음과 같다.

$$\delta_{ol} = \frac{1}{2} (d_i - o_l)(1 - o_l^2), \quad \text{for } l = 1 \dots$$

은닉층2에서의 오차계산은,

$$\delta_{y(2)_k} = \frac{1}{2} (1 - y_k^2) \sum_{l=1}^L \delta_{ol} w(3)_k$$

$$\text{for } k = 1, 2, 3, \dots, 10$$

이고, 은닉층1에서의 오차계산은,

$$\delta_{y(1)_j} = \frac{1}{2} (1 - y_j^2) \sum_{k=1}^K \delta_{y(2)_k} w(2)_k$$

$$\text{for } j = 1, 2, 3, \dots, 15$$

이다.

은 낙층과 출력층에서 오차 계산이 끝나면, 오차를 줄이기 위해 연결강도를 조절하게 되는데 다음 식에 의해 연결강도가 생긴된다.

$$w(3)_{ik} = w(3)_{ik} + \eta \delta_{ol} o_k,$$

$$\text{for } l = 1 \\ k = 1, 2, 3, \dots, 10,$$

$$w(2)_{kj} = w(2)_{kj} + \eta \delta_{y(2)k} y(2)_j,$$

$$\text{for } k = 1, 2, 3, \dots, 10 \\ j = 1, 2, 3, \dots, 15,$$

$$w(1)_{ji} = w(1)_{ji} + \eta \delta_{y(1)i} y(1)_j,$$

$$\text{for } i = 1, 2, 3, \dots, 15 \\ j = 1, 2, 3, \dots, 18.$$

하나의 학습 패턴을 마치게 되면 또 다른 학습 패턴을 가지고 앞에서 설명한 방법으로 신경회로망을 학습하게 된다. 본 논문에서는 학습 데이터 전체를 학습하게 되었을 때, 이를 1 Try라 하였다.

#### 4. 컴퓨터 시뮬레이션

학습된 신경회로망을 시뮬레이션하기 위해 차량은 20 km/h의 정속 전진 운동을 하고 있다고 가정하였다. 차량이 전진 운동을 할 때, 범프를 지나게 되는데 앞바퀴에 닿은 후부터 뒷바퀴를 지나는 동안 실험을 하였다. 그림 3은 10개의 샘플링 로드 중에서 1개만을 선정하여 시간의 흐름에 따른 로드의 입력 상태를 나타내고, 그림 4는 시스템과 신경회로망의 차체 수직 운동 과도 반응을 나타낸다.

학습율을 여러 가지로 변화시키며 신경회로망과 시스템의 오차를 표시하여 보았다. 실험결과 0.05 ~ 0.15에서 좋은 반응을 나타내고 있으며, 본 실험에서는 학습율 0.1로 하고, 1,000 Try 학습을 시킴으로써 폐회로 시스템을 모델링하였다.

위에서 얻은 모델이 시스템을 적절히 규명하였는지 검증하기 위해 표 1에서 나타낸 것과 같이 2개의 테스트 로드를 가지로 학습된 신경회로망의 성능을 테스트 해보았다. 물론 이 Test 데이터는 학습되지 않은 데이터이다. 그림 5는 테스트 로드의 입력 상태를 나타내고 그림 6은 시스템과 신경회로망의 결과를 나타낸다.

#### 5. 결론 및 향후 연구 계획

현가장치의 최적제어 및 신경회로망의 응용을 위하여 차량을 7DOF 시스템으로 운동방정식을 유도하여 보았다. 또한 출력 되먹임 최적제어기를 설계하여 폐회로 시스템의 과도반응이 안정적이며 적절한 반응을 내도록 설계하였다. 시스템의 구동으로 로드의 범프 모양을 실제 로드 상황에서 가능한 사인곡면과 직각곡면으로 설정하였으며 범프의 크기도 로드 상황에서 가능한 크기들로 설정하였다. 로드 상황의 종류는 10가지로 선택하여 각 경우마다

폐회로 시스템을 구동시켜 입력들과 출력들을 수집하여 전체 데이터를 신경회로망 학습 데이터로 이용하였다. 또한 신경회로망은 동적현상을 모델링할 수 있는 다층구조 퍼셉트론을 이용하였으며 출력들은 되먹임하므로 동적현상도 규명할 수 있도록 하였다.

충분한 학습으로 시스템을 규명하였으며 학습 데이터에 포함되지 않은 새로운 실험 데이터로 두가지를 설정하여 학습을 통해 얻은 모델의 검증도 실시하여 만족할 만한 결과를 얻어 신경회로망을 이용한 폐회로 시스템의 모델링이 좋은 시스템 규명 방법임을 알 수 있었다. 향후 연구 계획은 제어기를 최적 제어기 대신 신경회로망 제어기를 개발하여 비선형·시변 시스템의 제어기를 개발할 계획이다.

#### 참고문헌

- [1] Oueslati, F., and Sankar, S., "A Class of Semi-Active Suspension Schemes for Vehicle Vibration Control," journal of Sound and Vibration, pp. 391-411, 1994.
- [2] Jacek M.Zurada, "Introduction to Artificial Neural System," West Info Access, pp. 185-190, 1992.
- [3] Hrovat, D., Margolis, D. L., and Hubbard, M., "An Approach Toward the Optimal Semi-Active Suspension," Journal of Dynamics Systems, Measurements, and Control, Vol. 110, pp. 288-296, Sep. 1988
- [4] Hac, A., and Youn, I., "Optimal Semi-Active Suspension with Preview Based on a Quarter Car Model," Journal of Vibrations and Acoustics, Vol. 114, pp. 84-92, Jan. 1992.
- [5] K.S. Narendra and K. Parthasarathy, "Identification and Control of Dynamic System Using Neural Networks," IEEE Transactions on Neural Networks, Vol. 1, No. 1, pp. 4-27, 1990.
- [6] 노태수, 정길도, 홍동표 "7DOF 차량 모델을 이용한 자동차 현가 장치 동력학 해석 및 시뮬레이션에 관한 연구," 한국자동차공학회, 1996년 춘계학술대회 논문집, pp. 212-216, 1996.
- [7] 오정철, 김영배, "신경회로망을 이용한 능동형 현가장치 제어기 설자," 한국정밀공학회, 1995년 추계학술대회 논문집, pp. 414-419, 1995.
- [8] 김완일, 전진훈, 이병윤, 김상우, 원상철, "능동 현가 시스템에 관한 최근 연구 동향," 한국자동차공학회, 1995년 추계학술대회 논문집, pp. 166-173, 1995.
- [9] 노태수, "다음체 시스템의 운동방정식 형성 방법," 한국항공우주학회지, 제22권, 제6호, 1994.
- [10] 노태수, "다음체 시스템 운동 해석 소프트웨어의 개발과 무궁화위성 자세 동력학 시뮬레이션에 관한 연구," 한국항공우주학회, 춘계학술발표회 논문 초록집, 1996.

[11] 정길도, 노태수, 반동/동 동력 핸즈 시스템의 인공지능 최적 제어 방식에 관한 연구, 1995년 전북대학교 자동차 신기술 연구소 지원 연구과제 최종 보고서, 1995.

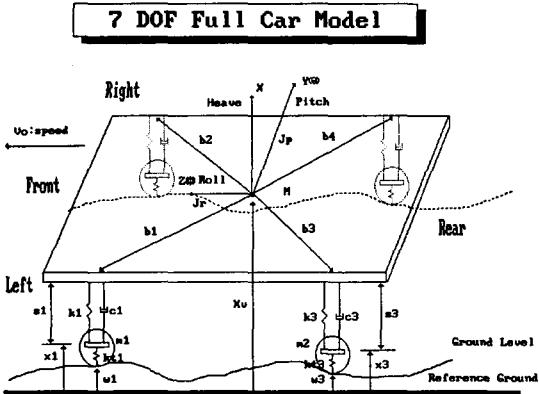


Fig. 1 Full Car Suspension System Model.

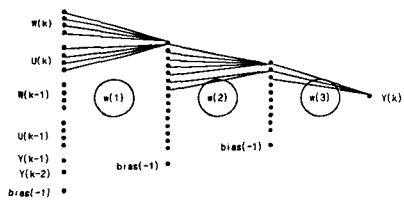


Fig. 2 Recurrent Neural Network Introduced by Narendra.

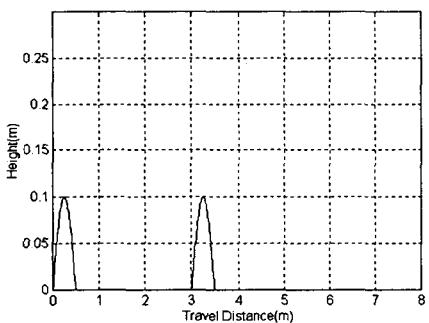


Fig. 3 Inputs of the Sampling Road1.

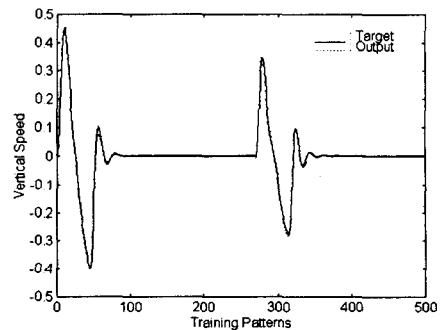


Fig. 4 Outputs of the Sampling Road1.

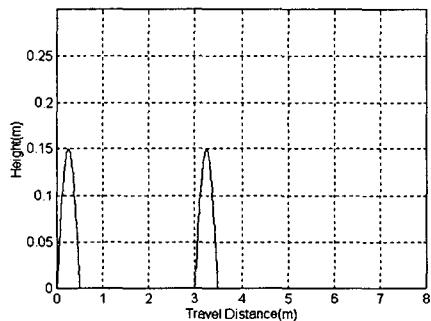


Fig. 5 Inputs of the Testing Road1.

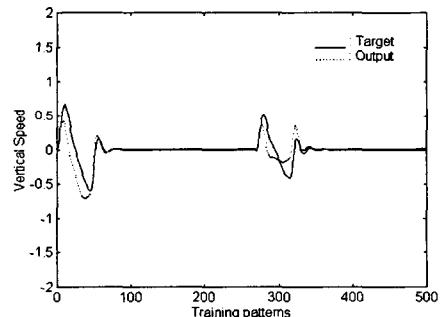


Fig. 6 Outputs of the Testing Road1.

(단위 : m)

종류 (ROAD)	왼쪽 범프		오른쪽 범프	
	길이(폭)	높이	길이(폭)	높이
1 (sin.)	0.5	0.1	0.5	0.1
2 (sin.)	0.5	0.2	0.5	0.2
3 (sin.)	1.0	0.1	1.0	0.1
4 (sin.)	0.5	0.1	0.5	0.2
5 (sin.)	0.5	0.1	1.0	0.1
6 (rec.)	0.5	0.1	0.5	0.1
7 (rec.)	0.5	0.2	0.5	0.2
8 (rec.)	1.0	0.1	1.0	0.1
9 (rec.)	0.5	0.1	0.5	0.2
10 (rec.)	0.5	0.1	1.0	0.1
Test 1 (sin.)	0.5	0.15	0.5	0.15
Test 2 (rec.)	0.5	0.15	0.5	0.15

Table 1 Kinds of Bumps.