

신경회로망을 이용한 능동형 현가장치 제어기 설계 (The Design of Neuro Controlled Active Suspension)

오정철*(전남대 대학원), 김영배(전남대)
J.C. Oh(Graduate School), Y.B. Kim(Chonnam Nat. Univ.)

ABSTRACT

In recent years, there has been an increasing interest in control of active automotive suspension systems with a goal of improving the ride comfort and safety. Many approaches for these purposes have used linearized models of the suspension dynamics, allowing the use of linear control theory. However, the linearized model does not well describe the actual system behavior which is inherently nonlinear. The object of this study is to develop a neuro controlled active suspension for the ride quality improvement. After obtaining active control law using optimal control theory, we use the artificial neural networks to train the neuro controller to learn the relation of road input and control force. From the numerical results, we found that back propagation learning does show good pattern matching and vertical acceleration of the driver's seat and sprung mass.

I. 서론

산업혁명이 일어난 뒤 인류의 수 많은 발명품 가운데에서도 자동차는 인류의 사회생활에 큰 영향을 미친 발명품 중의 하나로 여겨지고 있다. 자동차가 발명된 지 백년 정도 지나는 동안 자동차는 매우 복잡하고 세련된 시스템으로 발전되고 있다. 현재는 소비자들의 증가하는 성능향상에 대한 욕구를 충족시키기 위해 차량 성능의 향상에 대한 연구의 관심이 고조되어 많은 연구자들이 진보된 차량 제어에 관한 많은 연구를 하고 있다.

자동차에서 현가장치는 공기의 저항, 노면의 불균일, 각 부품의 이음새의 불량, 차체의 동력학적 불균형등의 여러가지 외란요소에 대한 진동을 흡수, 완화하여 운전자의 조종 안정성을 확보하고, 탑승자의 승차감을 좋게 하는 2가지 역할을 하는 것으로 알려져 있다. 이때 조종 안정성이란 차량의 운전 시 노면과 타이어 사이의 힘의 전달에 요구되는 접촉을 충분히 유지하는가의 정도를 나타내는 것이고, 승차감이란 주행시 승차자의 불쾌감의 정도, 즉 차체의 수직가속도의 정도를 나타낸다. 따라서 현가장치의 연구는 조종안정성과 승차감의 2가지 요소를 개선하는 방향으로 나아간다.^[1]

초기의 연구에서는 스프링과 댐퍼의 변화에 의한 수동형 현가장치를 이용하여 이를 이룰려고 하였다. 하지만 고유진동수 부근에서 공진 피크를 억제한다든지, 고주파 영역에서 진동 절연등 여러가지 제한된 영역이 존재하고 있다.^[2] 따라서 진동 상황에 따라서 진동을 적극적으로 억제하는 능동형 현가장치에 대한 연구가 많이 이루어지고 있다.^[3] 차체에 가해지는 외란을 각종 센서를 이용하여 검출하여 외란을 감쇄시키는 방향으로 유압 구동기를 작동시킴으로써 승차감과 조종안정성을 동시에 향상시키고자 하는 시스템을 능동형 현가장치라고 한다.

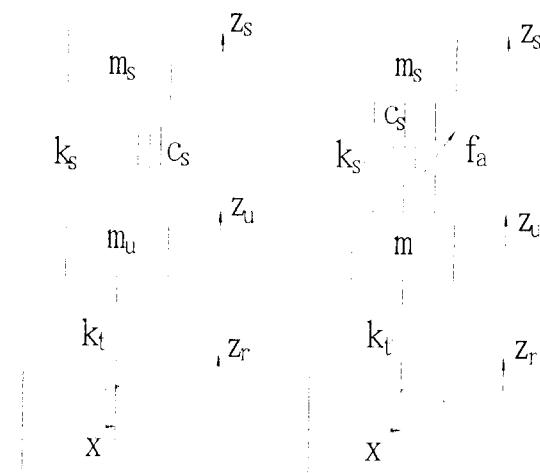
이러한 능동형 현가장치에는 선형 다변수 제어 시스템 설계 방법인 LQG/LQR(Linear Quadratic Gaussian control with Loop Transfer Recovery)을 이용하여 제어기를 설계하는 방법, 센서의 최적화와 PID 알고리즘을 이용한 방법, Preview 센서를 이용하여 Feed-Forward제어를 하는 기법, 퍼지이론을 적용하여 제어하는 방법, 신경회로망을 이용하여 제어하는 방법등이 새로운 기법으로 연구되고 있다.^[4, 5, 6]

일반적으로 제어기를 설계하기 위해서는 시스템의 입력, 출력에 대한 정확한 정보가 필요한데 시스템의 특성을 정확하게 안다는 것은 불가능하다. 따라서 선형적인 모델을 토대로

설계된 제어기에서는 좋은 성능을 기대하기는 어렵다. 게다가 계산량이 많기 때문에 처리 시간이 엄청날 수 있고 이러한 시간차연으로 실시간 처리가 불가능해질 수 있다.^[1] 위의 문제점을 극복하기 위하여 비선형 특성과 학습능력이 있고, 병렬 처리 연산등의 장점이 있는 신경회로망을 이용하였고, 1/4 차량 현가장치를 구성하여 특성을 파악하였다.

2. 시스템 운동방정식

해석을 복잡하게 하지 않고 시스템 성능을 명확하게 파악할 수 있는 1/4차 모델을 선정하였다. 이때 타이어는 선형 스프링과 댐퍼로 모델링할 수 있으나 댐퍼에 의한 영향이 스프링에 의한 영향보다 상대적으로 작기 때문에 타이어의 영향은 생략하며, 그밖의 공기에 의한 저항, 의자의 승차감에 대한 기여도 등은 고려하지 않는다.



(a) Passive Suspension

(b) Active Suspension

Fig. 2.1 1/4 car model

운동방정식은 다음과 같다

$$\begin{aligned} m_s \ddot{z}_s + c_s (\dot{z}_s - \dot{z}_u) + k_s (z_s - z_u) &= f_d \\ m_u \ddot{z}_u - c_s (\dot{z}_s - \dot{z}_u) - k_s (z_s - z_u) + k_t (z_u - z_r) &= -f_a \end{aligned} \quad (2.1)$$

다음과 같은 상태변수(state variable)를 정의하자.

$$x_1 = z_s - z_u \quad : \text{현가장치의 변위}$$

$$x_2 = \dot{z}_s \quad : \text{스프링상 질량의 절대 속도}$$

$$x_3 = z_u - z_r \quad : \text{타이어의 변위}$$

$$x_4 = \dot{z}_u \quad : \text{스프링하 질량의 절대 속도}$$

식(2.1)의 운동 방정식은 다음과 같은 상태 공간 표현이 가능하다. 즉, 행렬 및 벡터 표현을 쓰면

$$\dot{\mathbf{x}} = \mathbf{A}\mathbf{x} + \mathbf{B}f_a + \mathbf{L}\dot{z}_r \quad (2.2)$$

3. 제어이론

능동제어 법칙은 다음과 같이 전상태제한 시스템, 출력제한 시스템, 그리고 절대속도제한 시스템으로 구분할 수 있다. 먼저 예측에이터의 능동제어력(active control force) f_a 를 결정하기 위해 다음과 같은 전상태제한 시스템을 고려하였다.

$$f_a = -g_1 x_1 - g_2 x_2 - g_3 x_3 - g_4 x_4 = -G\mathbf{x} \quad (3.1)$$

능동제어력 f_a 를 결정하는 문제는 성능 지수를 최소화시키기 위한 제한 이득 행렬 G 를 결정하는 문제로써 최적 제어 이론에서 LQR문제로 고해가 잘 알려져 있다. 현가제의 성능을 평가하기 위해서 다음과 같은 성능 지수를 도입하였다.^[14]

$$J = \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{T} E \left[\int_0^T \left\{ \dot{z}_s^2 + p_1(z_s - z_u)^2 + p_2 \dot{z}_s^2 + p_3(z_u - z_r)^2 + p_4 \dot{z}_u^2 \right\} dt \right] \quad (3.2)$$

행렬 및 벡터 형식으로 다시 정리하면 다음과 같다.

$$J = \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{T} E \left[\int_0^T \left\{ \mathbf{X}^T Q \mathbf{X} + 2 \mathbf{X}^T S f_a + R f_a^2 \right\} dt \right] \quad (3.3)$$

Riccati 방정식을 풀어서 제한이득을 결정할 수 있다.

$$\begin{aligned} (\mathbf{A} - \mathbf{B} \mathbf{R}^{-1} \mathbf{S}^T)^T \mathbf{P} + \mathbf{P}(\mathbf{A} - \mathbf{B} \mathbf{R}^{-1} \mathbf{S}^T) + (\mathbf{Q} - \mathbf{S} \mathbf{R}^{-1} \mathbf{S}^T) - \mathbf{P} \mathbf{B} \mathbf{R}^{-1} \mathbf{B}^T \mathbf{P} &= 0 \\ \mathbf{G} &= \mathbf{R}^{-1} (\mathbf{B}^T \mathbf{P} + \mathbf{S}^T) \end{aligned} \quad (3.4)$$

$$\dot{\mathbf{X}} = (\mathbf{A} - \mathbf{B} \mathbf{G}) \mathbf{X} + \mathbf{L} \dot{z}_r \quad (3.5)$$

전상태제한 시스템에서 내가지 상태량을 모두 측정한다는 것은 매우 어렵고 비용도 많이 소비되며 특히 타이어 변위와 스프링하 질량의 절대속도는 더욱 그러하다. 또한 출력의 정보를 손상시키지 않고 센서의 갯수를 줄일 수 있는 장점을 갖고 있는 출력제한 시스템이 있다.^[13] 스프링상 질량의 절대속도 우드에서 승차감의 성능 개선은 스프링상 질량의 절대속도 제한의 향(x_2)에 의해 크게 영향을 받고 있으므로 좀 더 간단한 제어 법칙인 절대속도제한 시스템을 도입하자.

$$f_a = -g_2 x_2 \quad (3.6)$$

Table 3.1 Design parameter of 2 DOF vehicle suspension

model name	symbol	unit	value
sprung mass	m_s	kg	240
unsprung mass	m_u	kg	36
suspension damping	C_s	Nsec/m	980
suspension stiffness	k_s	N/m	16,000
tire stiffness	k_t	N/m	160,000

Table 3.2 Weight factor

weight factor	ρ_1	ρ_2	ρ_3	ρ_4
	400	16	400	16

4. 신경회로망

다음은 n 개의 입력신호 x_1, x_2, \dots, x_n 을 받아들이고 그것을 계산하여 출력 z 를 답으로 내보내는 뉴런의 구조이다. 그리고 s_1, s_2, \dots, s_n 을 x_1, x_2, \dots, x_n 의 입력 결합의 강도 즉, 시냅스의 효율이라고 하자.

$$\begin{array}{c} X_1 & & S_1 \\ X_2 & & S_2 \\ \vdots & & \vdots \\ X_n & & S_n \end{array} \rightarrow Z$$

$$z = f(\sum s_i x_i - h)$$

Fig. 4.1 뉴런의 기본구조

$$z = f(u) = f(\sum s_i x_i - h) \quad (4.1)$$

식 (4.1)의 입출력 관계는 병렬 상호 작용하는 뉴런의 특성을

나타내는 관계식이다.

신경회로망에는 Hopfield Network, Hamming Network, Perceptron 등이 있으나 본 논문에서는 제어 문제에서 가장 일반적으로 쓰이는 역전파학습법(learning back propagation)법을 사용하기로 한다.^[10, 11, 12]

5. 신경망 제어기

앞에서 유도했던 최적 제어로직은 계산량이 너무 많고 복잡하여 실시간 제어에 이용하기가 어렵다. 따라서 본 연구에서는 최적 제어로직에서 구한 제어력 데이터를 학습시켜 얻은 신경회로망을 이용하여 신경제어기를 만들고자 한다.

본 연구에서 사용된 시그모이드 함수는 그 미분이 본래의 시그모이드 함수로 표현되는 단조 증가하는 특징을 갖는 함수이다.

여러 학습 방법중에서 교사있는 학습법(supervised learning)의 역전파 학습법을 이용하였다. 출력오차를 줄이기 위해 가중치의 수정은 출력층에서 입력층으로 행하여 진다.

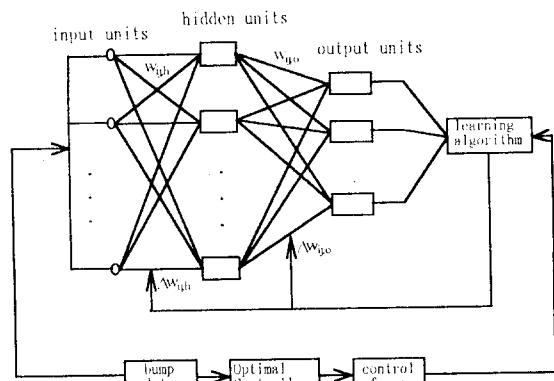


Fig. 5.1 Back propagation learning of bump input in neural network

5.1 신경회로망의 학습

학습할 노면 입력과 그 노면 입력을 최적제어에서 구한 제어력과의 관계를 신경회로망을 이용하여 학습시켰다.

노면정보를 가장 적인 센서로 예전하여 단속적인 데이터를 준비한다. 가상적인 노면정보를 세가지 타입으로 나누어서 16개를 준비하였다. 그 형태는 그림(5.2.a), (5.2.b), (5.2.c)와 같다. 이와 같은 세가지 타입의 범프 형상을 시속 20km로 주행할 때 나타나는 노면정보가 다음 그림(5.3.a), (5.3.b), (5.3.c)이다.

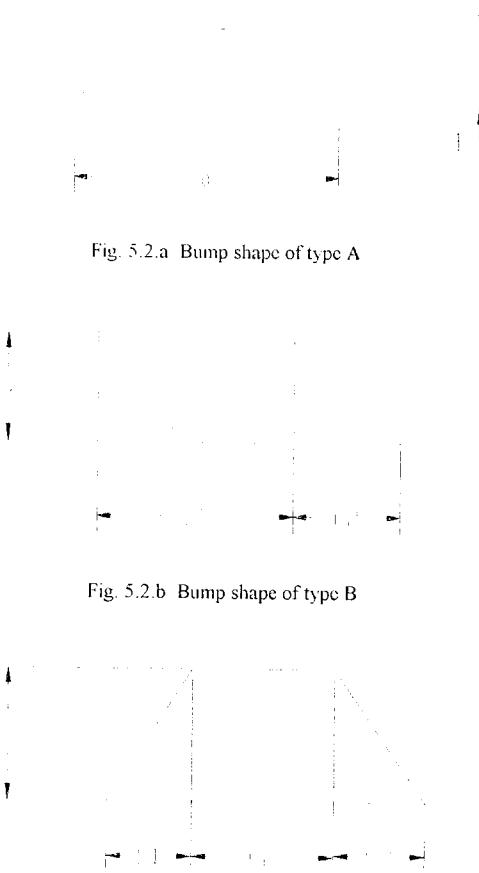


Fig. 5.2.a Bump shape of type A

Fig. 5.2.b Bump shape of type B

Fig. 5.2.c Bump shape of type C

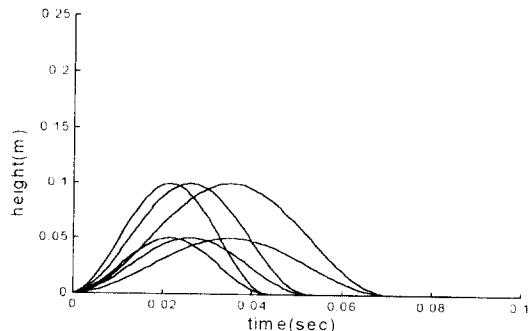


Fig. 5.3.a Input bump shape of type A

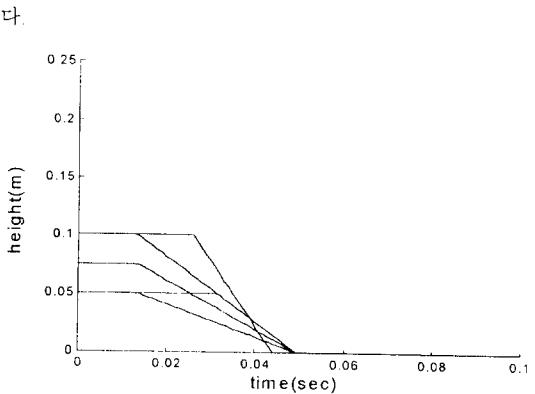


Fig. 5.3.b Input bump shape of type B

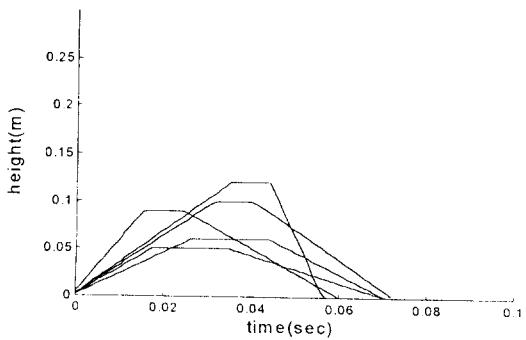


Fig. 5.3.c Input bump shape of type C

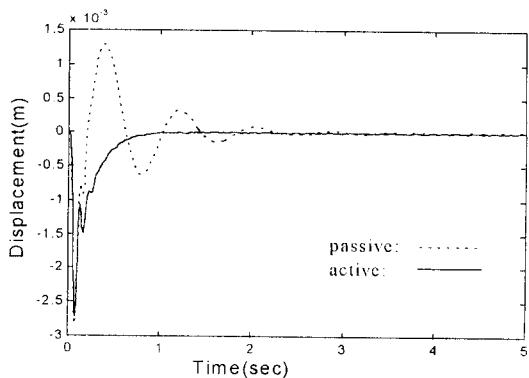


Fig. 5.4 Displacement of type A

그림(5.3.a), (5.3.b), (5.3.c)형태의 노면입력을 사용하여 최적제어에서 구한 제어력을 각각 구하였다. 그림(5.4), (5.5)은 A타입의 노면에 대해 최적제어로직을 이용한 능동형 현가장치와 수동형 현가장치를 비교한 그림이다. 그림(5.4)은 운전석의 변위를 그림(5.5)는 스프링 상질량의 가속도를 비교하였

그림(5.4)과 그림(5.5)는 5초까지의 수동형 현가장치와 능동형 현가장치에 대한 운전석의 변위와 가속도를 나타냈다. 그림에서 알 수 있는 바와 같이 수동형 현가장치보다 최적제어를 이용한 능동형 현가장치가 운전석의 변위나 가속도에서 훨씬 탁월한 성능을 나타냄을 보여 주고 있다.

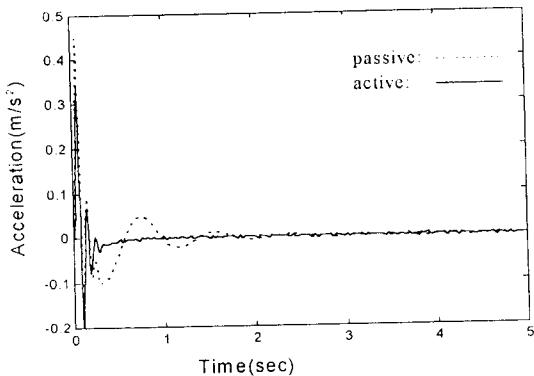


Fig. 5.5 Acceleration of the sprung of type A

이와 같이 탁월한 성능을 보여 주는 16가지 형태의 범프형상과 최적제어 제어력과의 관계를 역전파학습 알고리즘을 이용하여 학습시켰다.

5.2 신경회로망의 제어

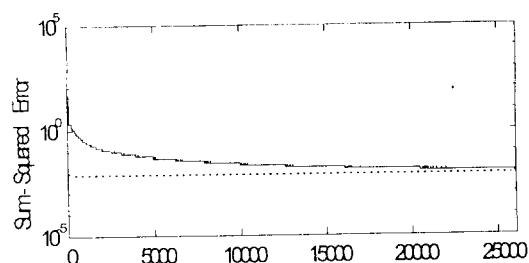


Fig. 5.6 Iteration

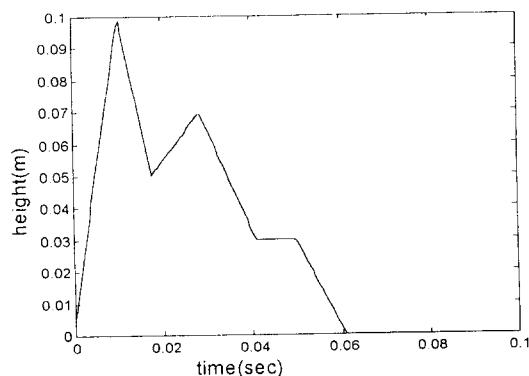


Fig. 5.7 Unsupervised bump shape

그림(5.6)은 학습에 이용된 범프형상의 데이터와 제어력과

의 학습 즉 가중치들을 조정하는 것으로, 학습할 범프의 수가 많을수록, 그리고 최종 에러값이 작을수록 학습시간은 오래 걸린다. 모멘텀법과 학습률 조정법이 사용된 역전파 학습 알고리즘을 이용하여 학습을 시켰을때의 학습횟수와 에러율과의 관계를 나타낸 그림이다.

학습 완료된 연결 가중치와 바이어스 신경을 가진 신경제어기를 가지고 그림(5.7)과 같은 학습하지 않은 범프형상에 대해 모의 실험을 하였다.

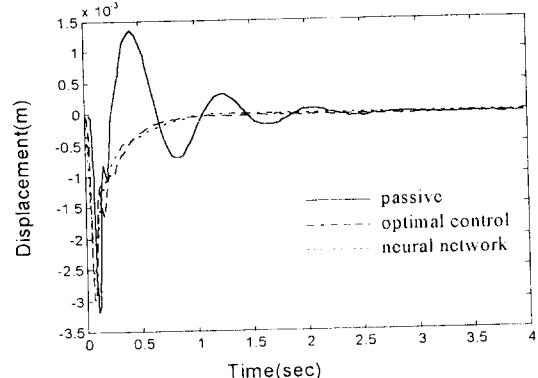


Fig. 5.8 Displacement of unsupervised bump

운전석의 변위를 나타내는 그림(5.8)을 살펴보면 최대 피크치는 수동형 현가장치, 최적제어, 신경망제어 순으로 줄어들고 있음을 나타내고 있어 신경망제어가 우수함을 나타낸다. 응답 속도도 최적제어와 신경제어가 큰 차가 없어 신경망제어가 우수함을 보여 준다. 어느 정도의 시간차가 나타나는 것은 다양한 범프에 대해 학습을 하지 못한 결과와 학습오차가 영에 가깝지 못한 결과, 그리고 절대속도 재환법칙을 사용한 결과라 생각이 듈다.

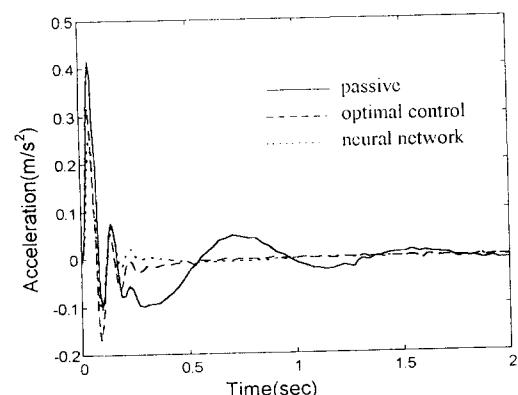


Fig. 5.9. Vertical acceleration of unsupervised bump

차체의 수직 가속도를 나타내는 그림(5.9)을 살펴보면 최대 퍼크치는 수동형 현가장치, 최적제어, 신경망제어순으로 줄어들고 있음을 나타내고 있어 신경망제어가 우수함을 나타낸다.

6. 결론

본 연구에서는 다양한 노면형상을 만들어 최적제어에서 구한 제어력을 역전파 학습 알고리즘을 이용하여 신경회로망을 구성하였다. 수동형 현가장치와 최적제어 신경망 제어기를 운전석의 변위와 가속도 항으로 시뮬레이션을 하였다.

시뮬레이션 결과 병렬계산 능력이 있고 비선형에 강한 신경회로망 제어기는 최적제어에서 구한 결과와 같이 우수한 성능을 보여 주었다. 특히 최적제어에서는 제어력을 구하는데 시간이 오래 걸리나 신경망제어기는 제어력을 구하는데 시간이 별로 걸리지 않는 즉 실시간 제어의 효과를 보이는 탁월함을 보여 주고 있다.

신경망제어기 결과는 운전석의 변위와 가속도에서 최적제어에서 구한 최대 퍼크치보다 작게 나타났으며, 또한 약간의 시간지연도 나타났으나 크게 차이가 없어 승차감 개선을 위한 능동형 현가장치의 목적을 충분히 달성하였다. 특히 신경망은 차량 현가장치의 선형화가 필요없이 능동 현가장치의 성능을 향상시켰다.

여러가지 형상의 범프에 대한 신경회로망을 적용시킨 칩을 만들어 현가장치에 이용한다면 실시간 제어뿐만 아니라 현가장치의 성능도 우수하리라 생각된다.

참고문헌

1. 허승진, "자동차의 능동형 사시 시스템 개발동향", 대한기계학회 92년도 동역학 및 제어부문 학술강연회 논문집, pp.24-41, 1992
2. A. G. Thompson, "Suspension Design for Optimum Road-Holding", SAE 830663, pp.2. 1135-2.1150, 1984
3. G. W. Celiker and J. K. Hedrick, "Rail Vehicle Active Suspensions for Lateral Ride and Stability Improvement", ASME J. of Dynamic System, Measurement, and Control, Vol.104, pp. 101-106, 1982
4. Ching-Fang Lin, advanced Control System Design, Prentice-Hall, Inc, 1994
5. W. Foag, "A Practical Control Concept for Passenger Car Active Suspension with Preview", IMechE, pp43-50, 1988
6. R. J. Hampo, K. A. Marko, "Investigation of the Application of Neural Networks to Fault Tolerant Control of an Active Suspension System", ACC, pp.11-15, 1992
7. J. C. Smith, K.A. Cheok, N. Huang, "Optimal Parametric Control of a Semi-Active Suspension System Using Neural Networks", ACC/WP2, pp.963-969, 1992
8. S. F. Masri, A. G. Chassiakos, T. K. Caughey, "Identification of Nonlinear Dynamic Systems Using Neural Networks", Trans. of the ASME J. of Applied Mechanics, Vol 60 pp.123-133, 1993
9. 방승양, 신경회로망 모델의 기초, 교학사, 1994
10. C. J. Harris, C. G. Moore, M. brown, Intelligent Control, Aspects of Fuzzy Logic and Neural Nets, World Scientific Publishing Co, 1993
11. Martin Brown and Chris Harris "Neurofuzzy Adaptive Modeling and Control"
12. 김혁, 윤용산, "신경회로망을 이용한 예견능동현가장치", 한국자동차공학회 준계학술대회 논문집 pp.15-22, 1993
13. 박호, "자동차 현가장치의 성능 감도 해석 및 능동 진동제어", 한양대학교 박사학위논문, 1990
14. 김형진, "능동현가장치의 신경망 제어기 설계", 부산대학교 석사학위논문, 1995