

다변 환경 적응형 비선형 모델링 제어 신경망

김종만*, 신동용**

남도대학*, 한라대학**

A Controlled Neural Networks of Nonlinear Modeling with Adaptive Construction in Various Conditions

Jong-Man Kim, Dong-Yong Sin**

Namdo College*, Hanra College**

Abstract

A Controlled neural networks are proposed in order to measure nonlinear environments in adaptive and in realtime. The structure of it is similar to recurrent neural networks; a delayed output as the input and a delayed error between the output of plant and neural networks as a bias input. In addition, we compute the desired value of hidden layer by an optimal method instead of transferring desired values by backpropagation and each weights are updated by RLS(Recursive Least Square). Consequently, this neural networks are not sensitive to initial weights and a learning rate, and have a faster convergence rate than conventional neural networks. This new neural networks is Error Estimated Neural Networks. We can estimate nonlinear models in realtime by the proposed networks and control nonlinear models. To show the performance of this one, we have various experiments. And this controller can prove effectively to be control in the environments of various systems.

Key Words : Controlled neural networks, Recursive Least Square, nonlinear systems

1. 서론

원격지에 있는 정보를 실시간으로 인식하거나 임의의 불명확한 정보 환경등의 비선형 시스템에 있어 실시간으로 조절된 데이터 정보를 전달하고자 할때 최적치 제어시스템의 연구가 필요하다. 이러한 제어시스템이 비포장 도로 등의 비선형 도로환경시스템에 응용되어 실시간으로 현가제어 동작이 이루어져 실행되어질 때 운전자에게 있어서는 전혀 굴곡을 느끼지 않고도 실제로 굴곡지역등을 최적으로 운전하게되는 과학적 결실을 얻게 될 것이다. 그동안 이러한 제어시스템을 규명하기 위하여 다양한 방법으로 시도가 되었는데 그 중 가장 일반적인 방법으로 수학적인 방법이 널리 이용되었다. 이러한 수학적인 규명을 위한 선형제어기법들은 부분적으로는 제어기능이 있어 어느정도는

실마리를 주고 있지만, 시스템의 비선형성의 정도, 불확실성 등에 따라 적용의 제한들이 따르기 때문에 완전한 해결책이 될 수가 없음이 여러 실험을 거쳐 증명되었다. 또한 이러한 문제를 해결하기 위해 예측제어기법 등 여러 선형모델에 기반한 알고리즘들이 제시되었는데 이 또한 여전히 제한된 불확실성 영역내에서 적용이 가능하며 여러 다른 조건하의 비선형성이 강한 경우에는 운전환경 시스템의 안정도 평가에 있어서는 안정성이 보장되지 않았다. 이와 같은 문제를 해결하기 위하여 신경망이론에 근거한 병렬처리 특성을 통해 다변수 시스템에 적용 가능토록 제안됨에 따라 그 결과들이 좋게 나타나고 있다[1,2]. 역전파(BP) 및 칼만 필터 기법을 도입하여 수렴속도를 빠르게 개선하였으나, 여전히 학습계수에 민감한 단점이

있다[3]-[4]. 본 연구에서는 자동차의 운행에 있어서 도로의 비선형성 굴곡 상태를 실시간 검지 가능토록 하기 위하여 바이어스 입력 대신에 오차가 시간 지연되어 순환되는 오차 피드백 모델로 구성된 신경회로망을 제시하였다. 실시간 인식기능의 성능을 평가하기 위하여 비선형 SISO시스템을 선정하였으며, 제안한 신경회로망을 기반으로한 비선형 시스템 제어기를 설계하여 비선형성이 강한 MIMO시스템인 7 자유도 차량모델의 현가시스템을 설계, 다양한 특성 실험을 실시하므로써 운전자가 인식하도록 가능성을 입증하였다.

2. 동적 비선형 제어신경망

일반적인 종래의 신경망모델은 바이어스 값으로 +1 또는 -1의 값을 가진다. 본 연구에서는 이러한 모호성을 해결하고, 빠르게 변하는 시스템을 실시간 인식하고자 그림 1과 같이 한 단계 이전의 추정오차를 피드백 순환시키고 바이어스 입력에 대한 연결강도는 양의 상수 값으로 한정하는 새로운 모델을 제시한다. 바이어스 입력으로 +1대신에 한 단계 이전의 추정오차를 입력정보로 활용하는 것은 합출력을 증감시키는데 과거오차를 활용함으로써 자동적으로 바이어스 입력의 크기와 기호를 설정할 뿐만 아니라 신경회로망의 출력이 기준 목표치에 빠르게 수렴하는 기능을 갖는 오차 피드백 신경망 구조이다.

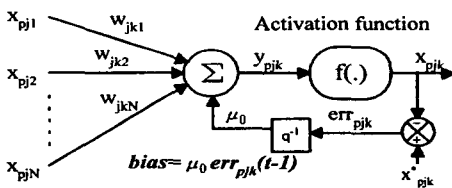


그림 1. 오차 피드백 신경망.

본 연구에서는 은닉층의 목표값을 역전파 학습 방법을 이용하여 구하는 것이 아니라 선형 최적기법을 이용하여 직접 구한다. 출력층의 선형구간에서 목표값(d_{pLk}^*)과 신경의 합출력(y_{pLk})의 제공

차(E)가 최소가 되도록 하는 은닉층의 목표 출력값(x_{pjk}^*), 즉 출력층의 입력을 구하는 것으로 나타낼 수 있다. 은닉층의 목표값을 구하기 위하여 먼저 오차 지수를 설정한다.

$$E = \frac{1}{2} \sum_{k=0}^K (d_{Lk}^* - w_L x_j^*)^2 \quad (1)$$

j 는 은닉층, L 은 출력층을 의미하며, d_{Lk}^* 는 출력층의 목표값으로

$$d_{Lk}^* = f^{-1}(x_{Lk}^*) \quad (2)$$

E 를 x_j 에 대하여 최소로 하는 값

$$\frac{\partial E}{\partial x_j} = 0 \Rightarrow \sum_{k=1}^K d_{Lk}^* w_{Lk} = \sum_{k=1}^K w_{Lk} w_{Lk} x_j^* \quad (3)$$

$$w_L^T d_L^* = w_L^T w_L x_j^*$$

은닉층의 목표값 x_j^* 는 $N \geq K$ 일때,

$$x_j^* = w_L^T (w_L w_L^T)^{-1} d_L^* \quad (4)$$

이어서 칼만 이득과 공분산 행렬을 계산한다.

$$k_j = P_j x_{j-1} / (\lambda_j + x_{j-1}^T P_j x_{j-1}) \quad (5)$$

$$P_j = (P_j - k_j x_{j-1}^T) P_j / \lambda_j \quad (6)$$

최종적으로 출력층, 은닉층의 연결강도를 갱신한다.

$$w_{Lk} = w_{Lk} + k_L (d_{Lk}^* - y_{Lk} + \mu_0 e_{Lk}(t-1)) \quad (7)$$

$$w_{jk} = w_{jk} + k_j (d_{jk}^* - y_{jk} + \mu_0 e_{jk}(t-1)) \quad (8)$$

제안한 학습알고리즘은 은닉층의 목표값을 최적기법을 이용하여 직접 구하였다. 연결강도식을 보면 은닉층에서도 출력층에서와 같이 목표값을 직접 구하고 그에 따라 연결강도를 갱신한다.

$$y_{jk} = w_j \cdot x_j + \mu_0 e_j \quad (9)$$

$$y_{jk} - \mu_0 e_j = w_j \cdot x_j = y'_{jk} \quad (10)$$

3. 비선형 프랜트시스템 제어 신경망

3.1 비선형 시스템 학습신경망

제안한 오차 자기 순환 신경회로망과 학습알고리즘을 평가하기 위하여 그림 2와 같이 플랜트 출력과 제어 입력을 시간 지연시켜 신경회로망 입력

으로 순환하여 컴퓨터 시뮬레이션을 하였다.

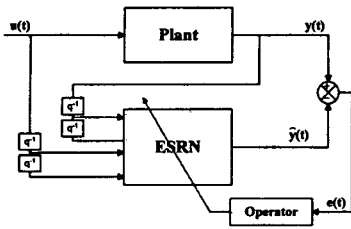


그림 2. 시스템 인식을 위한 모델링.

시뮬레이션을 위해 플랜트는 비선형 모델로서 널리 이용되는 식 (12)로 선정하고 입력신호는 식 (11)로 발생하여 수행하였다. 플랜트는 심한 비선형성을 가지고 있으며 빠르게 변화하는 특성을 가지고 있다.

$$u(t) = 0.5 \sin(2\pi t/50) + 0.5 \sin(2\pi t/120) \quad (11)$$

$$y(t) = (0.85y(t-1)y(t-2) + 0.16u(t-1) + 0.25u(t-2)) / (1 + y^2(t-1)) \quad (12)$$

시뮬레이션은, 초기 연결강도는 0~0.5, 역전파와 Scalero방법에서 학습계수는 0.05로 하였다. 그림 3 과 4는 각각 역전파와 Scalero에 의한 학습 방법의 추정 결과이며 그림 5는 제안한 신경회로망과 학습방법의 결과이다. 그림에서 보는 바와 같이 Scalero 방법은 역전파 학습방법에 의한 신경회로망보다 수렴속도와 오차에서 더 좋은 결과를 보이지만 200스텝이 지난 후에야 수렴함을 알 수 있다. 이에 비해 제안한 신경회로망의 추정 결과는 약 100스텝 이전에 수렴됨을 보여주고 있는데 기존 방법에 비해 빠른 수렴속도와 적은 오차를 보이고 있다. 표 1은 각 방법에 따른 시스템 인식결과 비교를 보여주고 있다.

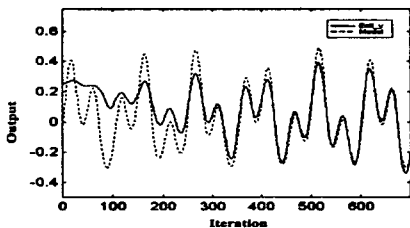


그림 3. 역전파(BP)기법 학습 결과.

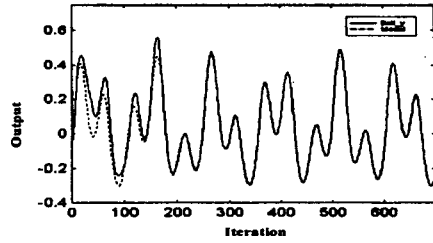


그림 4. Scalero기법 학습 결과.

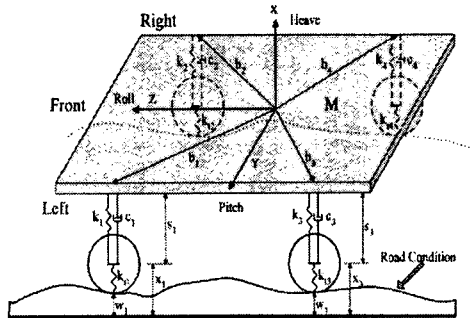
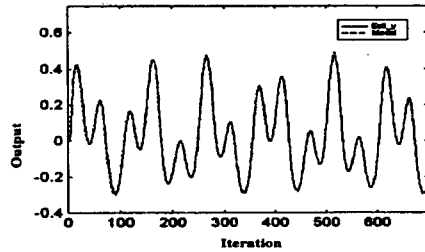


그림 5. 제안한 기법의 학습 결과.

표 1. 시스템 인식 결과 비교표.

구분	BP알고리즘	Scalero알고리즘	ESRN알고리즘
학습회수	700 step	700 step	700 step
안정단계	700 step이상	200 step	100step
평균오차	0.0748	0.0054	0.0033
100step이후 평균오차	0.0605	0.0043	0.0025

3.2 평가용 7-자유도 차량 모델

그림 6. 7 자유도 차량 모델.

모델에서의 파라미터들은 다음과 같다.

- k : 스프링 계수, c : 댐퍼의 댐핑 계수
- x : 정상 위치에서의 휠축까지의 거리(도로굴곡 없을 때)
- s : 휠축에서 차체까지의 거리 w : 도로 장애
- b : 차체 무게중심에서 서스펜션까지의 거리
- s+x : 차체위치

7-자유도 차량 모델은 그림 6과 같이 도로 장애에 따른 전·후 차륜 각각 2개씩의 4 자유도와 차체의 상하 운동(Heave), 경사 운동(Pitch) 그리고 회전 운동(Roll)의 총 7 자유도를 갖는다. 차량의 모델링을 위한 운동 방정식들을 상하운동 방정식, 경사회전운동 방정식, 차이어 진동운동방정식, 전체 차량의 상태 방정식으로 나누어 실험조건으로 하였다.

3.3 7-자유도차량의 비선형제어 실험

제한한 오차 피드백 신경회로망을 이용한 7-자유도 차량의 현가시스템 인식은 그림 7과 같이 인식한다.

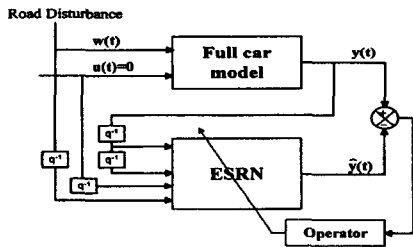


그림 7. Full Car 모델인식을 위한 방법.

신경회로망의 입력으로는 출력(상하, 경사, 회전 운동)의 1차, 2차 지연 순환값(6개)과 제어입력의 1차 지연 순환값(4개), 도로장애(w₁, Road disturbance)의 1차 지연 순환값(4개) 그리고 각 출력의 지연순환 오차값 3개로서 총 17개이며, 제어기 설계의 편의를 위해 단층을 사용하였다.

시뮬레이션의 초기 연결강도는 0~0.5로 하고 바이어스 입력은 $e_{pjk}(t-1)$ 이고,

$$w_{jko} = \mu_0 = 0.05 \text{이다.}$$

제어 플랜트는 마찬가지로 식 (13)을 사용하였다.

$$y(t) = 0.2y^2(t-2) + 0.2y(t-1) + 0.25y(t-2) + 0.25u(t-1) + 0.45 \sin(0.5(y(t-1) + y(t-2))) \times \cos(0.5(y(t-1) + y(t-2))) \quad (13)$$

평가실험을 위하여 비포장도로 등의 비선형 데이터를 평가 플랜트 모델에 입력하였을 때의 상하, 경사, 회전 운동을 실시간 추정하고, 본연구의 예측 적응제어기를 적용하였을 때의 제어결과를 그림 8, 9, 10에 나타내었다. 점선은 제어기가 없는 수동현가시스템의 경우를, 실선은 제한한 최적제어기의 제어결과이다. 학습이 진행함에 따라 도로 굴곡을 지나갈때의 차체의 진동이 처음에 비해 현저히 줄어들었다는 것을 알 수 있다.

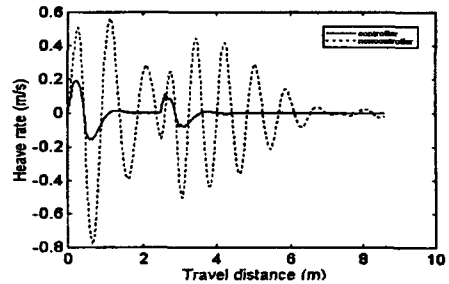


그림 8. 상하이동시 도로정보 인식 결과.

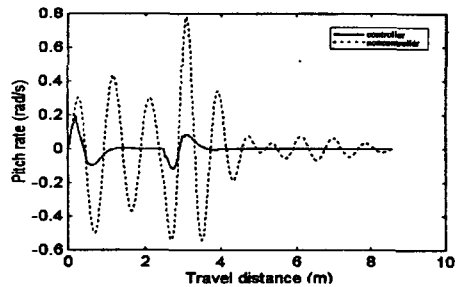


그림 9. 경사이동시 도로정보 인식 결과.

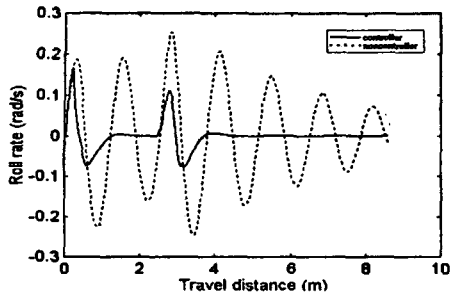


그림 10. 회전이동시 도로정보 인식 결과.

4. 결 론

여러 비포장도로 및 불규칙하게 이루어진 도로 상의 비선형 비선형 정보를 실시간으로 인식 가능한 새로운 신경망 모델을 제시하여 자동차 운전자에게 최적의 필요한 궤적정보를 제공가능한 알고리즘을 보였다. 먼저, 기존의 신경회로망 모델의 단점을 개선하고 학습 알고리즘을 보완하여 비선형 시스템 모델링 및 제어에 적합한 새로운 신경회로망 모델을 제안하였다. 제안한 오차 피드백 신경망은 학습속도를 개선하기 위해 신경모델의 바이어스값 입력으로 +1 대신에 추정 오차가 시간 지연되어 자기 순환되는 새로운 순환 신경회로망이다. 오차를 바이어스 입력으로 활용함으로써 바이어스 선택에 대한 모호함을 해결함과 동시에 수렴속도를 개선하는 효과를 얻을 수 있다. 또한 새로이 제시한 학습방법인 오차피드백 신경망은 은닉층의 목표값을 역전과 학습 알고리즘에 의하여 전달하지 않고 최적기법을 이용하여 직접 계산하고 각각의 연결강도값을 RLS에 의하여 온라인으로 추정하는 알고리즘이다. 오차피드백의 비선형 함수 인식의 성능을 실험하기 위해 빠르고 비선형성이 강한 일반적인 비선형 모델을 선정하여 BP,

Scalero, 오차피드백신경망의 추정 결과들을 비교하였다. 그 결과 본연구의 제안신경망이 다른 방법에 비해 추정 능력이 우수하며, 수렴 속도가 빠름을 알수 있었으며, 여러 가지의 변수등에도 불구하고 매우 최적으로 조절된다는 실험결과를 얻었다. 본 연구에서 제시된 비선형 알고리즘을 이용하여 실시간으로 인식함을 보이기 위해 비선형 동적 시스템 제어를 설계하여 다양한 플랜트의 실험을 실시하였다. 일반적인 차량 모델의 7축 기반한 차량모델을 선정하고 새로이 설계한 제어기에 연결하여 실험한 결과, 모델링 차량의 여러 변수 값을 변화시켜 실행시켰음에도 불구하고 제어 성능은 좋은 특성을 나타냄을 입증하였다.

참고 문헌

- [1] Haykin, S., *Neural Networks : A Comprehensive Foundation*, Macmillan College Publishing Company Inc., NY, 1994
- [2] M. Appleyard and P.E. Wellstead, "Active uspen-sion:some background," IEEE, 1995
- [3] Singhal, S. and Wu, L., "Traning feedforward networks with the extended Kalman algorithm," Proc. IEEE Int. Conf. Acoustic, Speech, Signal Processing, pp.1187-1190, May 1989
- [4] Scalero, R. S. and Tepedelenliouglu, N., "A fast new algorithm for traning feedforward neural networks," IEEE Trans. Signal Processing, Vol. 40, pp. 202-210, 1992