

복잡한 도로 상태의 동적 비선형 제어를 위한 학습 신경망

김종만*, 신동용**, 김원섭*, 김성중***

*장흥대학 전기과, **한라대학 방사선과, ***전북대학교 전자정보공학부

A Dynamic Neural Networks for Nonlinear Control at Complicated Road Situations

Jong-Man Kim*, Dong-Yong Sin**, Won-Sop Kim*, Sung-Joong Kim***

* Dept. of Electricity Changhung College, ** Dept. of Radial Rays Hanra College

* Dept. of Electrical and Information Eng. Chonbuk University

Abstract - A new neural networks and learning algorithm are proposed in order to measure nonlinear heights of complexed road environments in realtime without pre-information. This new neural networks is Error Self Recurrent Neural Networks(ESRN). 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 back-propagation 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. We can estimate nonlinear models in realtime by ESRN and learning algorithm and control nonlinear models. To show the performance of this one, we control 7 degree of freedom full car model with several control method. From this simulation, this estimation and controller were proved to be effective to the measurements of nonlinear road environment systems.

Perez 등은 각각 신경회로망을 선형과 비선형 구간으로 구분하고 칼만 필터 기법을 도입하여 수렴속도를 빠르게 개선하였으나, 여전히 은닉층(hidden layer)의 선형 오차값을 역전파 알고리즘에 의하여 계산하기 때문에 학습 계수에 민감한 단점이 있다[3]-[4]. 본 연구에서는 자동차의 운행에 있어서 도로의 비선형성 굴곡 상태를 실시간 감지 가능토록 하기 위하여 바이어스 입력 대신에 오차가 시간 지연되어 순환되는 새로운 오차 자기순환(error self-recurrent : ESR) 신경모델로 구성된 신경회로망을 제시하였다. 제한한 기법은 은닉층의 목표값을 최적기법에 의하여 직접 계산하고 각각의 연결강도값은 반복 최소자승(recursive least square : RLS)법으로 온라인 학습하는 알고리즘이다. 실시간 인식기능의 성능을 평가하기 위하여 비선형 SISO시스템을 선정하였으며, 제한한 신경회로망을 기반으로한 비선형 시스템 제어기를 설계하였다. 본 연구에서 비포장도로나 돌발 지역 등의 비선형 높이 정보를 실시간으로 인식하기 위하여 비선형성이 강한 MIMO시스템인 7 자유도(7 degree of freedom) 차량모델의 현가시스템을 설계하고 실시간 인식 가능한 모델을 기반으로 한 제어기 방식의 신경회로망 기반 반동응 현가시스템 제어기를 구현하여 특성 실험을 실시하였다.

1. 서 론

현대는 교통문화의 발달과 함께 자동차의 사용이 매우 필수적인 용품으로 사용이 빈번하여, 도로 노면의 굴곡 및 돌발지역, 비 포장 도로 등 여러 상태에 대하여 실시간으로 높이를 파악하여 최적의 제어정보로 운전자가 운전하는 편리성이 무엇보다도 절실히 요구된다. 이러한 운전 환경하의 최적상태 제어를 위하여 명확한 제어시스템이 요구되는데 그동안 제어시스템을 규명하기 위한 방법으로 수학적인 방법이 널리 이용되었다. 수학적 선형제어기법들은 시스템의 비선형성의 정도, 불확실성 등에 따라 적용의 제한들이 따른다. 이러한 문제를 해결하기 위해 예측제어 등 여러 선형모델에 기반한 방법들이 제시되었는데 여전히 제한된 불확실성 내에서 적용이 가능하며 비선형성이 강하거나 동작점이 넓은 경우에는 시스템의 제어안정성을 보장할 수 없었다.

최근에 정적 및 동적인 비선형 시스템의 인식을 위한 방법으로 임의의 선형 및 비선형 함수를 근사화시킬 수 있으며 병렬처리 특성을 통해 다변수 시스템에 적용 가능한 신경회로망이 제안됨에 따라 이러한 문제들이 점차 해결되고 있다[1]. 일반적으로 시스템 인식과 제어에 이용되는 신경회로망은 다층망(multilayer)구조와 순환(recurrent)구조이다. 다층망 구조의 신경회로망이 정적 비선형 시스템의 인식에 이용되는 반면 순환 구조의 신경회로망은 동적 비선형 계환 시스템을 인식하는데 이용된다. 역전파(Back-propagation:BP) 알고리즘은 수렴속도가 매우 늦으며 실시간으로 인식하기 위한 시스템에 부적절하다. Singhal,Wu와 Scalero, 그리고 Lou.

2. 오차자기순환 신경회로망(ESRN)

2.1 오차 자기 순환 신경회로망(ESRN) 구조

비선형 시스템을 인식하기 위한 기존의 일반적인 신경 모델은 바이어스 값으로 +1 또는 -1의 값을 가진다. 본 연구에서는 이러한 모호성을 해결하고, 빠르게 변하는 시스템을 실시간 인식하고자 그림 1과 같이 한 단계 이전의 추정오차($e_{pjk}(t-1)$)를 자기 순환시키고 바이어스 입력에 대한 연결강도(w_{jk})는 양의 상수 값(μ_0)으로 한정하는 새로운 모델을 제시한다. 바이어스 입력으로 +1대신에 한 단계 이전의 추정오차를 입력정보로 활용하는 것은 합출력을 증감시키는데 있어 과거오차를 의미 있는 정보로 활용함으로써 자동적으로 바이어스 입력의 크기와 기호를 설정할 뿐만 아니라 신경회로망의 출력이 기준 목표치에 빠르게 수렴하는 기능을 갖도록 한다.

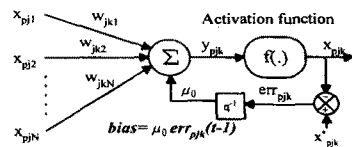


그림 1. 오차 자기 순환 신경 모델

2.2 학습 알고리즘

본 연구에서는 은닉층의 목표값을 역전파 학습 방법을 이용하여 구하는 것이 아니라 선형 최적기법을 이용하여 직접 구한다. 출력층의 선형 구간에서 목표값 (d_{ljk}^*)과 신경의 합출력 (y_{ljk})의 제곱오차 (E)가 최소가 되도록 하는 은닉층의 목표 출력값 (x_{ijk}^*), 즉 출력층의 입력을 구하는 것으로 나타낼 수 있다. 은닉층의 목표값을 구하기 위하여 먼저 오차 지수를 설정한다.

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

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,

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

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 출력층과 은닉층의 연결강도를 갱신한다.

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

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

제한한 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. 제한한 신경망을 이용한 비선형 시스템 인식

3.1 비선형 시스템 모델링

제한한 오차 자기 순환 신경회로망과 학습알고리즘을 평가하기 위하여 그림 2와 같이 플랜트 출력과 제어 입력을 시간 지연시켜 신경회로망 입력으로 순환하여 컴퓨터 시뮬레이션을 하였다.

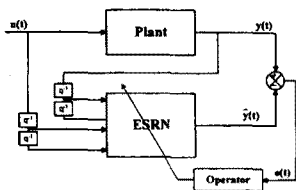


그림 2. 시스템 인식을 위한 모델링

시뮬레이션을 위해 플랜트는 비선형 모델로서 널리 사용되는 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 3과 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.

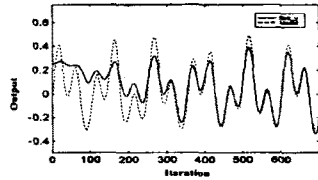


그림 3. 역전파(BP)기법 학습 결과

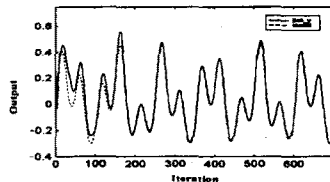


그림 4. Scalero기법 학습 결과

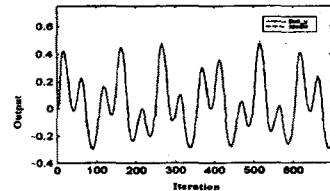


그림 5. 제안한 기법의 학습 결과

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

3.3 7-자유도 차량 모델

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[5]. 차량의 모델링을 위한 운동 방정식들은 다음과 같다.

가). 상하 운동 방정식

$$M\ddot{X}_v = \sum_{i=1}^4 F_i + \sum_{i=1}^4 U_i \quad (14)$$

$F_i(i=1,2,3,4)$ 는 차체 M 의 스프링과 댐퍼의 반발력, $F_i = -K_i S_i - C_i \dot{S}_i$ 로 계산된다. U_i 는 각 현가 장치의 능동 제어력을 나타낸다. 서스펜션 스트로크 S_i 는 차량과 차체 사이의 현가 장치 거리를 의미한다.

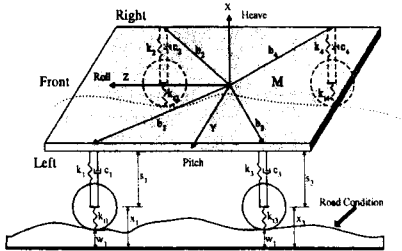


그림 6. 7 자유도 차량 모델

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

나). 경사 및 회전 운동 방정식

차량의 Y축 방향의 경사 운동 방정식은

$$J_p \ddot{\theta} = \sum_{i=1}^4 (b_i \times F_i) \cdot e_2 \quad (15)$$

J_p : 피치 관성 모멘트(Pitch), $e_2 = (0 \ 1 \ 0)^T$: 차량몸체 Y축 단위벡터 $F_i = R[F_i \ 0 \ 0]$ 이다.

차량의 Z축 방향의 회전 운동 방정식은

$$J_r \ddot{\psi} = \sum_{i=1}^4 (b_i \times F_i) \cdot e_3 \quad (16)$$

J_r : 회전 관성 모멘트(Roll),

$e_3 = (0 \ 0 \ 1)^T$: 차량몸체 Z축단위 벡터

다). 타이어 진동 운동

모두 4 자유도를 갖는 차륜의 운동 방정식은

$$m_i \ddot{X}_i = -F_i - k'_i(X_i - w_i) \quad (17)$$

k'_i : 타이어 강성계수, w_i : 4개 타이어 접촉노면 굴곡상태

라). 전체 차량 모델의 상태 방정식

상태방정식과 출력 방정식으로 표현하면

$$\dot{Z} = AZ + BU + GW \quad (18)$$

$$Y = CZ \quad (19)$$

A: 시스템행렬, B: 제어행렬, G: 교란입력행렬, C: 출력행렬

차량을 묘사 상태방정식은 총 14개의 상태(state)를 가지며 본 논문에서는 제어기 설계에 따라 차체 위치(frame position, 그림 6에서 s_i+x_i 를 나타냄)와 상하, 경사, 회전 운동을 추정하였다.

3.4 ESRN 기반한 7-자유도 차량의 비선형 제어

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

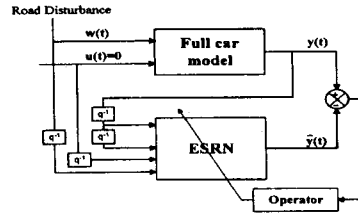


그림 7. Full Car 모델인식을 위한 방법

신경회로망의 입력으로는 출력(상하, 경사, 회전운동)의 1차, 2차 지연 순환값(6개)과 제어입력의 1차 지연 순환값(4개), 도로장애(w_1 , 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 $e_{pik}(t-1)$ 이고, $w_{jko} = \mu_0 = 0.05$ 이다. 제어 플랜트는 마찬가지로 식 (20)을 사용하였다.

$$y(t) = 0.2y^2(t-2) + 0.2y(t-1) + 0.25y(t-2) + 0.25u(t-1) + 0.45\sin(0.5(y(t-1) + y(t-2))) \times \cos(0.5(y(t-1) + y(t-2))) \quad (20)$$

복잡한 비포장도로 등의 비선형 차량운행정보를 입력하였을 때의 상하, 경사, 회전 운동을 실시간 추정하고, 예측 적응제어를 적용하였을 때의 제어결과를 그림 8, 9, 10에 나타내었다. 점선은 제어기가 없는 수동현가 시스템의 경우를, 실선은 제한한 최적제어기의 제어결과이다. 학습이 진행함에 따라 도로 굴곡을 지나갈때의 차체의 진동이 처음에 비해 현저히 줄어들었다는 것을 알 수 있다.

또한 슬라이딩 제어기법은 단일 입력을 가진 시스템 $x^{(n)} = f(x) + b(x)u$ 와 같은 운동방정식에 대하여 정의되었다. 따라서 슬라이딩 제어기법을 적용하기 위해서는 시스템을 묘사하는 신경회로망 모델에서 입력 $u(t)$ 에 대한 각각의 신경회로망 모델이 존재하여야 한다. 예를 들면 입력 $u(t) = [u_1(t) \ u_2(t) \ u_3(t) \ u_4(t)]^T$ 에 대해

$y^{(n)} = [y_1(t) \ y_2(t) \ y_3(t) \ y_4(t)]^T$ 이 존재해야 한다.

이를 위해, 예측 적응제어기에서 상하, 경사, 회전 운동을 추정한 것과는 달리 여기에서는 차체 위치를 추정하였다.

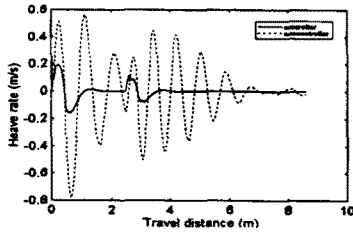


그림 8. 상하이동시 도로정보 인식 결과

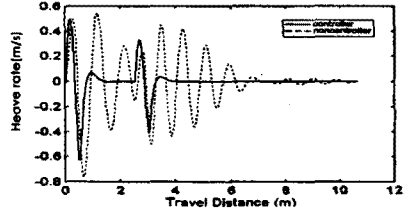


그림 11. 상하이동시 스트로크 정보 인식 결과

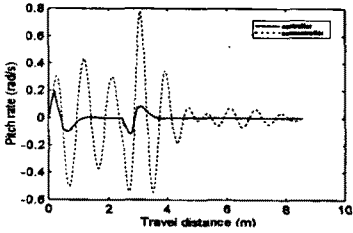


그림 9. 경사이동시 도로정보 인식 결과

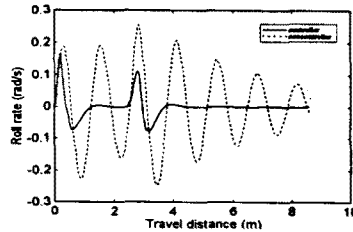


그림 10. 회전이동시 도로정보 인식 결과

4. 결론

본 연구에서는 도로 노면의 불규칙한 높이 등의 비선형 정보를 실시간으로 인식 가능한 새로운 신경망 모델을 제시하였다. 먼저, 기존의 신경회로망 모델의 단점을 개선하고 학습 알고리즘을 보완하여 비선형 시스템 모델링 및 제어에 적합한 새로운 신경회로망 모델을 제안하였다. 제안한 오차 자기순환 신경회로망(ESRN)은 학습 속도를 개선하기 위해 신경모델의 바이어스값 입력으로 +1대신에 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 ESRN 신경망은 은닉층의 목표값을 역전파 학습 알고리즘에 의하여 전달하지 않고 최적기법을 이용하여 직접 계산하고 각각의 연결강도값을 RLS에 의하여 온라인으로 추정하는 알고리즘이다. ESRN의 비선형 함수 인식의 성능을 실험하기 위해 빠르고 비선형성이 강한 일반적인 비선형 모델을 선정하여 BP, Scaler, ESRN의 추정 결과들을 비교하였다. 그 결과 ESRN이 다른 방법에 비해 추정 능력이 우수하며, 수렴 속도가 빠름을 알수 있었으며, 여러 가지 파라미터에도 덜 민감하다는 결론을 얻었다.

복잡하고 굴곡이 있는 도로 노면 등의 비선형 정보를 실시간으로 인식함을 보이기 위해 ESRN에 기반한 비선형 동적 시스템 제어를 설계하여 시뮬레이션을 수행하였다. MIMO 모델인 7-자유도 차량 모델을 선정하고 새로이 설계한 제어기에 연결하여 실험한 결과, 모델링 차량의 여러 파라미터 값을 변화시켜 실험시켰음에도 불구하고 제어 성능은 좋은 특성을 나타냄을 확인하였다. 향후 제어기의 학습 능력을 추가하기 위해 신경회로망 제어기와 ESRN기반 차량 제어를 병렬로 연결하여 여러 도로 차량 환경에서도 탁월한 제어기의 학습 능력을 갖는 연구를 추진해 나갈 예정이다.

(참고 문헌)

- [1] M. Appleyard and P.E. Wellstead, "Active suspension: some background," IEEE, 1995
- [2] 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
- [3] Scaler, R. S. and Tepedelenliouglu, N., "A fast new algorithm for traning feedforward neural networks," IEEE Trans. Signal Processing, Vol. 40, pp. 202-210, 1992
- [4] Haykin, S., Neural Networks : A Comprehensive Foundation, Macmillan College Publishing Company Inc., NY, 1994

$$\hat{\mathbf{x}}(t+1) = \frac{\mathbf{y}(t+1) - \mathbf{y}(t)}{h} = \frac{\mathbf{y}^{nm}(t+1) - \mathbf{y}(t)}{h} \quad (20)$$

$$\mathbf{y}^{nm}(t+1) = F[\hat{\mathbf{A}}\mathbf{y}^b(t) + \hat{\mathbf{B}}\mathbf{y}^b(t-1) + \hat{\mathbf{C}}\mathbf{u}(t) + \hat{\mathbf{D}}\mathbf{u}(t) + \hat{\mathbf{E}}\mathbf{e}(t)] \quad (21)$$

식 (20)과 식 (21)에서 \mathbf{y}^{nm} 은 한 단계 이후의 출력값, 즉 시스템의 미래 출력값을 나타낸다. 따라서 제어기는 한 단계 이후의 출력을 미리 예측하고 제어출력을 만들어 내는 도로 높이 정보의 인식을 위한 최적 추종 제어기로 동작하게 된다. 인식 실험은 모델 차량의 제어시스템을 매 샘플 순간마다 추정하고 추정된 신경회로망 모델을 기반으로 하여 제어입력을 계산한다. 먼저 서스펜션 스트로크를 신경회로망으로 추정하고 그에 따른 제어 결과를 먼저 보이고 후에 각 차체 위치를 추정하고 제어한 결과를 보인다. 제어 성능을 평가하기 위하여 여러 운동 실험중에서 상하운동의 입력을 인가하여 서스펜션 스트로크 제어된 결과값을 그림 11에 대표적으로 나타냈다. 따라서 제안한 신경망 제어기는 기존 뉴로 제어기와는 달리 인식과 제어가 동시에 실시간으로 이루어 지게 되는 평가 제어기임을 알 수 있다.