

Prefilter 형태의 카오틱 신경망 속도보상기를 이용한 제어기 설계

최운하, 김상희
포항산업과학연구원, 금오공과대학교 전자공학과

Controller Design using PreFilter Type Chaotic Neural Networks Compensator

Un-Ha Choi, Sang-Hee Kim

Research Institute of Industrial Science & Technology, Dep. of Electronics, Kumoh Nat. Univ

Abstract - This thesis propose the prefilter type control strategies using modified chaotic neural networks for the trajectory control of robotic manipulator. Since the structure of chaotic neural networks and neurons, chaotic neural networks can show the robust characteristics for controlling highly nonlinear dynamics like robotic manipulators. For its application, the trajectory controller of the three-axis PUMA robot is designed by CNN. The CNN controller acts as the compensator of the PD controller.

Simulation results show that learning error decrease drastically via on-line learning and the performance is excellent. The CNN controller have much better controllability and shorter calculation time compared to the RNN controller. Another advantage of the proposed controller could be attached to conventional robot controller without hardware changes.

1. 서 론

산업계 전반에서 사용되고 있는 PD 제어기는 작업의 용이함에도 불구하고 제어 대상의 수학적인 해석이 선행되어야 한다는 단점을 가진다. 따라서 이러한 고전적인 제어 이론은 제어대상이 정의되지 않은 경우 적용할 수가 없다.

최근, 신경망 제어기는 간접성, 비 선형성, 학습 능력 등의 장점으로 인해 비선형 시스템의 모델링과 로봇의 경로 제어 분야에서 연구되어 왔다.

이러한 연구의 한 분야로 로봇 메니퓰레이터의 경로 제어에 리커런트 신경망을 이용한 연구가 이루어졌다.

Miyamoto는 로봇의 역동역학을 계층적인 신경망(hierarchical neural networks) 모델을 이용하여 로봇의 경로 제어를 한층 더 향상 시켰다. Nguyen와 Park는 두 개의 신경망을 이용하여 로봇의 경로를 제어하는 적용 제어 기법을 제시하였다.

한편, Narendra는 오차 역전파 알고리즘을 이용한 직접 적용 제어와 간접 적용 제어 기법에 대한 특징을 정리하여 직접 적용 제어 기법을 사용할 경우 제어 대상의 자코비언을 얻기 위해서는 또 하나의 신경망 추정기가 필요하다고 정리하였다.

본 논문에서는 이러한 단점을 극복하기 위해 로봇 메니퓰레이터의 경로 제어에 카오틱 신경망을 이용한 PreFilter 형태의 카오틱 신경망 제어기를 설계하여 PD제어기의 속도 보상기로 사용하여 3축 푸마 로봇의 경로 제어에 적용하였다. 모의 실험 결과를 기준으로 리커런트 신경망 제어기의 모의 시험 결과와 비교하여 기존의 PD제어기가 달린 시스템에 하드웨어의 변경없이 프로그램의 변경으로 제어기의 오차를

바로 보상하여 사용 할 수 있으며, 카오틱 신경망 제어기가 보다 우수한 제어 능력을 가지며 온라인(on-line)·실시간 제어능력을 가짐을 보였다.

2. 본 론

2.1 카오스 신경 세포와 신경망

Nagumo와 Sato는 Caianiello의 모델에 대하여 단일 입력의 뉴런으로 가정하고 다음과 같은 모델을 제안하였다.

$$x(t+1) = u(A(t) - \alpha \sum_{r=0}^L k^r x(t-r) - \theta) \quad (1)$$

여기서 $x(t+1)$ 은 이산 시간 $t+1$ 에서의 뉴런의 출력으로 뉴런의 내부 상태의 값에 따라 0과 1의 값을 가진다. $u(\cdot)$ 는 단위 계단 함수이며 $A(t)$ 는 이산 시간 t 에 \rightarrow 입력 신호의 세기를 의미한다. $-ak$ 는 0과 1 사이의 값을 가지는 불용성의 시간 감쇠 지수를 의미하며 θ 는 카오스 뉴런의 문턱치를 나타낸다.

이산 시간 $t+1$ 에서 카오스 뉴런의 내부 상태를 다음과 가정하면 식 (1)은 식 (3)~(4)로 표현할 수 있다.

$$y(t+1) = A(t) - \alpha \sum_{r=0}^L k^r y(t-r) \quad (2)$$

$$y(t+1) = ky(t) - \alpha u[y(t)] + \epsilon \quad (3)$$

$$x_i(t+1) = u[y(t+1)] \quad (4)$$

여기서 $a(t)$ 는 주기 배가 변수(bifurcation parameter)로서 다음 식과 같이 정의된다.

$$a(t) = A(t) - kA(t-1) - \theta(1) \quad (5)$$

카오스 신경망내 단일 요소로서의 카오스 뉴런 모델은 그림 1로 나타난다. 단위 카오스 뉴런은 2가지의 입력으로 표현되지만 카오스 신경망 내의 카오스 뉴런은 3개의 입력 - 하부층으로부터의 외부 입력, 동일층으로부터의 내부 입력, 그리고 뉴런 자신의 자기 궤환에 의한 입력 - 으로 구성된다.

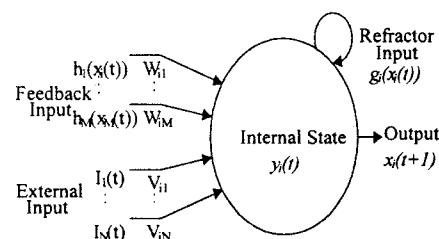


그림1. 단일 카오스 뉴런

일반적으로 시간 $t+$ 에서의 카오스 신경망 내의 j 번째 뉴런의 동역학 모델은 식 (6)으로 나타난다.

$$x_i(t+1) = f_i \left[\sum_{j=1}^N V_{ij} \sum_{r=0}^L k_j^r I_r(t) + \sum_{j=1}^M W_{ij} \sum_{r=0}^L k_j^r h_j(x_i(t-r)) - a \sum_{r=0}^L k_C g_i(x_i(t-r)) - \theta \right] \quad (6)$$

여기서 $f_i(\cdot)$ 는 활성 함수로서 시그모이드 함수를 사용하였다. V_{ij} 와 W_{ij} 는 하위층과 동일층의 j 번째 뉴런과의 결합 계수를 의미한다. $I_r(t-r)$, $h_j(x_i(t-r))$ 그리고 $g_i(x_i(t-r))$ 는 각각 시간 $t+$ 에서의 하위층과 동일층 그리고 불용성에 의한 입력 함수를 나타낸다. N 과 M 은 하위층과 동일층의 카오스 뉴런의 수를 의미한다. k_l , k_H , 그리고 k_C 는 각각 외부 입력, 동일층 입력 그리고 불용성의 시간 감쇠 지수이며 본 논문에서는 3개의 시간 감쇠 지수를 모두 동일하게 설정하였고 θ 는 카오스 뉴런의 문턱값이다.

식 (3)을 동일층에서의 입력과 하위층에서의 입력 그리고 과거값에 의한 불용의 값으로 나누어 생각할 수 있다.

시간 $t+$ 에서의 j 번째 카오스 뉴런의 내부 상태를 동일층으로부터의 입력과 하위층으로부터의 입력 그리고 불용항으로 다음과 같이 분리하여 표현할 수 있다.

$$y_i(t+1) = \xi_i(t) + \eta_i(t) + \zeta_i(t) \quad (7)$$

이때 다음 시간에서 우변 항의 각각의 값은 다음 식으로 표현되고 결국 출력의 값은 식 (11)로 표현된다.

$$\xi_i(t+1) = k\xi_i(t) + \sum_{j=1}^N V_{ij} I_j \quad (8)$$

$$\eta_i(t+1) = k\eta_i(t) + \sum_{j=1}^M W_{ij} h_j(f(y_i(t))) \quad (9)$$

$$\zeta_i(t+1) = k\zeta_i(t) - ag_i(f_i(y_i(t))) - \theta_i \quad (10)$$

$$x_i(t+1) = f_i y_i(t+1) \quad (11)$$

카오스 신경망의 학습은 오차 역전파 알고리즘을 이용하여 결합계수를 갱신함으로서 이루어진다.

2.2 Prefilter 형태의 카오스 신경망 제어기의 구성

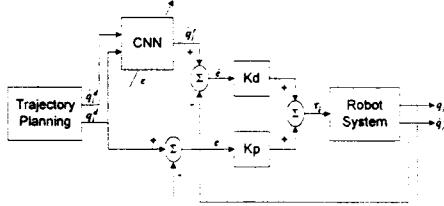


그림2. Prefilter 형태의 카오스 신경망 제어기의 구조

본 논문은 Prefilter 형태의 카오스 신경망 제어기를 사용하여 PD 제어기의 속도를 보상하도록 설계하였다. 카오스 신경망 제어기는 오차 역전파 알고리즘에 의해 로봇의 각 관절각의 오차를 최소화하는 방향으로 지속적으로 학습을 수행하게 된다. 이는 실제적으로 직교좌표계에서의 각 좌표값의 오차를 최소화하게 되어 원하는 경로에 근사하도록 함을 의미한다. PD 제어기는 각 관절각과 관절각 속도의 오차에 의해서 토오크 출력을

최종적인 로봇의 경로 제어의 역할을 수행하게 된다. 순간적인 외부 입력의 변화가 있을 경우 PD 제어기가 각 관절각과 관절각 속도의 오차에 의해서 동작하게 되어 있다. 그림2의 구조를 가지는 Prefilter 형태의 카오스 신경망 제어기는 로봇의 경로 계획에 따른 각 관절각과 관절각 속도를 카오스 신경망 제어기의 입력으로 설정하였다. PD 제어기의 출력 토크는 각 관절 각속도의 오차에 의해 결정된다. 주어진 시간에 대해 각 관절의 경로가 경로제어기에 의해 결정되면, 이를 이용하여 PD 제어기는 각각의 출력 토크를 계산하여 로봇의 각 관절 구동 모터의 입력으로 들어간다. 이러한 구동 모터에 의해 실제의 경로가 결정되며 이때의 각 관절 각속도의 오차에 의해 카오스 신경망이 학습하여 이러한 반복적인 과정을 통하여 오차가 원하는 허용오차까지 감소하게 되면, 신경망은 학습을 마치고 프로그램의 수행을 마치게 된다.

기존의 리커런트 신경망 제어기와 제안된 카오스 신경망 제어기의 차이를 정리하면 다음과 같다.

로봇의 입력 토크값 τ_i 는 식(12)과 같이 정의된다.

$$\tau_i = Kd(\dot{q}_i^d - \dot{q}_i^a) + Kp(q_i^d - q_i^a) \quad (12)$$

3축 푸마 로봇의 경로 제어를 위한 카오스 신경망 제어기의 입력은 경로 계획에 의한 각 관절각 3개와 각속도 3개를 합하여 6개의 입력 뉴런을 가지며 은닉층은 10개의 뉴런, 출력층은 PD 제어기의 미분이득을 보상 출력하는 3개의 뉴런을 가지도록 하였다.

각 축 사이의 결합계수는 -0.5에서 0.5 범위내의 임의의 값으로 초기화하였고, 각 축내 뉴런사이의 결합계수 또한 같은 범위내의 임의의 값으로 설정하였다. 기울기가 1.0인 시그모이드 함수를 활성함수로 사용하였으며 학습률은 0.3, 바이어스는 1.0, 모멘텀은 0.8, 시간 감쇠 지수는 모두 0.7로 동일하게 사용하였다.

PD 제어기는 로봇의 각 축에 대하여 독립적으로 담당하도록 3개로 구성하였으며 비례이득과 미분이득을 300과 10으로 고정하였다.

카오스 신경망과 비교된 리커런트 신경망은 입력층과 출력층 뉴런의 수는 카오스 신경망과 동일하며 은닉층에 40개의 뉴런을 두고 이들 중 10개의 뉴런이 입력층으로 리커런트 되도록 하였다. 입력층과 은닉층에 각각 출력값이 1인 바이어스를 1개씩 설정하여 학습의 효율성을 증진시켰다. 각 축 사이의 결합계수를 -0.5에서 0.5 내의 임의의 값으로 초기화하였고 기울기가 1인 종형함수를 활성함수로 선택하였으며 학습률은 0.08을 설정하였다. 학습 법칙은 제안된 카오스 신경망 제어기와 동일하게 기존의 오차 역전파 알고리즘을 적용하였다.

3축 푸마 로봇의 경로 제어 시스템에 적용된 오차함수는 $q_i^d(t)$ 와 $q_i^d(t)$ 의 차이로 각각 로봇 링크 i 의 원하는 관절각 값과 실제로 로봇이 움직인 관절각 값을 의미한다.

따라서 카오스 신경망의 학습은 근사적으로 로봇의 각 관절각 오차를 최소화하는 방향으로 이루어지게 되며, 각 관절각의 오차에 의해 각 결합계수의 학습이 이루어진다.

2.3. 모의 실험 및 결과 고찰

Prefilter 형태의 카오스 신경망 제어기를 3축 푸마 로봇의 PD 제어기의 속도를 보상하여 실시간으로 로봇의 경로를 제어할 수 있음을 확인하였고 그 결과를 리커런트 신경망과 비교하였다.

그림3과 그림4는 500회 학습후의 각 축의 경로 추적 상태를 나타내었다. 리커런트 신경망 제어기가

목표값과 차이를 보이는 반면, 카오틱 신경망 제어기는 미소한 오차를 가지며 목표값에 접근함을 볼 수 있다. 경로 추적 상태로서 카오틱 신경망 제어기는 로봇 매니퓰레이터(Manipulator)가 원래 적을 거의 완벽하게 추적하도록 제어하는 반면 리커런트 신경망 제어기는 상당한 오차를 가짐을 볼 수 있다. 특히, 1000회 학습의 경우에 카오틱 신경망 제어기는 더욱 목표값을 정밀하게 추적하고 있는 반면, 리커런트 신경망 제어기는 500회 학습에 비해 완만한 오차 감소로 목표값에 더욱 정밀하게 추적하기 위해 서는 지속적인 학습이 이루어져야 함을 알 수 있다.

표1. 경로 추적 정규화 오차의 비교

신경망	카오스 신경망	리커런트 신경망
학습회수		
초기상태	0.003469	0.005543
5회	0.000642	0.005522
100회	0.000629	0.004350
200회	0.000319	0.003323
500회	0.000074	0.001952
1000회	0.000024	0.000760

그림5는 1000회 학습하는 동안의 각 축에 대한 최대오차의 변화과정을 표시하였다. 리커런트 신경망 제어기는 완만한 오차의 감소를 보이는 반면, 카오틱 신경망 제어기는 학습 초기에 급격한 오차 감소를 가진다는 것을 알 수 있다. 이는 로봇의 경로 제어에 카오틱 신경망 제어기를 온라인으로 이용하여 실시간으로 제어 가능함을 의미한다.

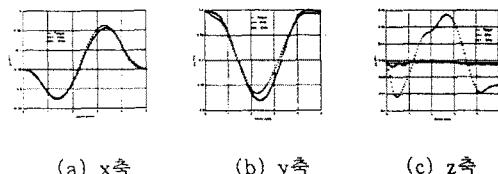
3. 결 론

본 논문에서는 새로운 개념의 카오틱 신경망을 설계하고 제안된 카오틱 신경망이 동특성을 가지는 시스템을 효율적으로 추정(Identification)할 수 있음을 확인하였다. 또한, 3축 푸마 로봇의 경로를 제어하기 위하여 PD제어기 앞단에 Prefilter 형태의 카오틱 신경망 제어기를 설계하고 그 결과를 기존의 리커런트 신경망 제어기와 비교하였다. Pentium 120MHz 컴퓨터로 시뮬레이션한 결과 100개의 패턴을 1000회 반복 학습후, 소요된 시간은 기존의 리커런트 신경망 제어기는 2083.9초가 걸린 반면 카오틱 신경망 제어기의 경우 519.6초로 학습 속도가 약 4.01배 향상되었다. 이것은 카오틱 신경망 제어기가 푸마 로봇의 실시간 제어에 필요한 대이터처리 속도 28ms보다 훨씬 빠른 5.19(ms)가 걸림으로서 충분한 실시간 제어가 됨을 알 수 있다. 또한, 오차는 0.000172과 0.000760으로 4.42배 적은 값을 가짐으로서 카오틱 신경망 제어기의 제어 성능이 한층 더 우수함을 입증하였다. 시뮬레이션 결과 제안된 Prefilter 형태의 카오틱 신경망 제어기의 장점은 크게 세가지로 나타낼수 있다.

- 기존의 PD제어기가 달린 시스템에 하드웨어의 변경없이 프로그램의 변경으로 제어기의 오차를 바로 보정하여 사용 할 수 있다.
- 실시간(real time)으로 제어 가능하기 때문에 로봇의 반복운동을 on-line 학습을 할 수 있다.
- 카오틱 신경망은 충내 결합에 의한 상호 커플링이 존재하여 제어 대상의 모델화가 어렵고 일반적인 수학적 제어 규칙을 정하기 어려울 때 더욱 효과적 으로 사용할 수 있으며, 다중 신경망과 흡필드 신경망의 특성을 동시에 가지고 있으므로 여러 분야에서 사용될 수 있다.

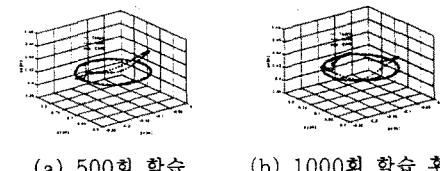
(참 고 문 헌)

- H. Miyamoto, M. Kawato, T. Setyama, and R. Suzuki, "Feedback Error Learning Neural Networks for Trajectory Control of a Robotics Manipulator", *Neural Networks*, Vol. 1, No. 3, 251-265, 1988.
- D. H. Nguyen and B. Widrow, "Neural Networks for Self-Learning Control Systems", *IEEE Control systems Magazine*, Vol. 10, pp. 18-23, Apr. 1990.
- S. W. Park, "Design of Controller for Nonlinear System Using Chaotic Neural Networks", *ICNN*, 1995.
- K. S. Narendra and K. Parthasarathy, "Gradient Methods for Self-learning Control Systems containing Neural Networks", *IEEE Trans. Neural Networks*, Vol. 2, pp. 252-262, Mar. 1991.
- J. Nagumo and S. Sato, "On a Response Characteristics of a Mathematical Neuron Model", *Kybernetik*, 10, pp. 155-164, 1972.
- E. Caianiello, "Outline of a Theory of thought Process and Thinking Machines", *J. Theor. Biol.*, 2, pp. 204-235, 1961.
- K. Aihara, T. Takabe and M. Toyoda, "Chaotic Neural Networks", *Phys. Lett.* A144, pp. 333-340, 1990.
- K. S. Fu, R. C. Gonzalez, and C. S. G. Lee, "Robotics", McGraw Hill Inc., 1987.
- C. W. Jang, S. H. Kim, "Trajectory Control of Robotic Manipulators using Chaotic Neural Networks", *ICNN* Vol. 3, pp. 1685-1688, 1997



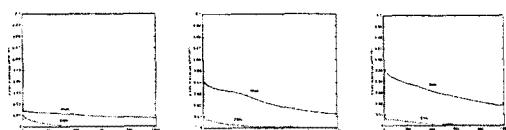
(a) x 축 (b) y 축 (c) z 축

그림3. 500회 학습후의 각 축의 경로 추적 상태
---- Target : + + + RNN : oooo CNN)



(a) 500회 학습 (b) 1000회 학습 후

그림4. 학습에 따른 로봇의 경로 추적 상태
---- Target : + + + RNN : oooo CNN)



(a) x 축 (b) y 축 (c) z 축

그림5. 1000회 학습에 따른 정규화 오차의 변화