

Prefilter 형태의 카오틱 신경망을 이용한 로봇 경로 제어

강원기, 최운하, 김상희
 금오공과대학교 전자공학과

Robot Trajectory Control using Prefilter Type Chaotic Neural Networks Compensator

Won-Gi knag, Un-Ha Choi, Snag-Hee Kim
 Dept. of Electronics, Kumoh Nat. Univ. of Tech., Korea
 E-mail: wgkang@knut.kumoh.ac.kr

Abstract

This paper propose a prefilter type inverse control algorithm using chaotic neural networks. Since the chaotic neural networks show robust characteristics in approximation and adaptive learning for nonlinear dynamic system, the chaotic neural networks are suitable for controlling robotic manipulators. The structure of the proposed prefilter type controller compensate velocity of the PD controller. To estimate the proposed controller, we implemented to the Cartesian space control of three-axis PUMA robot and compared the final result with recurrent neural network(RNN) controller.

카오틱 특성을 가지는 카오틱 뉴런에 대한 연구가 활발하게 진행되고 있다. 최근 Aihara[6]가 제안한 카오틱 뉴런을 이용한 카오틱 신경망(Chaotic Neural Networks, CNN)모델은 기존의 리커런트 신경망이 가지는 특징들 외에 생리학적 신경세포의 특징인 적응 응답(Graded Response), 상관 불응성(Relative Refractoriness) 그리고 입력의 시·공간적인 합을 충분히 표현한다는 특징을 가진다.

본 논문에서는 동적 특성을 가지는 기존의 카오틱 신경망의 구조적인 면과 학습에 대하여 논하고 새로운 개념의 카오틱 신경망을 제안하였다[7]. 제안된 카오틱 신경망을 사용, Prefilter 형태의 카오틱 신경망 제어를 설계하여 PD제어기의 속도 보상으로 사용하여 3축 푸마 로봇(PUMA Robot)의 경로 제어에 적용하였다.

1. 서론

로봇의 제어에 있어서 주어진 경로를 효과적으로 추적하게 하는 경로 제어 알고리즘의 개발은 정밀도와 생산성 및 안전성 등과 관련하여 매우 중요한 과제이다. 이러한 문제와 관련하여 수학적 모델링에 기초한 폐환 제어(Feedback Control)나 적응 제어 기법(Adaptive Control)등이 연구되었다[1-2]. 그러나 이러한 방법은 수학적 모델링에 의한 제어 방법으로서 로봇의 동역학 및 기구학적인 문제를 정확히 기술하기 어렵기 때문에 일정한 형태의 수식에 의한 제어 규칙을 정하는 데는 한계가 있다.

인공 신경망(Artificial Neural Networks)의 이용은 이러한 한계를 극복하기 위한 새로운 시도로 진행되어 왔다[3]. 이러한 신경망을 제어에 이용한 경우로서 Kawato[4]등의 연구는 신경망을 로봇의 제어기로 이용가능성을 시사하였고, Miyamoto[5]등은 로봇의 역동력학(Inverse Kinematics)을 계층 신경망(Hierarchical Neural Networks) 모델에 의해 학습시킴으로써 로봇의 경로 제어 효과를 한층 더 개선하였다.

로봇의 비선형성을 극복하기 위한 연구로서 최근 카

2. 카오틱 신경망의 개요

카오틱 뉴런의 기본 구조[6]는 그림 1과 같다.

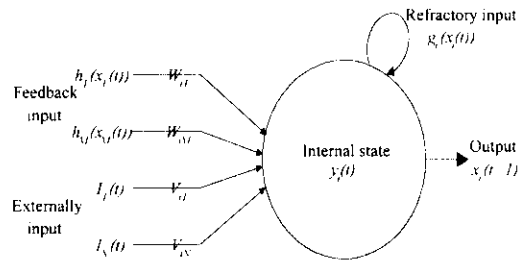


그림 1. 카오틱 뉴런(Chaotic Neuron)의 기본 구조

카오틱 뉴런 모델은 일반적인 신경망의 뉴런 모델과는 달리 두 종류의 입력, 같은 층의 뉴런에 의한 입력

$h_M(x_M(t))$ 과 외부로부터의 입력 $I_N(t)$ 을 갖고, 여기에 자신의 과거 값에 의한 불응항(Refractory Term)이 첨가된다.

카오틱 뉴런의 고전적인 모델은 Caianiello[8]에 의해 제시되었으며 다음 식과 같다.

$$x(t+1) = f \left[\sum_{i=1}^n w_{ij}^{(r)} \cdot x(t-r) - \theta \right] \quad (1)$$

Nagumo와 Sato[9]의 모델은 식 (1)에 대해 과거의 출력에 의한 불응성(refractoriness)의 영향이 시간에 따라 지수 함수적으로 감소한다는 가정 하에서 단일 입력에 적용한 경우로 식 (2)으로 표현된다.

$$x(t+1) = f \left[A(t) - \alpha \sum_{r=0}^k k^r g(x(t-r)) - \theta \right] \quad (2)$$

여기서

- $x(t)$: 시각 t 에서의 뉴런의 출력
- f : 뉴런의 활성화 함수(activation function)
- $A(t)$: 시각 t 에서의 입력 신호의 크기
- α : 상수 파라메타 ($\alpha \geq 0$)
- k : 불응성(refractoriness)의 시간 감쇠 상수 ($0 \leq k < 1$)
- g : 불응 함수(refractory function)
- θ : 문턱치

카오틱 뉴런의 내부 상태는 식 (3)으로 표현된다.

$$y(t+1) = A(t) - \alpha \sum_{r=0}^k k^r g(x(t-r)) - \theta \quad (3)$$

식 (3)의 다음 상태를 간단한 차분방정식으로 바꾸면 식 (4)와 같다.

$$y(t+1) = ky(t) - \alpha \cdot g[f(y(t))] + a(t+1) \quad (4)$$

여기서 $a(t)$ 는 분기 변수(Bifurcation Parameter)로서 다음과 같다.

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

따라서, 카오틱 뉴런의 출력은 식 (6)에 의해 구해진다.

$$x(t+1) = f[y(t+1)] \quad (6)$$

3. Prefilter 형태의 카오틱 신경망 제어기

로봇의 경로 제어에는 Prefilter 형태의 카오틱 신경망 제어기를 사용하여 PD 제어기의 속도를 보상하도록 설계하였다.

3축 부마 로봇의 경로를 제어할 Prefilter 형태의 카오틱 신경망 제어기의 구조는 그림 2와 같다.

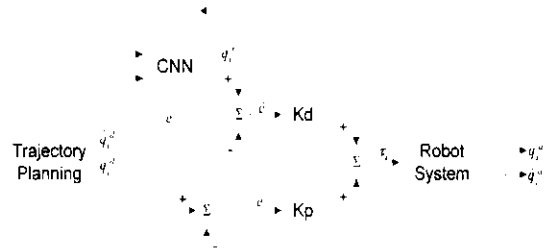


그림 2. Prefilter 형태의 카오틱 신경망 제어기의 구조

그림 2의 구조를 가지는 Prefilter 형태의 카오틱 신경망 제어기는 로봇의 경로 계획에 따른 각 관절각과 관절 각속도를 카오틱 신경망 제어기의 입력으로 받아, 속도 보정값을 계산하여 출력으로 내보낸다. 역진과 알고리즘에 의해 로봇의 각 관절 각의 오차를 최소화하는 방향으로 지속적인 학습을 수행하게 되며, 이렇게 하여 실제적인 직교좌표계에서 각 좌표 값의 오차를 감소시켜 원하는 경로에 근사하도록 한다.

PD제어기의 출력 토오크는 각 관절각과 관절 각속도의 오차에 의해 결정된다. 주어진 시간에 대해 각 관절의 경로가 경로제어기에 의해 결정되면, 카오틱 신경망은 속도 보정값을 PD제어기로 보내고, PD 제어기는 이를 이용하여 식 (7)에 따라 각각의 출력 토오크를 계산한다.

$$\tau_i = Kd(\dot{q}_i^d - \dot{q}_i^v) + Kp(q_i^d - q_i^p) \quad (7)$$

여기서 Kp 는 비례요소(실정수), Kd 는 미분요소(실정수)이고, q_i^d , \dot{q}_i^d , q_i^p 는 각각 목표값, 신경망에 의해 보상된 목표값, 로봇의 실제 출력 값이다.

계산된 토오크값은 각 관절 구동 모터의 입력으로 들어가고, 이 구동 모터에 의해 실제의 경로가 결정되며 이때의 각 관절 각속도의 오차에 의해 카오틱 신경망이 학습된다.

이러한 과정을 반복하여 오차가 원하는 허용오차까지 감소하게 되면, 신경망은 학습을 마치고 프로그램의 수행을 마치게 된다.

5. 모의 실험 및 결과 고찰

Prefilter 형태의 카오틱 신경망 제어기를 3축 푸마 로봇의 PD 제어기의 속도를 보상하여 실시간으로 로봇의 경로를 제어하고, 그 결과를 리커런트 신경망과 비교하였다.

사용된 카오틱 신경망 제어기의 구조는 은닉층이 하나인 다층 신경망의 구조를 갖는다. 각 층의 뉴런수를 보면 입력은 6개, 은닉층은 10개, 출력층은 PD 제어기의 미분이득을 보상 출력하는 3개의 뉴런을 가지도록 하였다.

각층 사이의 결합계수는 -0.5에서 0.5 범위내의 임의의 값으로 초기화하였고, 각 층내 뉴런사이의 결합계수 또한 같은 범위내의 임의의 값으로 설정하였다. 기울기가 1.0인 시그모이드 함수를 활성화함수로 사용하였으며 학습률은 0.3, 바이어스는 1.0, 모멘텀 플 0.8, 시간 감쇠 지수는 모두 0.7로 동일하게 사용하였다.

카오틱 신경망과 비교된 리커런트 신경망은, 입력층과 출력층 뉴런의 수는 카오틱 신경망과 동일하며 은닉층에 40개의 뉴런을 두고 이들 중 10개의 뉴런이 입력층으로 리커런트 되도록 하였다. 입력 층과 은닉 층에 각각 출력 값이 1인 바이어스를 1개씩 설정하여 학습의 효율성을 증진시켰다. 각층 사이의 결합계수를 -0.5에서 0.5 내의 임의의 값으로 초기화하였고 학습률은 0.08을 설정하였다. 학습 법칙은 제안된 카오틱 신경망 제어기와 동일하게 기존의 오차 역전파 알고리즘을 적용하였다.

PD제어기는 로봇의 각 축에 대하여 독립적으로 담당하도록 3개로 구성하였다.

학습에 따른 최대오차의 변화과정을 그림 3에 표시하였다. 리커런트 신경망 제어기는 완만한 오차의 감소를 보이는 반면, 카오틱 신경망 제어기는 학습 초기에 급격한 오차 감소를 가짐을 볼 수 있다. 이는 로봇의 경로 제어에 카오틱 신경망 제어기를 온라인으로 이용하여 실시간으로 제어 가능함을 의미한다.

그림 4와, 5는 각각 3차원과 xy 평면에 대한 1000회 학습후의 경로 추적 상태를 표시한 것이다.

그림 6의 (a),(b),(c)는 1000회 학습후의 각 관절의 각 속도를 보상전의 값과 비교한 것이다.

1000회 학습 후의 카오틱 신경망은 목표 값과 일치함을 볼 수 있지만 리커런트 신경망은 경로 추적상태가 불안정한 것을 볼 수 있다.

6. 결론 및 향후 연구 과제

본 논문에서는 Prefilter 형태의 카오틱 신경망 제어기를 설계하고, 그 결과를 기존의 리커런트 신경망 제어기와 비교하였다.

시뮬레이션 결과 제안된 Prefilter 형태의 카오틱 신경망 제어기의 장점은 크게 세 가지로 나타낼 수 있다.

1. 기존의 PD제어기가 달린 시스템에 하드웨어의 변경 없이 프로그램의 변경으로 제어기의 오차를 바로 보정하여 사용할 수 있다.
2. 실시간(real time)으로 제어 가능하기 때문에 로봇의 반복운동을 on-line 학습을 할 수 있다.
3. 카오틱 신경망은 층내 결합에 의한 상호 커플링이 존재하여 제어 대상의 모델화가 어렵고 일반적인 수학적 제어 규칙을 정하기 어려울 때 더욱 효과적으로 사용할 수 있다.

References

- [1] J. J. Craig, P. Hsu, and S. Sastry, "Adaptive Control of Mechanical Manipulators", *IEEE Int. Conf. on Robotics Automat.*, SF, CA, 1986.
- [2] J. J. E. Slotine and W. Li, "Adaptive Manipulator Control : A Case Study", *IEEE Trans. on Automatic Control*, Vol. 33, No. 11, pp. 995-1003, November 1988.
- [3] F. H. Glanz, W. T. Miller, R. P. Hewes, and L. G. Kraft, "Real-time Dynamic Control of an Industrial Manipulator Using a Neural Network Based Learning Controller," *IEEE Trans. on Robotics and Automation*, vol. 6, pp. 1-9, 1990.
- [4] M. Kawato, Y. Uno, M. Isobe, and R. Suzuki, "Hierarchical Neural Network Model for Voluntary Movement with Application to Robotics", *IEEE Control Systems Magazine*, pp. 8-16, April 1988.
- [5] H. Miyamoto, M. Kawato, T. Setyama, and R. Suzuki, "Feedback Error Learning Neural Network for Trajectory Control of a Robotic Manipulator", *Neural Networks*, vol. 1, No. 3, pp. 251-265, 1988.
- [6] K. Aihara, T. Takabe and M. Toyoda, "Chaotic Neural Networks," *Phys. Lett* A144, pp 333-340, 1990.
- [7] C. W. Jang, S. H. Kim, " Trajectory Control of Robotic Manipulators using Chaotic Neural Networks", *ICNN Vol. 3*, pp1685-1688, 1997
- [8] E. R. Caianiello, "Outline of a Theory of Thought-Processes and Thinking Machines." *J. Theor. Biol.* vol 2, pp 204-235, 1961.
- [9] J. Nagumo and S. Sato, "On a Response Characteristics of a Mathematical Neuron Model", *Kybernetik*. 10, pp. 155-164, 1972.

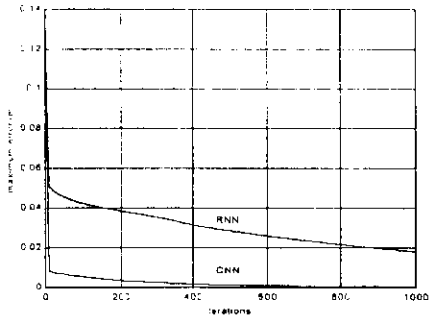


그림 3. 학습에 따른 최대오차의 변화

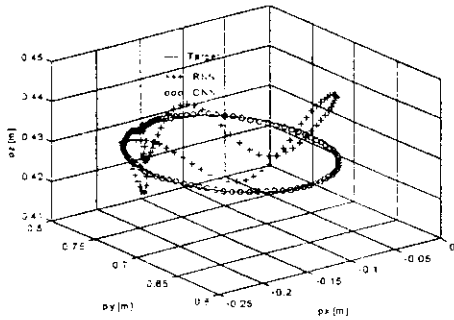


그림 4. 1000회 학습에 따른 로봇의 경로 추적

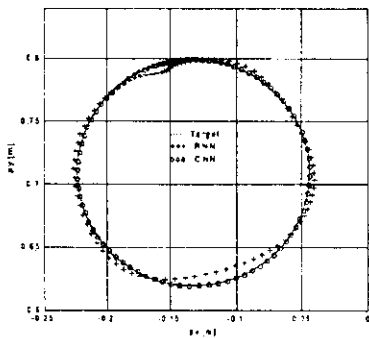
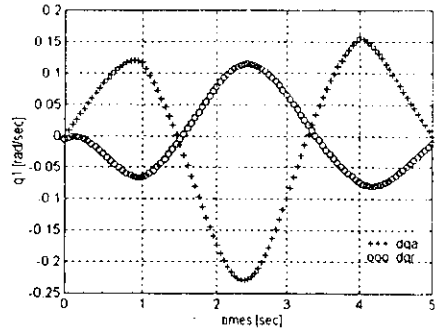
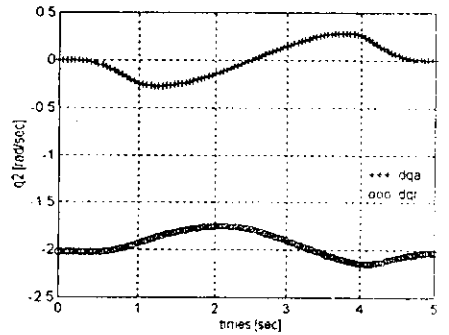


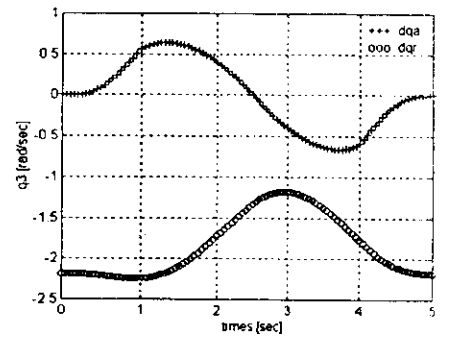
그림 5. 1000회 학습에 따른 xy평면에서의 경로 추적



(a) 관절 1



(b) 관절 2



(c) 관절 3

그림 6. 1000회 학습후 각 관절 각속도와 보상값의 값과 비교