

## 카오틱 신경망을 이용한 로봇 매니퓰레이터용 토크보상제어기의 설계

문 천\*, 김 상 희\*\*, 박 원 우\*\*

\* 금오공과대학교 전자공학부, \*\* 금오공과대학교 전자공학부 조교수

### Design of Torque Compensatory Controller for Robot Manipulator using Chaotic Neural Networks

Chan Moon, Sang-Hee Kim, Won-Woo Park

School of Electronic Eng. Kumoh National Univ. of Tech., Korea

**Abstract** - In this paper, We Designed the torque compensatory controller for robot manipulator using modified chaotic neural networks with self feedback loop.

The proposed torque compensatory controller compensate torque of the PD controller. In order to estimate the proposed controller, we implemented to the Cartesian space control of three-axis PUMA robot and compared the simulation results with recurrent neural networks(RNNs) controller.

Simulation results show that the learning error drastically decrease at on-line learning. The proposed CNNs controller shows much better control performance and shorter processing time compared to the recurrent neural network controller in the robot trajectory control.

### 1. 서 론

산업이 발달하면서 생산의 협태도 노동 집약적인 산업 구조에서 기술 집약적인 산업구조로 변화되었고 이에 따른 산업현장에서의 로봇의 사용도 점차 늘어나는 추세에 있다. 이러한 로봇의 제어에서 정확하고 빠른 경로 추적은 로봇 매니퓰레이터의 활용에서 가장 중요시되는 기능들 중의 하나이다. 이러한 문제와 관련하여 수학적 모델링에 기초한 궤환제어나 적응 제어 기법 등이 연구되어 왔다[1-2]. 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. 이러한 한계를 극복하기 위한 시도로서 신경망을 시스템의 제어기로 이용하기 위한 연구와 기존의 제어기법에 적용 학습 개념을 도입한 형태의 제어 연구가 진행되어왔다. 리커런트 신경망 제어기(Recurrent Neural Network (RNNs))는 Kawato, Miyamoto, Ozaki등에 의해 비선형 시스템(Nonlinear System)의 모델링과 로봇의 경로 제어 분야에서 적용되어 왔다[3]. 그러나 실시간 제어에 어려움을 가진다는 단점을 가진다. 이를 해결하기 위하여 최근 로봇 매니퓰레이터의 경로 제어에 카오틱 신경망(Chaotic Neural Networks)을 이용한 연구가 이루어지고 있다[4]. 카오틱 신경망은 그 내부에 자기 궤환(Self Feedback)의 항을 추가로 가지고 있으므로 동적인 신호에 적극적으로 적응하여 복잡하고 상호 커플링이 심한 시스템의 강인 제어에 효과적인 결과를 얻을 수 있다. 본 논문에서는 이러한 단점을 극복하기 위해 로봇 매니퓰레이터의 경로 제어에 개선된 카오틱 신경망을 이용하여 토크 보상 제어기(Torque Compensatory Controller)를 설계하였다.

본 논문에서 제안된 경로 제어기는 궤환 선형화 루프

(Linear Feedback Loop)를 갖는 카오틱 신경망 보상기를 이용하여 PD제어기의 출력 토크를 보상하는 카오틱 신경망 토크보상제어기로서 로봇 매니퓰레이터를 제어하도록 하였다. 설계한 카오틱 신경망 토크보상제어기를 3축 PUMA 로봇의 경로 제어에 적용하고 성능 평가를 위하여 모의 실험 결과를 기존의 리커런트 신경망을 이용한 로봇의 경로 제어와 비교하였다. 모의 실험 결과, 카오틱 신경망 제어기가 기존의 리커런트 신경망 제어기에 비해 뛰어난 수렴성과 적은 오차 값을 가짐을 확인하였다.

### 2. 본 론

#### 2.1 카오틱 신경망의 개요

카오틱 뉴런 모델은 일반적인 신경망의 모델과는 달리 두 종류의 입력, 같은 층의 뉴런에 의한 입력  $h_M(x_m(t))$ 과 외부로부터의 입력  $I_M(t)$ 을 동시에 가지는 구조로 되어있다. 또한 자신의 과거값에 의한 불용항(Refractory Term)을 가지는데 이러한 불용항은 카오틱 뉴런의 출력에 영향을 미치는 3개항 중의 하나이며 신경망 내부의 반복적인 신호처리에 의해 시스템의 동특성을 효율적으로 구현한다. 카오틱 뉴런의 기본구조[6]는 그림 1과 같다.

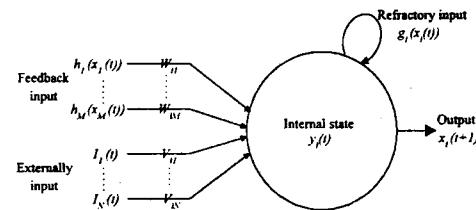


그림 1. 카오틱 뉴런(Chaotic Neuron)의 기본 구조

카오틱 뉴런의 고전적인 모델은 Caianiello[7]에 의해 제시되었으며 다음 식과 같다.

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

Nagumo 와 Sato[8]의 모델은 식 (1)에 대해 과거의 출력에 의한 불용성(refractoriness)의 영향이 시간에 따라 지수 함수적으로 감소한다는 가정 하에서 단일 입력에 적용한 경우로 식 (2)으로 표현된다.

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

## 여기서

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

카오틱 뉴런의 내부 상태는 식 (3)로 표현된다.

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

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.

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

따라서, 카오틱 뉴런의 출력은 식 (6)에 의해 구해진다.

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

## 3. 토크보상 제어기의 구성

제안된 토크보상제어기는 그림 2와 같은 구조로 되어 있다.

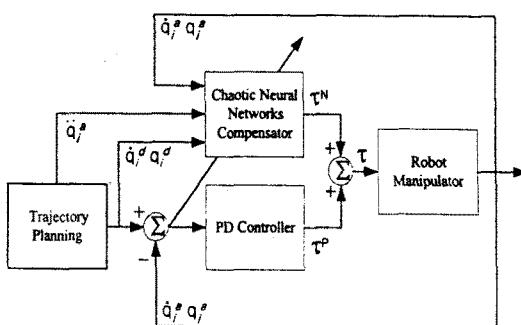


그림 2. 로봇 매니퓰레이터용 토크보상제어기의 구조

로봇의 경로 제어에는 PD 제어기와 궤환 선형화 루프를 갖는 카오틱 신경망 토크보상제어기를 동시에 사용하여 관절각의 오차를 보정하도록 설계하였다. PD 제어기는 카오틱 신경망 제어기와 병렬로 연결되어, 학습초기 주로 동작하여 신경망 제어기가 안정하게 될 때까지의 불안정 요소를 최소화하기 위해 적용된 것이며 학습이 진행됨에 따라 그 역할이 감소하게 된다. 신경망 제어기는 앞 절에서 제안한 카오틱 신경망을 이용하였으며 오차 역전파 알고리즘(Error Backpropagation)에 의해 로봇의 각 관절각의 오차를 최소화하는 방향으로 지속적인 학습을 수행하게 된다. 결국 최종적인 로봇의 경로 제어는 카오틱 신경망의 토크 출력에 의해 제어되며 순간적인 외부 입력의 변화가 있을 경우 PD제어기가 작동하게 되어 신경망 제어기가 학습을 하는 동안 그 제어의 역할을 수행하게 된다. 그림 2의 구조를 가지는

궤환 선형화 루프를 갖는 카오틱 신경망 토크보상제어기는 로봇의 경로 계획에 따른 각 관절각, 관절 각속도와 관절 각가속도 9개와 로봇의 실제 각과 각속도 6개를 카오틱 신경망 제어기의 입력으로 설정하였다. PD 제어기의 출력 토크는 각 관절각 오차와 관절 각속도의 오차에 의해 결정된다. 주어진 시간에 대해 각 관절의 경로가 경로 제어기에 의해 결정되면, 이를 이용하여 PD 제어기와 카오틱 신경망 토크보상제어기는 각각의 출력 토크를 계산하여 로봇의 각 관절 구동 모터의 입력으로 들어간다. 이러한 구동 모터에 의해 실제의 경로가 결정되며, 카오틱 신경망 제어기의 오차함수는 경로 계획에서 원하는 출력값  $x_i^d(t)$ 과 로봇의 실제 출력  $x_i(t)$ 과의 차이로 식(7)과 같이 정의하였다. 이때의 각 관절각이 오차에 의하여 CNN이 학습되며, 이러한 반복과정을 통하여 오차가 원하는 허용오차까지 감소하게 되면, 신경망은 학습을 마치고 프로그램의 수행을 마치게 된다.

$$J_i(t) = \frac{1}{2} [x_i^d(t) - x_i(t)]^2 \quad (7)$$

## 4. 모의실험 결과 및 고찰

본 논문의 모의 실험에 사용한 로봇은 6축 PUMA560 모델을 3축에 대해서만 고려하였다. 좌표계의 설정은 D-H algorithm을 사용하였으며, 로봇의 경로는 다음과 같이 계획하였다.

$$x(t) = -0.149100 - 0.09 \cdot \cos\left(\frac{100 \cdot \pi}{180}\right) + 0.09 \cdot \cos(\gamma(t)) \quad (8)$$

$$y(t) = 0.798218 - 0.09 \cdot \sin\left(\frac{100 \cdot \pi}{180}\right) + 0.09 \cdot \sin(\gamma(t)) \quad (9)$$

$$z(t) = 0.428913 \quad (10)$$

$$\gamma(t) = \frac{(3.6 \cdot \pi \cdot t)}{180} \quad 0 \leq t \leq 100 \quad (11)$$

식(8)~(11)은 중심이  $(x, y, z) = (-0.149100, 0.798218, 0.428913)$ 에 있는 반경 0.09[m]의 원을 의미한다. 원궤적의 운동시간은 5.0초, 샘플링 주기(Sampling Period)는 0.05초로 설정하였고 평균속도는 0.1131 m/sec이다. 최정적인 원 궤적 추적에 있어서 허용 오차는 각 축(x,y,z)방향으로  $\pm 0.002m$  이내로 하였다.

3축 푸마 로봇의 경로 제어에 사용된 CNN은 은닉층이 하나인 다층 신경망의 구조를 가진다. 3축 푸마 로봇의 경로 제어를 위한 카오틱 신경망 제어기의 입력은 경로 계획에 의한 각 관절각 3개, 각속도 3개, 각각각속도 3개와 로봇의 실제 관절각 3개, 관절속도 3개를 합하여 15개의 입력 뉴런을 가지며 은닉층은 10개의 뉴런, 출력층은 각관절의 토크를 보상해주는 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 활성함수로 사용하였으며 학습률은 0.3, 바이어스는 1.0, 모멘텀은 0.9, 시간 감쇠 지수는 모두 0.7로 동일하게 사용하였다.

PD제어기는 로봇의 각 축에 대하여 독립적으로 담당하도록 3개로 구성하였으며 각각의 비례이득과 미분이 같은 표1와 같이 설정하였다.

표 1. PD 제어기의 이득

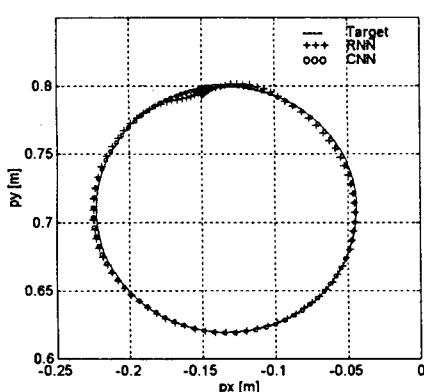
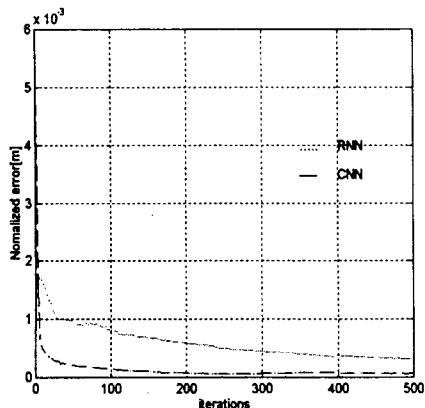
PD controller	Kp	Kd
PD <sub>1</sub>	1000	120
PD <sub>2</sub>	500	60
PD <sub>3</sub>	100	12

설계된 카오틱 신경망 제어기의 성능을 비교하기 위하여 동일한 비례 이득과 미분 이득을 가지는 PD 제어기와 병렬로 연결된 리커런트 신경망 제어기를 사용하였다.

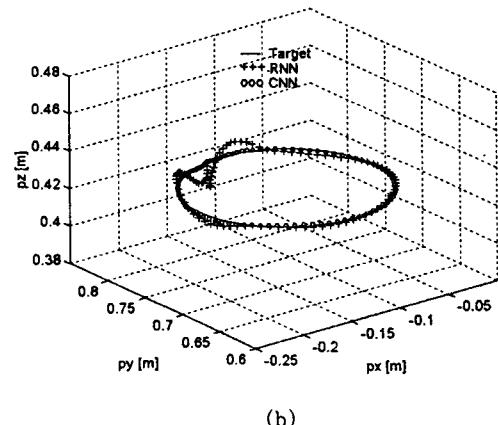
리커런트 신경망 제어기의 구조는 실험적으로 다음과 같이 구성하였다. CNNs와 동일한 입력에 은닉층으로부터 리커런트 된 입력 10개와 1개의 바이어스로 도합 25개의 입력을 가진다. 은닉층은 10개의 뉴런으로 구성하였고 출력층은 3개의 뉴런을 설정하였다. 학습률은 실험적으로 0.3으로 설정하였다.

그림 3는 학습 곡선을 500회 학습 회수에 따른 정규화 오차를 도시하였다. 그림 4는 500회 학습 후 경로의 추적상태를 나타내고 있다. 그림에 알 수 있듯이 설계된 카오틱 신경망 제어기는 기존의 리커런트 신경망 제어기와 비해 훨씬 줄어든 경로 추적 오차에도 불구하고 빠르게 수렴을 할 수 있다. 컴퓨터 모의 시험 결과 제안된 제어 대상의 정보 처리에 소요된 시간은 펜티엄 150MHz 기종에서 2.33[ms]이하로 나타났다.

그림 3. 500회 학습 회수에 따른 정규화 오차



(a)



(b)

그림 4. 500회 학습 후 경로의 추적상태.

## 5. 결 론

본 논문에서는 개선된 카오틱 신경망을 이용한 3축 풀마로봇의 경로 추적에 대한 토크보상 제어기를 설계하였다. 모의 실험 결과에 의해 제안된 CNNs 제어기의 처리속도는 3[ms] 이하가 소요되어 풀마로봇의 실시간 제어가 가능한 점을 확인하였다. 또한 500회 학습 후 정규화된 오차는 RNNs은 0.000484이고, CNNs은 0.0000573으로 RNNs에 비하여 약 8.5배정도 성능이 우수하여 기존의 리커런트 신경망 제어기보다 월등한 성능을 확인할 수 있었다. 카오틱 신경망의 학습은 뉴런 사이의 상호 결합과 뉴런 자신의 리커런트 성분에 의한 불용성에 의해 빠른 수렴이 이루어지며 이러한 사실은 실시간 온라인 제어가 가능함을 의미한다.

제안된 카오스 신경망은 비선형 시스템에 대한 강인성을 가지기 때문에 더욱 복잡한 비선형 시스템의 제어에 적용할 수 있다.

## [참 고 문 헌]

- [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] 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.
- [4] S. H. Kim, C. W. Jang, H. G. Choi and C. H. Chai, "Trajectory Control of Robotic Manipulators using Chaotic Neural Networks", *ICNN* Vol. 3, pp 1685-1688., 1997.
- [5] K. Aihara, "Chaos in Neural Systems", *Tokyo Denki University Press*, Tokyo, 1993.
- [6] E. R. Caianiello, "Outline of a Theory of Thought-Proceses and Thinking Machines.", *J. Theor. Biol.* vol 2, pp 204-235, 1961.
- [7] J. Nagumo and S. Sato, "On a Response Characteristics of a Mathematical Neuron Model", *Kybernetik*, 10, pp. 155-164, 1972.