

## 카오스 신경망을 이용한 기계적 서보 시스템의 경로 제어

최원용, 김상희, 최한고, 채창현  
금오공과대학교

### Contour Control of Mechatronic Servo Systems Using Chaotic Neural Networks

Won-Yong Choi, Sang-Hee Kim, Han-Go Choi, Chang-Hyun Chae  
Kumoh National University of Technology

**Abstract** - This paper investigates the direct and adaptive control of mechatronic servo systems using modified chaotic neural networks (CNNs). For the performance evaluation of the proposed neural networks, we simulate the trajectory control of the X-Y table with direct control strategies. The CNN based controller demonstrates accurate tracking of the planned path and also shows superior performance on convergence and final error comparing with recurrent neural network(RNN) controller.

#### 1. 서 론

산업용 로봇 팔과 수직제어(NC) 기계와 같은 많은 종류의 서보 시스템에서의 경로제어는 연마, 절삭, 그리고 용접뿐만 아니라 높은 정밀도와 빠른 속도를 요하는 분야등에 광범위하게 사용되고 있다 [1]. 경로제어 알고리즘과 관련하여 수학적 모델링에 기초한 피드백 제어나 적응제어 기법등이 연구되었으나, 이러한 방법은 수학적 모델링에 의한 제어방법으로서 일정한 형태의 수식에 의한 제어규칙을 정하는 데는 한계가 있다.

신경망을 이용한 학습제어는 복잡한 비선형 시스템의 모델링과 제어분야에서 많은 연구가 이루어지고 있으며, 최근 기계적 서보 시스템, 신경망 보상기, 그리고 신경망에 기반을 둔 로봇트 제어기와 같은 제어 시스템에 적용되어 왔다[2]. 그러나 고전적인 순방향 다층신경망으로는 동특성을 갖는 시스템을 구현하고자 하는 경우에는 한계에 부딪치게 된다. 이를 극복하기 위해서 출력층으로부터 입력층으로 제환을 갖는 RNN이 사용되었으나, 리커런트 신경망은 학습시 완만한 오차의 감소로 온라인 학습이 어렵고 뉴런 수가 증가하므로 학습시간이 증가하는 단점이 있다. 최근에는 신경망의 학습시간을 단축하고 동특성을 향상시키기 위하여 카오스적 응답특성을 갖는 카오스 뉴런에 대한 연구가 활발하게 진행되고 있다. 카오스 뉴런을 이용한 카오

스 신경망 모델은 구조적으로 뉴런자체의 제환과 층내 결합에 의한 상호 커플링이 존재하므로 시스템의 환경이나 파라메터의 변화에 민감하게 반응함으로써 동적 시스템의 구현에 더욱 뛰어난 능력을 갖고 있다.

본 논문에서는 Aihara의 카오스 신경망 구조를 수정한 신경망 구조를 제안하였으며, 제안된 카오스 신경망을 이용한 제어기를 설계하여 서보 시스템인 X-Y 테이블의 경로를 제어함으로써 제안된 카오스 신경망의 동특성 구현능력의 우수함을 확인하였다. 그리고 카오스 신경망의 상대적인 성능평가를 위하여 기존의 리커런트 신경망 제어기의 결과와 비교하였는데, 카오스 신경망 제어기가 리커런트 신경망 제어기에 비해 학습속도가 빠르면서 더욱 정밀한 제어 능력을 보여주었다.

#### 2. 카오스 신경망 구조

제안된 카오스 신경망(그림 1)은 기존의 카오스 신경망과는 달리 층내 뉴런들 사이에 단방향 연결을 갖는 결합계수를 2개씩 설정하였으며, 층간의 결합계수는 일반적인 다층 신경망의 경우와 같이 하위층에서 상위층으로의 단방향 결합계수를 갖도록 하였다. 학습의 효율성을 향상시키기 위해 출력층을 제외한 모든 층에 바이어스를 설정하였으며, 바이어스와의 결합계수는 바이어스에서 뉴런으로의 결합계수만을 정의하였다. 카오스 신경망은 3층으로 구성되어 있으며 신경망의 결합계수들의 초기값은 임의로 설정되었다.

카오스 신경망 입력층의  $i$ 번째 뉴런 입력  $Z_i(n)$ 은 다음과 같다.

$$Z_i(n) = \left\{ Bias, \sum_0^N I_i(n) \right\} \quad (1)$$

여기서  $N$ 는 외부입력 뉴런의 개수이고, Bias는 상수 1.0을 사용하였다. 입력층의 뉴런은 비선형함수에 의해 처리되지 않고 그대로 히든층에 전달된다. 이러한 입력들에 대한 히든층의  $j$ 번째 뉴런의 내부

상태는 다음과 같다.

$$x_j(n+1) = k \cdot x_j(n) + \sum_{i=0}^N W_{ji}(n) Z_i(n+1) + \sum_{i=0}^M V_{ji}(n) f[x_i(n)] - f[x_j(n)] \quad (2)$$

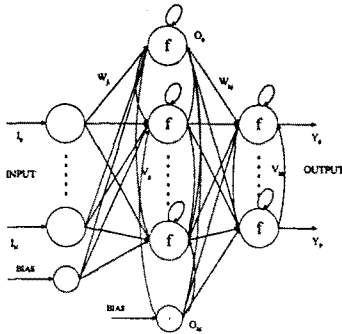


그림 1. 수정된 카오스 신경망 구조

여기서  $x_j(n)$ 는 출력층의 내부상태,  $N$ 는 입력층의 뉴런개수,  $W_{ji}$ 는 입력층과 히든층 사이의 연결계수,  $M$ 은 히든층의 뉴런개수,  $V_{ji}$ 는 히든층과 히든층 사이의 연결강도,  $f(\cdot)$ 는 시그모이드 함수를 갖는 활성화함수를 나타낸다. 히든층의  $j$ 번째 뉴런 출력  $O_j(n)$ 는 다음과 같다.

$$O_j(n) = f[x_j(n)] = \frac{1}{1 + e^{-s \cdot x_j(n)}} \quad (3)$$

히든층의 출력은 카오스 신경망 출력층의 입력으로 사용되는데, 출력층의  $k$ 번째 뉴런의 내부상태는 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$x_k(n+1) = k \cdot x_k(n) + \sum_{j=0}^M W_{kj}(n) \cdot O_j(n+1) + \sum_{r=0}^P V_{kr}(n) \cdot f[x_r(n)] - f[x_k(n)] \quad (4)$$

여기서  $x_k(n)$ 는 출력층의 내부상태,  $M$ 는 히든층의 뉴런개수,  $W_{kj}$ 는 히든층과 출력층 사이의 연결계수,  $P$ 는 출력층의 뉴런개수,  $V_{kr}$ 는 출력층의 뉴런  $k$ 와 출력층의 또 다른 뉴런  $r$  사이의 연결계수를 나타낸다. 시그모이드 활성화함수를 통과한 카오스 신경망의 최종 출력  $y_k(n)$ 은 다음과 같다.

$$y_k(n) = f[x_k(n)] = \frac{1}{1 + e^{-s \cdot x_k(n)}} \quad (5)$$

제안된 구조의 카오스 신경망에 있어서 층간 결합계수와 층내 결합계수는 기존의 오차 역전파 알고리즘을 이용하여 학습하였다. 그리고 학습속도를 향상시키기 위해서 모멘텀 항이 추가되었다.

### 3. 카오스 신경망에 의한 X-Y 테이블 경로제어

그림 2는 카오스 신경망 제어기에 의한 X-Y 테이블 서보 시스템의 경로제어를 위한 시스템 구조

로서, 카오스 신경망이 직접 X-Y 테이블 플랜트를 제어하기 위해서 플랜트 전단에 카오스 신경망 제어기가 위치하도록 구성하였으며, 이러한 구조를 direct inverse neural controller라고 한다. 본 연구에서 사용한 X-Y 서보 시스템은 다음과 같은 간단한 독립적인 1차 모델로 묘사될 수 있다[3].

$$\dot{y}(t) = -K_p y(t) + K_p u(t) \quad (6)$$

여기서  $y(t)$ 는 시간  $t$ 에서 위치 출력,  $u(t)$ 는 위치 입력, 그리고  $K_p$ 는 위치 루프이득이다.

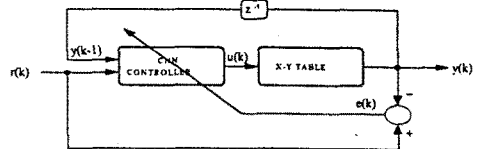


그림 2. CNN 제어기에 의한 X-Y 테이블 경로제어 시스템

카오스 신경망 제어기는 X-Y 테이블을 구동하기 위한 입력신호  $u(k)$ 를 제어하기 위한 신경망으로서, 각 제어기에 사용된 입력층은 기준 입력  $r(k)$ 와 플랜트의 이전출력  $y(k-1)$ 으로 구성하였다. 카오스 신경망은 입력과 서보 시스템의 위치출력 사이의 오차를 최소화하는 방향으로 학습을 계속 수행함으로써 토크 및 속도 제한과 같은 시스템의 비선형 특성을 실현시킨다.

카오스 신경망을 이용한 서보 시스템 제어기의 성능을 확인하기 위해서 자유도가 2인 X-Y 테이블을 서보 시스템으로 사용하였다. X-Y 테이블의 액츄에이터는 2개의 DC 서보모터이고, 각 모터는 같은 서보 제어기에 의해 구동되도록 설계함으로써 2개의 카오스 신경망 제어기가 X-Y 테이블의 경로제어를 독립적으로 제어하도록 구성하였다. 카오스 신경망 제어기의 동특성 구현능력을 확인하기 위해 다음과 같은 X축과 Y축 경로를 사용하였다.

$$r_x(k) = \begin{cases} 2.4, & 0 \leq k < 0.5 \text{ 와 } 4.5 \leq k < 5 \\ 2 \cos \frac{\pi(k-0.5)}{2} + \frac{2}{5} \cos \frac{5\pi(k-0.5)}{2}, & 0.5 \leq k < 4.5 \end{cases} \quad (7)$$

$$r_y(k) = \begin{cases} 0, & 0 \leq k < 0.5 \text{ 와 } 4.5 \leq k < 5 \\ 2 \sin \frac{\pi(k-0.5)}{2} + \frac{2}{5} \sin \frac{5\pi(k-0.5)}{2}, & 0.5 \leq k < 4.5 \end{cases} \quad (8)$$

여기서  $k=nT$ 이고,  $n$ = 학습신호의 샘플링 간격,  $T=20[\text{ms}]$ , 샘플 개수 250개, 그리고 위치 루프이득  $K_p=5[1/\text{s}]$ 이다.

제안된 구조의 신경망 제어기를 사용할 경우 간접 제어 기법이 아닌 직접 제어 기법을 사용하므로 플랜트의 자코비안을 추정하기 위한 추가적인 추정기가 필요없으며, 기존의 신경망 제어기에 비해 동특성이 강한 입력에 대한 제어가 우수하므로 다른 신경망 제어기에 비하여 성능이 좋고 궤환 이득 변

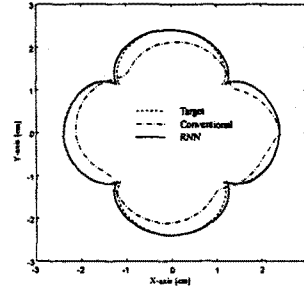
화에 대해 강인성을 가지고 있다. 또한 서보 시스템 내부의 제어 구조를 변경하지 않고 외부에 설치할 수 있는 장점도 갖고 있으므로 산업 현장에서 기존의 제어기에 추가하여 서보 시스템의 제어기에 바로 사용할 수 있다.

#### 4. 실험결과 및 고찰

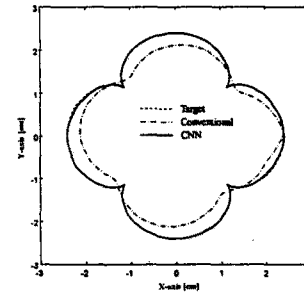
X-Y 테이블의 경로제어를 위해서 같은 구조의 카오스 신경망 제어기가 X축과 Y축을 각각 독립적으로 제어한다. 각 제어기에 사용된 카오스 신경망은 은닉층이 1개이며, 입력층의 뉴런은 3개, 출력층의 뉴런은 1개이며, 은닉층의 뉴런 개수는 5개로 구성되어 있다. 각 층 사이의 결합 계수는 -0.5에서 0.5의 범위내의 임의의 값으로 초기화 하였으며, 층내 뉴런 사이의 결합계수도 같은 범위 내의 임의의 값으로 설정하였다. 활성화함수는 기울기가 1.0인 시그모이드 함수를 사용하였으며, X축 신경망 제어기의 바이어스는 1.0, 학습률은 0.5, 모멘텀률은 0.3, 시간 감쇠지수는 0.5, Y축 신경망 제어기의 바이어스는 1.0, 학습률은 0.6, 모멘텀률은 0.5, 시간 감쇠지수는 0.2로 설정하였다. 이러한 값들과 은닉층의 뉴런수는 실험을 통하여 결정되었다.

카오스 제어기 성능의 상대적인 비교를 위하여 리커런트 신경망 제어기가 카오스 신경망 제어기 대신 사용되어 실험결과를 비교하였다. 리커런트 신경망의 입출력층과 은닉층의 뉴런 개수는 카오스 신경망과 동일하게 사용하였고, 입력층에 1.0의 값을 갖는 바이어스를 설정하여 학습의 효율성을 향상시켰다. 각 층사이의 결합계수는 -0.5에서 0.5의 범위내의 임의의 값으로 초기화 하였고, 기울기가 1.0인 시그모이드를 활성화함수로 사용하였다. 반복 실험에 의해 X축의 학습률은 0.3, 모멘텀률은 0.5, Y축의 학습률은 0.2, 모멘텀률은 0.6로 설정하였다. 리커런트 신경망의 학습법칙은 카오스 신경망과 동일한 오차 역전파 알고리즘을 사용하였다.

그림 3은 1000번 학습후에 리커런트 신경망 제어기와 카오스 신경망 제어기에 의한 X-Y 테이블의 경로 추적 결과를 보여주고 있다. 그림에서 알 수 있듯이 전체적으로 CNN 제어기가 RNN 제어기보다 우수한 경로추적 결과를 보여주고 있는데, 리커런트 신경망 제어기는 X-Y 테이블 이동의 지연 때문에 계획된 경로와 차이를 보이는 반면 카오스 신경망 제어기는 계획된 경로와 거의 일치함을 알 수 있다. 이 결과로부터 제안된 카오스 신경망 제어기가 X-Y 테이블 이동의 지연을 보상하였음을 확인할 수 있다. 목표경로와 실제경로의 평균오차는 RNN 제어기의 경우 0.034011이며 CNN 제어기는 0.019397이다. 또한 각 축에 대한 오차는 RNN 제어기에서 X축은 0.016313이고 Y축은 0.017698이며, CNN 제어기에서 X축은 0.010853이고 Y축은 0.008544이다.



(a) RNN 제어기



(b) CNN 제어기

그림 3. 1000번 학습후의 X-Y 테이블의 출력

#### 5. 결 론

카오스 신경망은 구조적으로 기존의 신경망보다 동적특성 구현에 효과적으로 대응할 수 있는 신경망이다. Nagumo[9]의 학습방법으로는 카오스 신경망의 결합계수 갱신이 효율적이지 못하므로 층간의 결합구조를 수정하고 기존의 역전파 알고리즘을 사용하여 이러한 문제를 개선하였다. 본 논문에서는 수정된 카오스 신경망을 이용하여 서보 시스템인 X-Y 테이블의 경로 제어를 위한 카오스 신경망 제어기를 설계하여 실험한 결과 만족할 만한 성능을 보여 주었으며, 기존의 리커런트 신경망 제어기보다 우수한 추적 결과를 나타내었다.

#### (참 고 문 헌)

- [1] Nikkankogyo-shimbunsha, "Introduction to Servo Techniques for Mechatronics," Yaskawa Electric Mfg. Co. Ltd., pp. 12-25., 1986.
- [2] S.Jung and T.C.Hsia, "A new neural network control technique for robot manipulators," Robotica, vol. 13, pp. 477-484, 1995.
- [3] S.Goto, M.Nakamura, "Accurate Conrtour Control of Mechatronic Servo System Using Gaussian Networks," IEEE Trans. Ind. Electronics., vol. 43, pp. 469-476, 1996.