

## 다관절 로봇의 실시간 자세제어를 위한 신경회로망 적응제어의 적용

(Application of Neural Network Adaptive Control for Real-time Attitude Control of Multi-Articulated Robot)

이성수\* · 박알서\*\*

(Seong-Su Lee · Wal-Seo Park)

### Abstract

This research is to apply the adaptive control of neuron networks for the real-time attitude control of Multi-articulated robot. Multi-articulated robot is expressed with a complicated mathematical model on account of the mechanic, electric non-linearity which each articulation of mechanism has, and includes an unstable factor in time of attitude control. If such a complex expression is included in control operation, it leads to the disadvantage that operation time is lengthened. Thus, if the rapid change of the load or the disturbance is given, it is difficult to fulfill the control of desired performance. In this research we used the response property curve of the robot instead of the activation function of neural network algorithms, so the adaptive control system of neural networks constructed without the information of modeling can perform a real-time control. The proposed adaptive control algorithm generated control signs corresponding to the non-linearity of Multi-articulated robot, which could generate desired motion in real time.

Key Words : Multi-articulated robot, Attitude Control, Neural Network, Real-Time

### 1. 서 론

PID 제어 시스템은 구조가 간단하고 과도응답 특성이 좋으며 정상상태 오차를 제거할 수 있어서 산업현장의 다양한 분야에서 사용되어지고 있다[1]. 그러나 PID 제어 시스템은 제어 성능이 시스템의 파라미터

변동에 따라 민감하게 반응하여 부하가 급히 변화되거나 외부의 외란에 대해 빠른 과도응답을 갖지 못하여 견실성이 떨어진다.

최근에는 시스템의 고유한 특성에 관한 정보가 없어도 제어 환경의 변화에 스스로 적응할 수 있도록 유전자, 퍼지, 신경회로망 알고리즘 등을 활용하여 제어분야에서 다양하게 사용되고 있다[2]. 신경회로망 알고리즘을 단일궤환 제어 시스템에 적용할 경우에는 에뮬레이터를 부수적으로 사용하게 되는데, 이는 시스템의 구조가 복잡하게 되어 연산시간이 길어져 부하의 급변 및 외란이 실시간으로 발생하는 시스템에서는

\* 주저자 : 한국폴리텍VI대학 포항캠퍼스 전기제어과

\*\* 교신저자 : 원광대학교 공과대학 전기전자공학부

Tel : 054-288-2287, Fax : 054-288-2286

E-mail : leexpert@kopo.ac.kr

접수일자 : 2011년 6월 23일

1차심사 : 2011년 6월 25일, 2차심사 : 2011년 9월 2일

심사완료 : 2011년 9월 9일

원하는 성능을 얻기 힘들다[3].

본 논문에서는 신경회로망 제어 시스템에 애플레이터를 사용하지 않고 시스템의 특성에 적합하게 파라미터를 자동으로 결정할 수 있게 하기 위해서 신경회로망의 출력노드에 로봇의 응답특성곡선을 활성화 함수로 사용하였다. 로봇이 활성화 함수로 되어 구조가 간단하게 된 신경회로망 제어 시스템은 연산시간이 짧아지게 됨으로써 실시간으로 학습이 가능하게 된다. [4]. 따라서 제시된 신경회로망 적응제어 시스템은 로봇 특성 곡선을 통한 학습에 의하여 정보를 획득하게 되므로, 부하의 급변 또는 외란이 인가되는 경우에도, 실시간으로 매개변수를 자동으로 결정하고 동조하게 되어, 실시간 제어에 유용하게 사용될 수 있다.

## 2. 제어 시스템 설계

### 2.1 다관절 로봇 시스템

본 연구에서 사용한 다관절 로봇은 그림 1에서와 같이 좌측 및 우측 대칭으로 각각 6개의 DC 서보모터로 구성되어 있으며 공간 내에서 12자유도를 가진다. 또한 각 관절에 사용된 액츄에이터 등 다관절 로봇의 세부적인 내역은 표 1과 같다.

그림 2는 다관절 로봇 시스템의 전체적인 블록선도이다. 다관절 로봇의 직교좌표 공간에서의 기준 경로는 기구학을 통한 다관절 로봇의 정보와 x, y, z축의 센서를 통하여 Master MCU에서 실시간으로 입력되어지고 학습을 수행한다.



그림 1. 다관절 로봇  
Fig. 1. Multi-articulated robot

표 1. 다관절 로봇의 사양

Table 1. Specification of Multi-articulated robot

CATEGORY	COMPONENT
Size	Sitting : 120[mm], Standing : 220[mm]
Weight	2[kg]
Actuator	RC Servo Motor HS-5645MG · Torque : 12.1[Kg.cm] at 4.8[V] · Pulse duration : 0.9[ms] to 2.1[ms] with 0[°] to 180[°] · Pulse refreshes : 20[ms](50[Hz])
MCU	Atmega128 16[Mhz] Dual-Core · Master MCU : Control · Slave MCU : Actuator Driver
Sensor	3-Axis Acceleration Sensor · AM-3AXIS-P

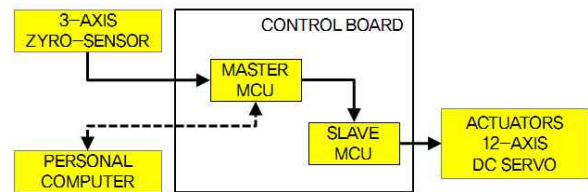


그림 2. 로봇 시스템의 블록선도  
Fig. 2. Block diagram of robot system

Master MCU에서 연산되어진 데이터를 Slave MCU를 통해 로봇의 각 관절의 조인트의 기준 입력으로 주어진다. 이 기준 경로를 로봇이 추종하도록 신경회로망 제어 시스템을 사용하였고, 제안된 알고리즘의 성능은 PID 제어 시스템과 비교하였다.

### 2.2 다관절 로봇의 기구학

본 연구에 사용된 다관절 로봇은 좌측 및 우측 대칭으로 각각 6개의 서보모터로 구성되어 있다.

그림 3은 다관절 로봇의 우측 6개의 관절 조인트에 대한 3차원 좌표 벡터를 나타내었다.

표 2는 Denavit-Hartengerg의 표현방식에 따른 것으로 그림 3의 좌표에 따른 다관절 로봇의 좌측 관절의 대칭으로 우측 6개의 관절의 자유도 범위를 나타내었다. 여기서 변수  $\theta_i$ 와  $\alpha_i$ 는 축 회전에 관한 변수이고,

$a_i$ 와  $d_i$ 는 축 사이의 변위에 관한 변수이다.

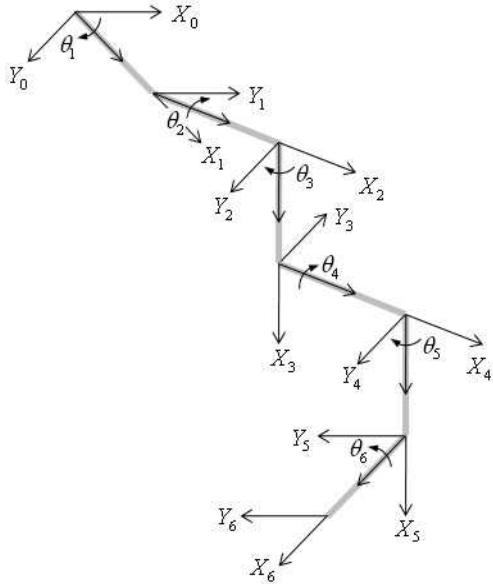


그림 3. 다관절 로봇의 구조 좌표  
Fig. 3. structure axis of robot

표 2. D-H 변수 및 조인트 각도  
Table 2. D-H parameters and Joint angle ranges

JOINT	$\theta_i$	$\alpha_i$	$a_i$	$d_i$	JOINT RANGE
1	$\theta_1$	$-90[^\circ]$	0	$d_1$	$-90[^\circ]$ to $90[^\circ]$
2	$\theta_2$	$90[^\circ]$	0	$d_2$	$20[^\circ]$ to $160[^\circ]$
3	$\theta_3$	$-90[^\circ]$	0	$d_3$	$-150[^\circ]$ to $30[^\circ]$
4	$\theta_4$	$90[^\circ]$	0	$d_4$	$-150[^\circ]$ to $30[^\circ]$
5	$\theta_5$	$-90[^\circ]$	0	$d_5$	$-150[^\circ]$ to $30[^\circ]$
6	$\theta_6$	0	0	$d_6$	$20[^\circ]$ to $160[^\circ]$

### 2.3 다관절 로봇의 Dynamics

로봇 머니플레이터는 운동에너지와 위치에너지를 이용하여 dynamics방정식을 도출하여 해석한다[5]. 먼저, 로봇의 질량(m)을 다음과 같이 정의하였다.

$$\int_B \rho(x,y,z) dx dy dz = m \quad (1)$$

여기서  $\rho$ 은 질량의 밀도, B는 물체의 범위이다. 식 (1)을 이용한 물체의 운동에너지는 다음과 같이 나타낸다.

$$K = \frac{1}{2} \int_B \mathbf{v}^T(x,y,z) \mathbf{v}(x,y,z) dm \quad (2)$$

여기서  $dm$ 은 좌표  $x,y,z$ 에 있는 질점의 무한소질량을 나타낸다. 로봇의 관절은 각기 다른 속도로 움직이므로, 물체의 질량중심은

$$x_c = \frac{1}{m} \int_B x dm, y_c = \frac{1}{m} \int_B y dm, z_c = \frac{1}{m} \int_B z dm \quad (3)$$

으로 정의되며,  $\mathbf{r}_c$ 가 질량중심의 3차원 좌표벡터를 나타내고  $\mathbf{r}$ 이 물체 상의 한 점의 좌표벡터를 나타낸다고 하면,  $\mathbf{r}_c$ 는 다음과 같이 나타낸다.

$$\mathbf{r}_c = \frac{1}{m} \int_B \mathbf{r} dm \quad (4)$$

위치에너지를 고려하면, 다음과 같이 나타낸다.

$$V = \int_B \mathbf{g}^T \mathbf{r} dm = \mathbf{g}^T \int_B \mathbf{r} dm = \mathbf{g}^T \mathbf{r}_c m \quad (5)$$

여기서  $\mathbf{g}$ 는 기준 좌표계로 나타낸 중력벡터이다.

### 2.4 신경회로망 제어 시스템

본 연구에서 사용된 신경회로망은 X, Y, Z축 각각 단일 입력과 1층 3노드, 2층 4노드를 사용하였다.

또한 출력층은 단일노드로 활성화함수 대신 다관절 로봇의 응답특성곡선을 사용하였다. 입력층 패턴 벡터  $X$ , 은닉층 출력 벡터  $Z$ , 출력층 출력 벡터  $Y$ 는 다음과 같이 나타낸다.

$$X = [x_1 \ x_2 \ \dots \ x_n], \quad Z = [z_1 \ z_2 \ \dots \ z_p] \quad (6)$$

$$Y = [y_1 \ y_2 \ \dots \ y_m]$$

입력층과 은닉층간의 연결강도  $V(p \times n)$ , 은닉층과

출력층간의 연결강도  $W(m \times p)$ 는 임의 값으로 초기화하고 학습 패턴쌍을 차례로 입력하여 다음과 같이 연결강도를 변경한다.

은닉층의 가중합  $NET_z$ 와 출력  $Z$ , 출력층의 가중합  $NET_y$ 와 출력  $Y$ 는 다음과 같다.

$$NET_z = XV^T, Z = f(NET_z) \quad (7)$$

$$NET_y = ZW^T, Y = f(NET_y)$$

여기서 은닉층의 활성화 함수는 단극성 시그모이드 함수를 사용하였으나, 출력층의 활성화 함수는 다관절 로봇의 응답특성곡선을 사용하였다.

여기서  $d$ 는 로봇이 앉아 있는 상태에서 직립하기 위한 목표치이며, 이때 출력  $y$ 을 비교하여 특정 학습 패턴에 대한 출력층 뉴런의 제공오차  $E$ 는 다음과 같다.

$$E = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^m (d_i - y_i)^2 \quad (8)$$

여기서 오차  $E$ 를 최소화하는 방향으로 연결강도  $w_{ij}$ 와 은닉층의 연결강도  $v_{jk}$ 는 오차가 최소가 되도록 변경하면 다음과 같다.

$$\Delta w_{ij} = -\alpha \nabla E, \Delta v_{jk} = -\alpha \frac{\partial E}{\partial v_{jk}} \quad (9)$$

여기서  $\alpha$ 는 양수이다. 또한 뉴런  $i$ 에서 발생하는 오차신호  $\delta_{y_i}$ 와  $\delta_{z_i}$ 는 다음과 같이 정의한다.

$$\delta_{y_i} = (d_i - y_i) f'(NET_i) \quad (10)$$

$$\delta_{z_i} = \sum_{i=1}^m \delta_{y_i} w_{ij} \cdot \frac{\partial z_j}{\partial NET_{z_j}}$$

$k$  학습단계에서의 은닉층과 출력층간의 연결강도 변화량  $\Delta W^k$  및 입력층과 은닉층간의 연결강도 변화량  $\Delta V^k$ 는 다음과 같다.

$$\Delta W^k = \alpha \delta_y Z, \Delta V^k = \alpha \delta_z X \quad (11)$$

본 논문에서는 신경회로망의 입력층과 은닉층의 활성화 함수를 단극성 시그모이드 함수를 사용하였으나, 출력층에서의 활성화 함수는 시그모이드 함수를 사용하지 않고 다관절로봇의 응답특성곡선을 활성화 함수로 사용하는 방법을 도입하여 다관절 로봇의 자세제어에 적용하여 응답특성을 확인하였다.

제안된 알고리즘은 오차와 오차변화분의 정보를 이용하여 제어를 수행하게 되어 시스템의 수학적 모델링에 대한 정보 없이도 작업자가 원하는 제어를 실시간으로 실행할 수 있다는 장점을 갖추고 있다.

### 3. 실험 및 결과 고찰

신경회로망 제어 시스템의 파라미터와 본 연구에서 제안된 알고리즘의 성능을 비교하기 위한 PID 제어 시스템의 파라미터는 표 3과 같다.

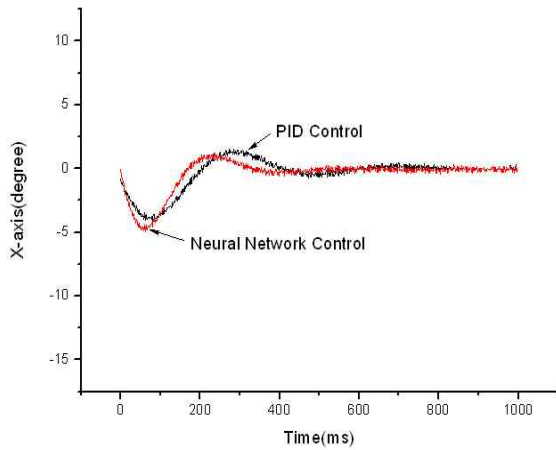
제안된 알고리즘의 성능을 검증하기 위한 다관절 로봇의 초기상태는 다음과 같다.

x축 센서는 좌우 수평상태에서 y축은 20[°]앞쪽으로 기울어진 상태이며, z축 센서 입력값은 지면에서 120[mm] 떨어진 지점에 위치해 있다.

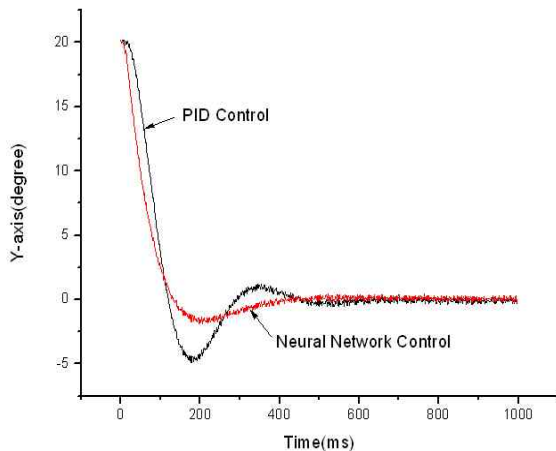
여기서 본 연구에서 제안된 신경회로망 학습을 통하여 다관절 로봇은 z축이 200[mm]가 될 때까지 x, y축은 수평상태를 유지하며 직립하는 실험을 수행하였다.

표 3. 시스템의 파라미터  
Table 3. Parameter of systems

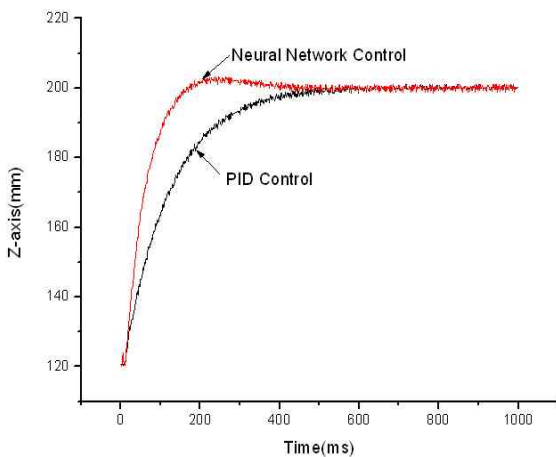
CATEGORY		Values
P I D	비례이득 $K_p$	1.20
	적분이득 $K_i$	0.50
	미분이득 $K_d$	0.13
신 경 회 로 망	학습상수 $c$	0.419
	교차신호 $d$	200
	뉴런상수 $\lambda$	1.0
	활성화함수	단극성 시그모이드 함수 및 로봇의 응답특성곡선



(a) x-axis



(b) y-axis



(c) z-axis

그림 4. 제어응답  
Fig. 4. Control response

그림 4에서는 제안된 신경회로망 제어 시스템의 제어응답을 PID 제어 시스템과 비교하여 결과를 나타내었다.

그림 4의 (a)는 다관절 로봇의 직립시 x축의 제어응답으로서 초기에는 수평상태를 유지하고 있으나, y축과 z축이 목표값으로 추종하기 위한 직립동작에 따른 영향으로 진동이 발생하였으나 본 연구에서 제안된 신경회로망 제어 시스템과 PID 제어 시스템 모두 비교적 비슷한 성능으로 외란을 제거하며 420[ms]이후에 다관절 로봇은 수평 상태가 되었다.

그림 4의 (b)는 다관절 로봇이 y축으로 20[°] 기울어진 상태에서 z축이 200[mm]의 높이까지 직립하는 동안에 수평상태로 수렴하는 과정을 나타낸 것으로써, 본 연구에서 제안된 신경회로망 제어 시스템이 PID 제어 시스템보다 진동이 적게 발생하며 420[ms]이후에 수평 상태가 되었다.

그림 4의 (c)는 120[mm] 위치에서 200[mm]까지 직립 동작에 따른 제어응답을 나타낸 것으로 신경회로망 제어 시스템이 목표값에 도달 후 1.5[%]의 오버슈트가 발생하였으나, PID 제어 시스템보다 300[ms] 빨리 목표값에 도달하였다.

#### 4. 결론

본 연구에서는 다관절 실시간 자세 제어를 위하여 신경회로망 적응제어를 적용하였다. 신경회로망 적응 제어 시스템은 마지막 노드에 다관절 로봇의 특성곡선을 사용하여, 제어시스템의 구성을 간략화시킴으로써 실시간의 자세 제어 수행이 가능하였다.

이와 같은 결과는 수학적 모델링에 대한 정보를 사용하지 않고도, 다관절 로봇의 특성곡선을 이용하여 효과적으로 자세제어가 수행될 수 있음을 보였고, 앞으로 다양한 자세 제어 및 보행에 대하여 연구하고자 한다.

본 논문은 2010학년도 원광대학교의 교비지원에 의해서 수행됨.

## References

- [1] Z. Y. Zhao, M. Tomizuka and S. Tsaka, "Fuzzy gain scheduling of PID controllers". IEEE Trans. syst. Vol. 23, No. 5, pp. 1393~1397, September/October, 1993.
- [2] J. Q. Hong, F.L. Lewis, "Neural-Network Predictive Control for Nonlinear dynamic systems with Time-Delay", IEEE Trans. Neural Networks, Vol. 14, No. 2, pp. 377~389, March 2003.
- [3] K. J. Hunt, D. Sbarbaro, R. Zbikowski, and P. J. Gawthrop, "Neural Networks for control system-A survey", Automatic, Vol. 28, No. 6, pp. 1083~1112, 1992.
- [4] S. S. Lee, Y. W. Kim, H. Oh and W. S. Park, "Implementation of Self-adaptive System using Algorithm of Neural Network Learning Gain". IJCAS. No. 3, Vol. 6, pp. 453~459. June 2008.
- [5] Mark W. Spong, M. Vidyasagar, "Robot Dynamics and Control", John Wiley & Sons Co., 1989.

## ◇ 저자소개 ◇



### 이성수 (李成洙)

1973년 5월 10일생. 2002년 원광대학교 전기공학과 졸업. 2004년 동 대학원 졸업(석사). 2009년~현재 동 대학원 전기공학과 박사과정. 2004년~현재 한국폴리텍대학 포항캠퍼스 전기제어과 교사.



### 박왈서 (朴曰緒)

1953년 5월 1일생. 1982년 원광대학교 전기공학과 졸업. 1985년 조선대학교 대학원 전기공학과 졸업(석사). 1992년 원광대학교 대학원 전기공학과 졸업(박사). 현재 원광대학교 전기전자 및 정보공학부 교수.