

## 안정된 로봇걸음걸이를 위한 견실한 제어알고리즘 개발에 관한 연구

### A Study on the Development of Robust control Algorithm for Stable Robot Locomotion

황원준<sup>1</sup>, 윤대식<sup>2</sup>, 구영목<sup>3</sup>

Won-Jun Hwang, Dae-Sik Yoon, Young-Mok Koo

#### 〈Abstract〉

This study presents new scheme for various walking pattern of biped robot under the limited environments. We show that the neural network is significantly more attractive intelligent controller design than previous traditional forms of control systems. A multilayer backpropagation neural network identification is simulated to obtain a learning control solution of biped robot. Once the neural network has learned, the other neural network control is designed for various trajectory tracking control with same learning-base. The main advantage of our scheme is that we do not require any knowledge about the system dynamic and nonlinear characteristic, and can therefore treat the robot as a black box. It is also shown that the neural network is a powerful control theory for various trajectory tracking control of biped robot with same learning-base. That is, we do not change the control parameter for various trajectory tracking control. Simulation and experimental result show that the neural network is practically feasible and realizable for iterative learning control of biped robot.

*Keywords : Robust learning control, Stable locomotion, Real-Time implementation*

---

1. 정회원, 경남테크노파크  
2. 정회원, 교신저자, (주)효성중공업  
3. 정회원, 교신저자, 경남대학교 첨단공학과

1. Dept, Kyungnam TheconoPark or., Ltd.  
2. Corresponding Author, Hyosung co., Ltd.  
3. Corresponding Author, Advanced Engineering  
Kyungnam University

## 1. 서 론

이전까지의 보행로봇의 안정도를 개선하기 위한 연구는 최적화된 보행 패턴의 생성이나 자세 제어를 중심으로 이루어졌다. 보행 패턴의 생성은 퍼지 이론이나 유전 알고리즘을 통해 보다 안정한 보행 패턴을 생성하고 모의실험을 통해 그 성능을 증명하는 식으로 이루어진다. 하지만 보행 패턴의 생성은 주로 모의실험에 한정되어 있거나 로봇을 단순화시켜 모델링하여 수행되었기 때문에 실제 로봇에 적용하기에는 한계가 있다. 로봇의 자세 제어는 로봇의 특성을 동역학적으로 해석하고 이를 통해 일부 관절의 각도나 각속도를 제어하거나 상체에 균형을 잡기 위해 추가적인 관절을 설치하여 수행된다. 그러나 자세 제어는 로봇의 기구학적인 오차를 고려하지 않기 때문에 오차가 적은 고성능의 로봇을 필요로 하며, 균형 운동을 위하여 관절을 추가할 경우 로봇 무게의 증가 및 로봇의 형태가 제약을 받는 경우가 생긴다.

정해진 공간 내에서만 주어진 작업을 반복하는 산업용 로봇과 달리, 인간과 인터페이스를 통하여 주어진 작업을 수행해야 하는 지능형 서비스 로봇은 보다 높은 지능과 환경의 인식 기술이 요구된다. 그 동안의 지능 로봇의 기술 개발은 매니플레이터의 기술에 비해 환경인식이나 지능 기술 등의 분야에 대하여 많은 연구가 있었다. 하지만 인간을 대신하거나 인간을 보조하는 로봇이 되기 위해서는 1차적으로 충분한 작업공간과 원하는 목표지점으로 정확히 이동할 수 있는 보행기법이 필요로 한다.[1-4]

## 2. 보행 패턴

주어진 좌표계와 D-H 파라미터에 대한 각 조인트 좌표계의 변환 행렬은 식 (2.1)과 같다.

$$\begin{aligned}
 T_1^0 &= \begin{bmatrix} \cos \theta_1 - \sin \theta_1 0 l_0 \cos \theta_1 \\ \sin \theta_1 \cos \theta_1 0 l_0 \sin \theta_1 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \\
 T_2^1 &= \begin{bmatrix} \cos (\theta_2 + 90^\circ) 0 \sin (\theta_2 + 90^\circ) 0 \\ \sin (\theta_2 + 90^\circ) 0 - \cos (\theta_2 + 90^\circ) 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \\
 T_3^2 &= \begin{bmatrix} \cos \theta_3 0 \sin \theta_3 0 \\ \sin \theta_3 0 \cos \theta_3 0 \\ 0 & -1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \\
 T_4^3 &= \begin{bmatrix} \cos \theta_4 - \sin \theta_4 0 - l_1 \cos \theta_4 \\ \sin \theta_4 \cos \theta_4 0 - l_1 \sin \theta_4 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \\
 T_5^4 &= \begin{bmatrix} \cos \theta_5 - \sin \theta_5 0 - l_2 \cos \theta_5 \\ \sin \theta_5 \cos \theta_5 0 - l_2 \sin \theta_5 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \\
 T_6^5 &= \begin{bmatrix} \cos \theta_6 0 \sin \theta_6 0 \\ \sin \theta_6 0 - \cos \theta_6 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \\
 T_7^6 &= \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & l_3 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (2.1)
 \end{aligned}$$

$T_7^6$ 은 발끝의 좌표를 알기 위해 정의 하였다. 이렇게 정의된 각각의 조인트들의 Matrix를 동차 변환 행렬에 대입하면 식 (2.2)와 같이 좌표계간의 변환행렬이 만들어 진다.

$$T_7^0 = \begin{bmatrix} \cos \theta_n - \sin \theta_n \cos \alpha_n & \sin \theta_n \sin \alpha_n & a_n \cos \theta_n \\ \sin \theta_n & \cos \theta_n \cos \alpha_n & -\cos \theta_n \sin \alpha_n & a_n \sin \theta_n \\ 0 & \sin \alpha_n & \cos \alpha_n & l_n \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (2.2)$$

로봇이 보행하는 보행 패턴을 구현하기 위해서는 로봇이 동작을 할 때 각 조인트의 각도 값을 구할 필요성이 있다. 각 조인트의 각도 값은 일반적인 6축 매니퓰레이터에 주로 적용되는 기구학(kinematics)을 그대로 적용할 수 있다. 로봇의 발바닥을 End-Effector로 놓고 팔발의 중심을 기준 좌표의 원점으로 설정한 후 기구학을 이용하여 해석한다.

역기구학을 이용하여 로봇의 발목의 경로에 따른 각 조인트들의 각도를 구할 수 있다. 여기서 역기구학은 크게 분석적인 방법(analytical method)과 수치적인 방법(numerical method)으로 나눌 수 있는데, 분석적인 방법은 기구학에 의해 구해진 조인트 각도와 엔드 이펙터(end effector)의 위치/방향 사이의 관계식을 역으로 정리하여 각 조인트의 각도를 시간이나 엔드 이펙터의 좌표에 관한 함수로 나타내어 구하는 방법이다. 수치적인 방법은 하나의 해에 대해서 수렴성을 판단하는 방법으로 해를 구하는 방법이다. 즉 원하는 위치로 엔드 이펙터를 옮기기 위해서는

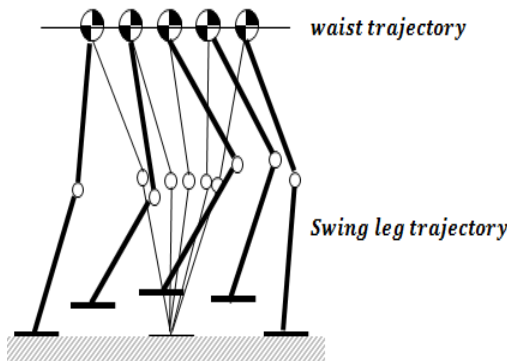


Fig. 1. The path trajectory of ankle and center of gravity

현재의 조인트 각도를 어떤 식으로 변화시켜야 할 것인가를 알아내서 조인트 각도를 찾아내는 방법이다. 본 논문에서는 반복학습을 통한 오차감소를 확인하기 위해 후자를 택하도록 한다. Fig. 1은 로봇이 한 발을 내딛는 동안의 양 발의 모양과 상체의 무게중심 및 발목의 경로를 나타낸 그림이다 [5].

### 2.1 Zero Moment Position

보행로봇의 안정도를 판단하는 기준으로 ZMP가 있다. 로봇의 ZMP를 계산하거나 측정함으로써 로봇의 안정도를 판별할 수 있고, 이를 로봇의 안정도를 개선하는데 적용할 수 있다.

로봇의 발바닥에 분포하는 지면으로부터의 반력은 임의의 점 P에서의 수직항력 N과 모멘트 M의 합력으로 대체될 수 있다. 여기서 ZMP는 모멘트 M이 0이 되는 점이며 이는 반력의 중심점이 된다. 여기서 모멘트 M은 지면에 평행한 성분만을 고려하며 수직방향 성분은 무시된다[6].

Fig 2(a)에서 로봇이 정지해 있으며 외부에서 작용하는 힘이 없을 경우 균형점의 위치는 무게중심에 작용하는 중력의 투영점과 같다. 이 균형점이

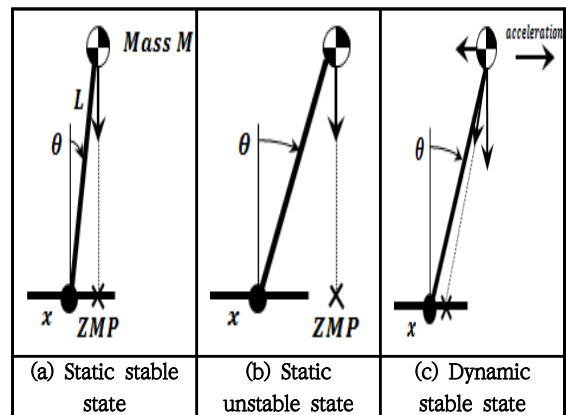


Fig.2 Zero moment position in accordance with stability

지지면적 내에 있을 경우 로봇이 넘어지지 않고 안정하다. Fig 2(b)의 경우 각  $\theta'$ 의 크기가 커져서 균형점의 위치가 지지면적 밖으로 나갔을 경우 로봇이 불안정해진다. 만약 로봇 전체가 Fig. 2(c)와 같이 오른쪽으로 가속하고 있다면 로봇의 무게 중심은 왼쪽으로 힘을 받게 된다. 이 때 로봇의 무게 중심에 작용하는 힘과 중력의 합력의 방향이 지면과 만나는 점이 ZMP의 위치가 되며, Fig. 2(c)와 같이 ZMP의 위치가 지지면적 내에 있는 경우는 로봇이 안정하다 할 수 있다[7].

보행을 할 경우 ZMP의 위치는 오른발로만 지면을 지지하고 있을 경우에는 ZMP의 위치가 오른발 면적 내에 있게 되고, 양 발로 지면을 지지하고 있는 경우에는 이 때의 ZMP의 위치는 양 발의 가장자리를 연결한 면적 내에서 오른발에서 왼발로 이동한다. 그 이후의 과정도 이러한 과정을 반복하게 된다. 즉, 보행할 시에 ZMP의 위치는 양 발 사이를 움직이면서 앞으로 이동하게 된다.

### 3. 제어알고리즘 개발

이족보행로봇은 그 동적인 특성이 복잡하며 안정도의 판별이 어렵다. 또한 기구적인 오차가 있을 경우 로봇의 특성이 매우 불확실해진다. 즉, 로봇의 안정도를 개선하기 위해 각 액츄에이터로 어떠한 입력을 넣어야 하는지를 결정하기 어렵다. 본 논문에서는 이러한 복잡하고 불확실한 특성을 갖는 이족 보행로봇을 제어하기 위해 신경회로망을 이용한다. 신경회로망을 이용할 경우 신경회로망 스스로 로봇의 특성을 학습하고 이를 바탕으로 액츄에이터로의 입력을 조정하여 안정도를 개선한다.

본 연구에서 제안하는 제어알고리즘은 신경회로망에 기반한 제어알고리즘으로 입력층( $X$ ), 은닉층

( $H$ ), 출력층( $Y$ )은 각각 단일 입력과 1층 4노드, 2층 4노드를 갖는 구조를 적용하였다. 또한 출력층은 단일노드로 활성화함수 대신 로봇의 응답특성곡선을 사용하였다[19].

입력층 패턴 벡터  $I$ , 은닉층 출력 벡터  $H$ , 출력층 출력 벡터  $O$ 는 식 (3)과 같이 나타낸다.

$$\begin{aligned} I &= [i_1 \ i_2 \ \cdots \ i_n] \\ H &= [h_1 \ h_2 \ \cdots \ h_p] \\ O &= [o_1 \ o_2 \ \cdots \ o_m] \end{aligned} \quad (3)$$

입력층과 은닉층간의 가중치  $V(p \times n)$ , 은닉층과 출력층간의 가중치  $W(m \times p)$ 은 임의의 작은 값으로 초기화하고 학습 패턴쌍을 차례로 입력하여 가중치를 변경한다. 은닉층의 가중합  $QLN_h$ 와 출력  $H$ 는 식 (4)와 같다.

$$\begin{aligned} QLN_h &= IV^T \\ H &= f(QLN_h) \end{aligned} \quad (4)$$

출력층의 가중합  $QLN_o$ 와 출력  $O$ 는 식 (5)와 같다.

$$\begin{aligned} QLN_o &= HW^T \\ O &= f(QLN_o) \end{aligned} \quad (5)$$

은닉층 뉴런  $j$ 에서의 오차 신호  $\epsilon_{h_j}$ 는 식 (6)과 같다.

$$\begin{aligned} \epsilon_{h_j} &= \sum_{i=1}^m \epsilon_{y_i} w_{ij} \cdot \frac{\partial h_j}{\partial QLN_{h_j}} \\ &= f'(QLN_{h_j}) \sum_{i=1}^m \epsilon_{y_i} w_{ij} \end{aligned} \quad (6)$$

입력층과 은닉층간의 가중치 변화량  $\Delta v_{jk}$ 는 식 (7)과 같이 구할 수 있다.

$$\begin{aligned} \Delta v_{jk} &= \alpha \epsilon_{h_j} i_k \quad (7) \\ &= \alpha f'(QLN_{h_j}) i_k \sum_{i=1}^m \epsilon_{y_i} w_{ij} \end{aligned}$$

또한 식 (6)을 이용하여 은닉층에 전파되는 오차 신호  $\epsilon_h$ 를 구한다.

$$\begin{aligned} \epsilon_h &= f'(QLN_z) \sum_{i=1}^m \epsilon_{y_i} W \quad (8) \\ &= \frac{1}{2} (1 - h^2) \sum_{i=1}^m \epsilon_{y_i} W \end{aligned}$$

결과적으로 은닉층의 오차 신호  $\epsilon_h$ 는 식 (8)에 의해 구할 수 있다.

$$\epsilon_h = h(1 - h)\epsilon_y W \quad (9)$$

입력층과 은닉층간의 가중치 변화량  $\Delta v_{jk}$ 는 식 (10)과 같이 구할 수 있다.

$$\Delta v_{jk} = \alpha \epsilon_{h_j} i_k \quad (10)$$

식 (10)에 의해  $k$ 학습 단계에서의 은닉층과 출력층간의 가중치 변화량  $\Delta W^k$  및 입력층과 은닉층간의 가중치 변화량  $\Delta V^k$ 는 식 (11)과 같다.

$$\begin{aligned} \Delta W^k &= \alpha \epsilon_y H \quad (11) \\ \Delta V^k &= \alpha \epsilon_h I \end{aligned}$$

$k + 1$  단계에서의 신경회로망의 가중치 변경으로써 은닉층과 출력층간의 가중치  $W^{k+1}$ , 입력층과 은닉층간의 가중치  $V^{k+1}$ 은 식 (12)로 나타낼 수 있다.

$$\begin{aligned} W^{k+1} &= W^k + \Delta W^k \quad (12) \\ V^{k+1} &= V^k + \Delta V^k \end{aligned}$$

설계된 신경회로망을 이용한 로봇의 자세 제어 구조는 Fig. 3과 같다.

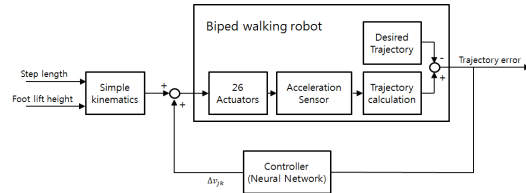


Fig. 3. The block diagram of robotic orientation control

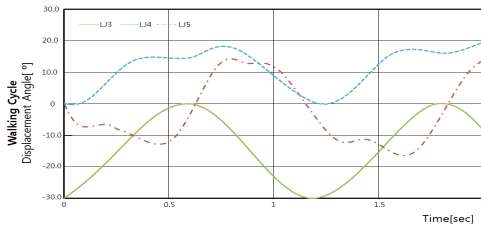
사용자가 로봇의 보폭(step length)과 보행 시발을 들어올리는 높이(foot lift height)을 정하면 PC에서 로봇의 보행 패턴을 생성하게 된다. 이렇게 생성된 보행 패턴은 로봇의 마이크로컨트롤러 내부의 메모리에 저장되어 각 액추에이터에 보내져 로봇이 이에 따라 동작 및 보행을 하게 된다. 가속도센서로 각 조인트의 궤적을 측정하고 조인트의 위치를 계산해 낸다. 센서를 통해 측정된 조인트의 위치와 시뮬레이션을 통해 생성된 보행궤적의 조인트의 위치 차이를 에러로 보고, 이를 신경회로망의 입력으로 넣는다. 신경회로망에서는 에러를 이용해 로봇의 자세를 어떠한 방향으로 수정해야 할지를 결정하여 현재 로봇의 자세에 수정을 가하게 된다.

## 4. 성능 실험

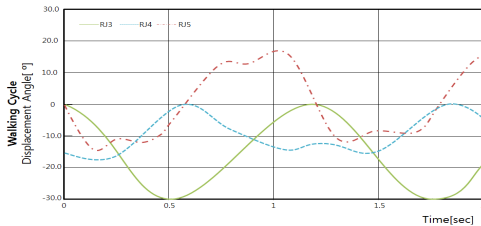
### 4.1 시뮬레이션

보행궤적의 도출을 위한 모델링을 통하여 다물체 동역학 해석프로그램인 RecurDyn을 이용하여 시뮬레이션을 수행한 결과로서 이족 보행 로봇의 경로 계획에 대한 우측 및 좌측 다리 골반부분의 궤적을 생성하였다.

Fig. 4는 시뮬레이션을 통해 얻어진 좌측 및 우측 관절부분의 조인트 회전변위의 기준궤적을 나타내었다. Fig. 4의 (a)는 좌측 다리 골반부분의 조인트(Left Hip Joint3 : LJ3), 좌측 무릎부분 조인트(Left Knee Joint : LJ4), 그리고 좌측 발목부분의 조인트(Left Ankle Joint : LJ5)의 보행궤적에 대한 각 조인트들의 회전변위를 나타내고 있고, Fig. 4의 (b)는 우측 다리 골반부분의 조인트(Right Hip Joint : RJ3), 우측 무릎부분의 조인트(Right Knee Joint : LJ 4), 그리고 우측 발목부분의 조인트(Right Ankle Joint : LJ5)의 보행궤적에 대한 각 조인트들의 회전변위를 나타내었다.



(a) Left leg joints(LJ3, LJ4, LJ5)



(b) Right leg joints(RJ3, RJ4, RJ5)

Fig. 4. The simulation results of the reference trajectory

### 4.2 결과 및 고찰

본 연구는 위에서 생성된 궤적을 기준으로 제안한 신경회로망기반 학습제어알고리즘과 PI제어 시스템을 비교하여 그 성능 결과를 고찰하였고, 보행 궤적의 오차분석을 통해 그 신뢰성을 검증해본다.

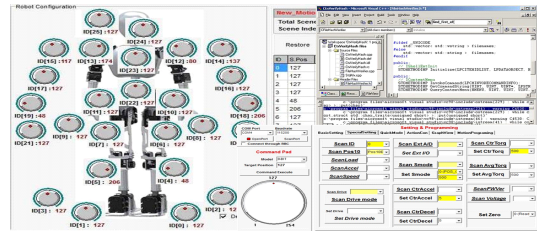
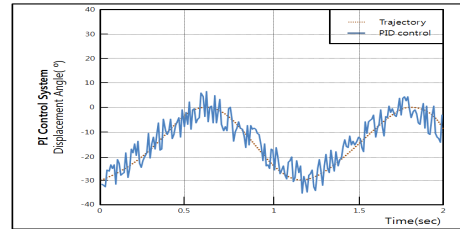
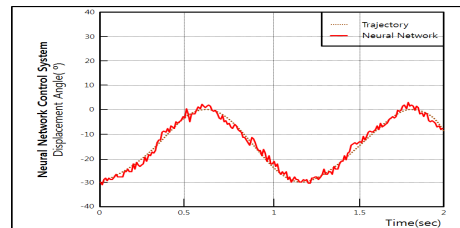


Fig. 5. The measurement program

Fig. 5는 실험 결과 값을 측정하기 위한 프로그램이다.

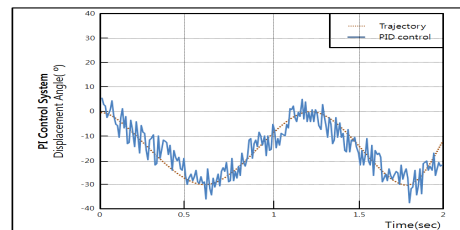


(a) PI control system

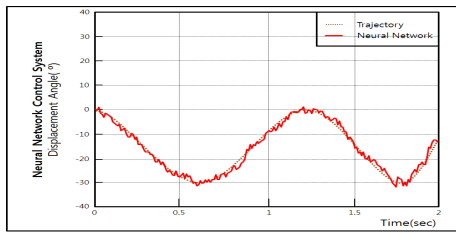


(b) Learning control system

Fig. 6. The experiment results of trajectory control for LJ3



(a) PI control system



(b) Learning control system

Fig. 7. The experiment results of trajectory control for RJ3

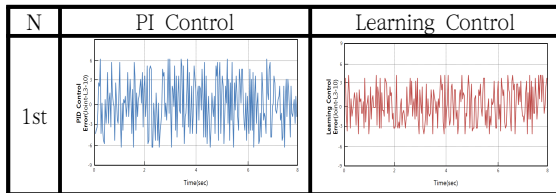


Fig. 8. The comparison of experiment results between PID control and learning control for LJ3

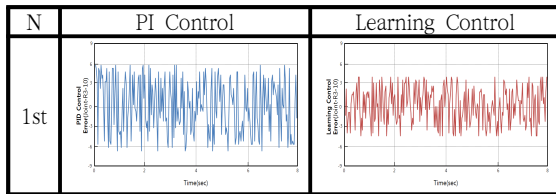


Fig. 9. The comparison of experiment results between PI control and learning control for RJ3

Fig. 8은 PI제어와 신경회로망기반 학습제어 알고리즘 제어를 적용하였을 때의 LJ3에서 발생하는 오차를 비교한 그래프로 반복수행을 하기전인 초기 상태에서의 기준궤적에 대한 오차를 나타낸 그래프이며, Fig. 9는 RJ3에서 발생하는 오차를 비교한 그래프이다. 그래프의 Y축은 제어시스템에 따른 오차를 나타내며 X축은 시간을 나타낸다. 이 그래프가 0에 가까울수록 로봇의 조인트궤적이 원하는 궤적에 가까우며 안정적인 보행을 한다고 할 수 있다.

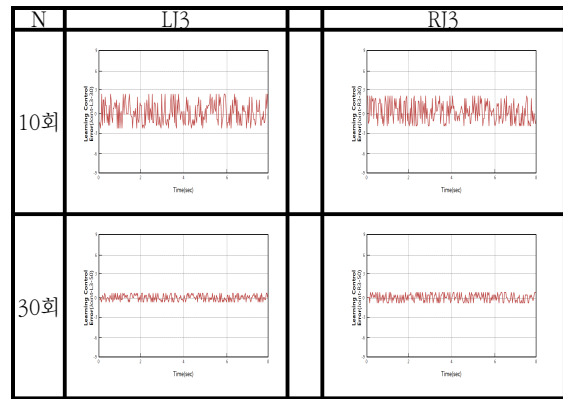


Fig. 10. The experiment results learning control for LJ3 and RJ3

Fig. 10에서 보면 신경회로망기반 학습제어 알고리즘을 적용하여 오차 그래프를 나타낸 결과, 반복횟수가 10번, 30번으로 늘어남에 따라 Fig. 8, Fig. 9에서의 초기상태의 그래프와 오차의 차이가 큰 폭으로 줄어들고 있음을 알 수 있다.

## 5. 결론

본 논문에서는 제어알고리즘을 적용하여 24자유도를 가지는 이족 보행 로봇의 보행 안정성을 높이고 보행 성능을 향상시키는 연구를 하였다. 제안된 제어알고리즘의 성능은 PI 제어 시스템과 비교하여 결과를 고찰하였다.

로봇에 반복학습제어를 적용하여 작업동작에 대한 오차를 줄일 수 있게 하기 위해 뉴럴네트워크를 이용한 학습규칙에 대해서 신경회로망의 기본 구조해석과 델타학습규칙을 이론적으로 분석하였고, 그것을 토대로 응용하여 뉴럴네트워크를 이용한 학습제어 알고리즘을 개발하고 시뮬레이션을 통해 24관절 보행로봇에 대한 신뢰성을 검증하였다.

## 참고문헌

- [1] Y. F. Zheng and F. R. Sias Jr., "Design and motion control of practical biped robots," Int. J. on R & A, vol.3, No. 2, pp. 70-77, 1988.
- [2] Sylvain Miossec, Yannick Aoustin, "A Simplified Stability Study for a Biped Walk with Underactuated and Overactuated Phases," the International Journal of Robotics Reserch, vol 24, no. 7, pp. 537-551, 2005.
- [3] Tang, Z., Zhou, C. and Sun, Z., "Trajectory Planning for Smooth Transition of a Biped Robot," Proc Int. conf. on Robotics & Automation, pp. 2455-2460, 2003.
- [4] 김성규, "음성명령에 의한 로봇의 구동," 충남대학교 석사학위논문, 2011
- [5] M. Vukobratovic, A. A. Frank, and D. Juricic, "On the Stability of BipedLocomotion" Proc. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, Vol. BME-17, No.1, pp. 25-36, 1970.
- [6] 권기일, "안정적인 보행을 위한 인간형 2족 보행 로봇의 하체부 설계 및 구현," 한국과학기술원 석사학위논문, 2007.
- [7] K. Erbatur, A. Okazaki, K. Obiya, T. Takahashi, A. Kawamura, "A study on the zero moment point measurement for biped walking robots", International Workshop on Advanced Motion Control, pp.431-436, July 2002.
- [8] Tak, S., O. Song and H. S. Ko, "Motion Balance Filtering," EUROGRAPHICS 200, Vol. 19, No.3