http://dx.doi.org/10.21289/KSIC.2016.19.1.001 KSIC

2족 보행로봇의 실시간 작업동작 생성을 위한 지능제어에 관한 연구

A Study on Intelligent Control of Real-Time Working Motion Generation of Bipped Robot

김민성[1*], 조상영[1], 구영목[1], 정양근[2], 한성현[3]

Min-Seong Kim[1*], Sang-Young Jo[1], Young-Mok Koo[1], Yang-Gun Jeong[2], Sung-Hyun Han[3]

〈Abstract〉

In this paper, we propose a new learning control scheme for various walk motion control of biped robot with same learning-base by neural network. We show that learning control algorithm based on the neural network is significantly more attractive intelligent controller design than previous traditional forms of control systems. A multi layer back propagation neural network identification is simulated to obtain a dynamic model 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 biped robots have been received increased attention due to several properties such as its human like mobility and the high-order dynamic equation. These properties enable the biped robots to perform the dangerous works instead of human beings. Thus, the stable walking control of the biped robots is a fundamentally hot issue and has been studied by many researchers. However, legged locomotion, it is difficult to control the biped robots. Besides, unlike the robot manipulator, the biped robot has an uncontrollable degree of freedom playing a dominant role for the stability of their locomotion in the biped robot dynamics. From the simulation and experiments the reliability of iterative learning control was illustrated.

Keywords : Learning control, Biped Robot, Neural Network, Real-Time

1*정회원, 교신저자, 경남대학교 첨단공학과
(E-mail: kms21018@naver.com)
2 정회원, 신라정보기술(주), 대표
3 정회원, 경남대학교 기계공학부 교수 工博

1*Dept. of Advanced Engineering, Kyungnam University.
2 shintech Co., Ltd., CEO
3 Prof., School of Mechanical Engineering, Kyungnam University, Ph. D.

1. 서 론

현대 산업 사회에서 날로 증대되는 이동로봇에 대한 필요성으로 인해, 다양한 형태의 이동로봇에 관한 연구가 활발히 진행되고 있는데 그 중에서도 휴머노이드가 각광받고 있는 이유는 인간의 생활 환경에서 인간과 유사한 행동을 할 수 있는 기계를 만들어 단순 반복작업과 위험스러운 작업 환경에서 인간의 역할을 대신하도록 함으로써, 인간의 생활을 보다 편리하게 하는데 있다. 휴머노이드는 계단이나 문턱과 같이 바퀴형 로봇이 이동하기 어려운 환경에서도 이동이 가능하며 인간과 유사한 보행이 가능하기 때문에 인간 생활 환경에 적용이 용이한 장점이 있다[1-4].

1960년대 후반 Vukobratovic이 인간형 이족 보행로봇에 관한 모델링을 처음 제시한 이후[5] 이 모델을 기초로 이족 보행로봇에 대한 많은 이론적 혹은 실험적 연구들이 수행되어져 왔다. 1968년 처음으로 컴퓨터로 제어되는 걷는 로봇이 캘리포니아 남가주대학에서 McGhee와 Frank에 의해 만들어졌다[6, 7]. 그러나 동역학적으로 안정하지 못했고, 반응시간이 너무 느리다는 결점이 나타났다[8]. 휴머노이드의 제어는 원하는 관절이나 궤적을 추종하도록 각 관절에 적절한 토크를 가하는 것이며, 원하는 성능을 얻기 위해 많은 모델과 제어 법칙을 제안하였다[9-12]. 1998년에는 일본의 혼다 사에서 개발한 P3이 산업 및 인간 생활에서의 이족 보행로봇의 활용 가능성을 입증하였으나[13] 이족 보행로봇은 직렬형 링크 구조와 높은 자유도로 인해 안정도를 해석하거나 제어하는데 어려움이 있다. 이러한 이족 보행로봇의 난해한 특성은 안정적인 로봇을 개발하기 위해 해결해야 할 문제점으로 작용한다.

이족 보행 로봇의 각 관절이 가지는 기계적, 전기적인 비선형성으로 인해 어려운 수학적 모델로 표현된다. 또한 보행 및 자세 제어 시 구동관절이 고정되어 있지 않기 때문에 불안정한 요소가 포함되어 있다. 따라서 보행 로봇은 수학적으로 복잡하지 않는 모델을 기반으로 설계되어야 하며 외부 환경변화에 따른 외란에도 강하고 연산량이 적어 실시간으로 구현할 수 있는 방법이 필요하다.

2. 제어알고리즘

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 골반의 중심을 기준 좌표의 원점으로 설정한 후 기구학을 이용하여 해석한다.

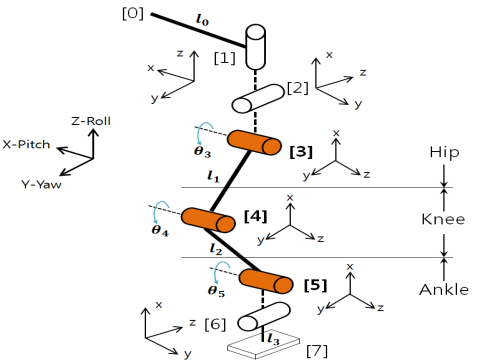


Fig. 1 The coordinates system of left leg

인간의 보행 패턴은 크게 3가지의 상태로 나눌 수 있는데 발꿈치 접촉 상태(heel contact phase), 발 디딤 상태(stance phase), 스윙 상태(swing phase)로 나누어진다. 그 중 발 디딤 상태는 하중 이동 상태(weight acceptance phase)와

단일 지지 상태(single support phase)로 다시 나누어지며, 하중 이동 상태는 다리가 지면과 닿기 시작하는 순간인 랜딩상태(Landing Phase)와 반대편 다리가 스윙 상태로 들어갈 때까지의 구간을 의미한다. 이 구간에서 접촉 힘을 흡수해야 할 뿐만 아니라, 로봇 전체의 하중을 점차적으로 받아들여야 한다. 단일 지지 상태에 해당되는 다리는 이족보행로봇의 전체 하중을 지탱하여야 하며 추종궤적에 따라 움직일 토크를 생성해야 한다.

보행패턴은 기본적으로 세 가지 패턴으로 나눠지는데, 처음 서있는 자세에서 걷기 시작하는 동작과 연속적으로 계속 걷는 동작, 그리고 마지막으로 다시 멈추는 동작이다.

각 패턴은 발을 옮기는 부분과 몸의 중심을 이동하는 부분으로 나눠지고 이 두 부분은 완전히 분리되는 것이 아니라 어느 정도 겹쳐지는 시간이 많을수록 좀 더 빠른 걸음을 할 수 있게 된다. 하지만 중심이동이 발의 이동과 동시에 이루어질 경우, 로봇의 안정성이 떨어지게 되므로 두 가지 모두의 절충이 필요하다.

Fig. 2에서 q_b는 발이 지면을 떠날 때 각도이다. 그리고 q_f는 발이 지면에 도달 했을 때의 각도이다. H_{a0}는 발이 지상에서 가장 높이 있을 때의 높이이고 L_{a0}는 그때의 X축 상에서의 위치이다. 이 때 보행패턴에 발목 부의 보행궤적의 제한조건은 식 (1)과 같다[16].

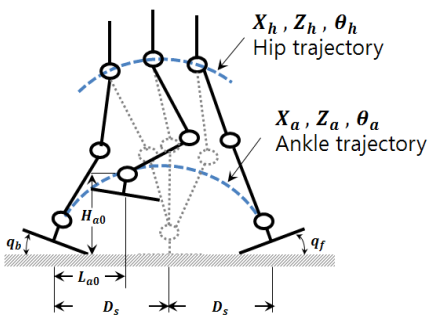


Fig. 2 Walking pattern of biped robot

$$x_a(t)=\begin{cases} kD_s & t=kS_T \\ kD_s+l_{an}\sin q_b+l_{af}(1-\cos q_b) & t=kS_T+D_T \\ kD_s+L_{a0} & t=kS_T+R_T \\ (k+2)D_s-l_{an}\sin q_f(1-\cos q_f) & t=(k+1)S_T \\ (k+2)D_s & t=(k+1)S_T+D_T \end{cases}$$

$$z_a(t)=\begin{cases} q_{qs}(k) & t=kS_T \\ q_b & t=kS_T+D_T \\ -q_f & t=(k+1)S_T \\ -q_{qs}(k) & t=(k+1)S_T+D_T \end{cases}$$

$$z_a(t)=\begin{cases} h_{gs}(k)+l_{an} & t=kS_T \\ h_{gs}(k)+l_{af}\sin q_b+l_{an}\cos q_b & t=kS_T+D_T \\ H_{a0} & t=kS_T+R_T \\ h_{gs}(k)+l_{ab}\sin q_f+l_{an}\sin q_f & t=(k+1)S_T \\ h_{gs}(k)+l_{an} & t=(k+1)S_T+D_T \end{cases}$$

$$\begin{cases} \dot{\theta}(kS_T)=0 \\ \dot{\theta}(k+1)S_T+D_T=0 \end{cases} \quad (1)$$

$$\begin{cases} \dot{x_a}(kS_T)=0 \\ \dot{x_a}(k+1)S_T+D_T=0 \end{cases}$$

$$\begin{cases} \dot{z_a}(kS_T)=0 \\ \dot{z_a}(k+1)S_T+D_T=0 \end{cases}$$

여기서, $q_{gs}(k)$는 지지하고 있는 발의 지면의 각도이고, l_{an}은 발의 중심, l_{af}는 발목조인트부터 발끝까지의 거리, l_{ab}는 발목조인트부터 발뒤꿈치까지의 거리, D_S는 한 스탭의 길이, kS_T+R_T는 오른발이 가장 높은 지점에 있을 때의 시간을 의미한다. 결과적으로 보행궤적은 골반부(Hip) 궤적과 발목부(Ankle) 궤적의 합으로 나타낼 수 있다.

골반부의 각도를 항상 곧바로 서있는 자세로 고정시키면 골반부의 보행궤적은 $x(t)$와 $z(t)$로 나타낼 수 있다. 골반부의 $z(t)$는 보행에 큰 영향을 주지 않으므로 일정한 크기 이상 움직이지 않는다고 가정했다.

그리고 골반부의 $x(t)$는 걸음의 초기에는 앞발 쪽에 중심을 두고 뒷발을 앞으로 내밀고 지지할 수 있을 때에 앞발로 중심을 이동하는 것이다. 여기서 조금 더 부드럽고 빠른 움직임을 위해 넘어지지 않는 한도 안에서 완전히 앞발이 지

지할 수 있는 상태가 아니더라도 미리 중심이동을 시작하는 것이다.

골반부 궤적의 부드러운 움직임을 위한 관련된 수식은 식 (2)와 같다.

$$X_h = \begin{cases} kD_s + x_{ed} & t = kS_T \\ (k+1)D_s - x_{sd} & t = kS_T + D_T \\ (k+1)D_s + x_{ed} & t = (k+1)S_T \end{cases} \quad (2)$$

$$Z_h = \begin{cases} H_{hmin} t = kS_T + 0.5D_T \\ H_{hmax} t = kS_T + 0.5(S_T - D_T) \\ H_{hmin} t = (k+1)S_T + 0.5D_T \end{cases}$$

$$\begin{cases} \dot{x_h}(kS_T) = \dot{x_h}(kS_T + S_T) \\ \ddot{x_h}(kS_T) = \ddot{x_h}(kS_T + S_T) \end{cases}$$

여기서, x_{ed}는 지지하고 있는 발이 뒤에 있고 몸이 그 앞쪽에 있을 때 발과 몸의 거리이고, x_{sd}는 지지하고 있는 발이 몸보다 앞에 있을 때 지지하고 있는 발과 몸과의 거리이다.

Neural Network는 생물 신경계의 기본 단위인 Neuron을 모델화한 인공적인 신경망으로 복잡한 유형을 찾아주는 컴퓨터프로그램이며 대용량의 데이터로부터 예측 모델을 만들어주는 기계적 학습 알고리즘이다[17-18].

인공 신경망은 인간의 뇌구조를 모델링하여 나타낸 알고리즘으로 시스템 모델링, 패턴 인식, 제어 분야에서 많이 활용되고 있다. 신경회로망은 경험을 통해 학습하고 이러한 과정을 통해 얻어진 지식을 새로운 상황에 일반화시킬 수 있는 특성을 가지고 있다. 이러한 특성에 의해서 수학적으로 나타내기 어려운 비선형적이거나 불확실한 시스템을 모델링하거나 제어하는데 적합하다.

이족보행로봇은 그 동적인 특성이 복잡하며 안정도의 판별이 어렵다. 또한 기구적인 오차가 있을 경우 로봇의 특성이 매우 불확실해진다. 즉, 로봇의 안정도를 개선하기 위해 각 엑츄에이터로 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 학습제어알고리즘은 신경회로망에 기반한 학습제어알고리즘으로 입력층(X), 은닉층(H), 출력층(Y)은각각 단일 입력과 1층 4노드, 2층 4노드를 갖는 구조를 적용하였다. 또한 출력층은 단일노드로 활성화함수 대신 로봇의 응답특성곡선을 사용하였다[19].

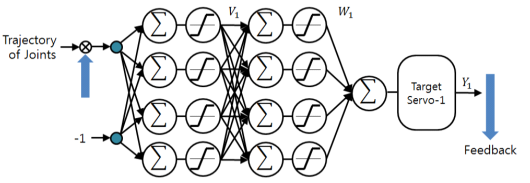


Fig. 3 The structure of learning control algorithm based on neural network

$$\begin{aligned} X &= [x_1\ x_2\ \cdots\ x_n] \\ H &= [h_1\ h_2\ \cdots\ h_p] \\ Y &= [y_1\ y_2\ \cdots\ y_m] \end{aligned} \quad (3)$$

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 WNN_h와 출력 H는 식 (4)와 같다.

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

출력층의 가중합 WNN_y와 출력 Y는 식 (5)와 같다.

$$WNN_y = HW^T \qquad (5)$$
$$Y = f(WNN_y)$$

은닉층 뉴런 j에서의 오차 신호 ϵ_{h_j}는 식 (6)과 같다.

$$\epsilon_{h_j} = \sum_{i=1}^{m} \epsilon_{y_i} w_{ij} \cdot \frac{\partial h_j}{\partial WNN_{h_j}} \qquad (6)$$
$$= f'(WNN_{h_j}) \sum_{i=1}^{m} \epsilon_{y_i} w_{ij}$$

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

$$\triangle v_{jk} = \alpha \epsilon_{h_j} x_k \qquad (7)$$
$$= \alpha f'(WNN_{h_j}) x_k \sum_{i=1}^{m} \epsilon_{y_i} w_{ij}$$

또한 식 (6)을 이용하여 은닉층에 전파되는 오차 신호 ϵ_h를 구한다.

$$\epsilon_h = f'(WNN_z) \sum_{i=1}^{m} \epsilon_y W \qquad (8)$$
$$= \frac{1}{2}(1-h^2) \sum_{i=1}^{m} \epsilon_y W$$

결과적으로 은닉층의 오차 신호 ϵ_h는 식 (8)에 의해 구할 수 있다.

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

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

$$\triangle v_{jk} = \alpha \epsilon_{h_j} x_k \qquad (10)$$

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

$$\triangle W^k = \alpha \epsilon_y H \qquad (11)$$
$$\triangle V^k = \alpha \epsilon_h X$$

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

$$W^{k+1} = W^k + \triangle W^k \qquad (12)$$
$$V^{k+1} = V^k + \triangle V^k$$

3. 성능실험 및 결과

Fig. 4은 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.

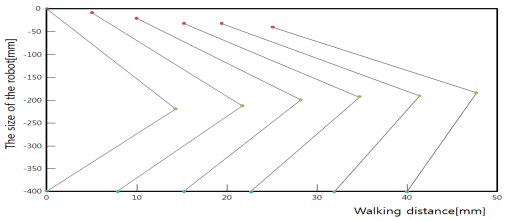
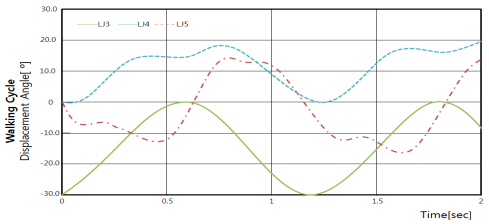


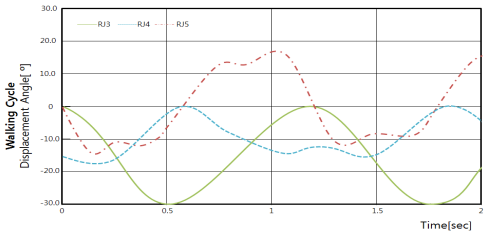
Fig. 6 The trajectory of moving foot of biped robot

Fig. 5은 시뮬레이션을 통해 얻어진 좌측 및 우측 관절부분의 조인트 회전변위의 기준궤적을 나타내었다. Fig. 5의 (a)는 좌측 다리 골반부분의 조인트(Left Hip Joint3 : LJ3), 좌측 무릎부분 조인트(Left Knee Joint : LJ4), 그리고 좌측 발목부

분의 조인트(Left Ankle Joint : LJ5)의 보행궤적에 대한 각 조인트들의 회전변위를 나타내고 있고, Fig. 5의 (b)는 우측 다리 골반부분의 조인트(Right Hip Joint : LJ3), 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. 5 The simulation results of the reference trajectory

본 연구는 시뮬레이션을 통하여 생성된 보행궤적을 제작된 이족 보행로봇을 통하여 보행궤적을 추종시켜 제안한 신경회로망기반 학습제어시스템과 PID제어 시스템을 비교하여 그 성능 결과를 고찰하였고, 보행궤적의 오차분석을 통해 그 신뢰성을 검증해본다.

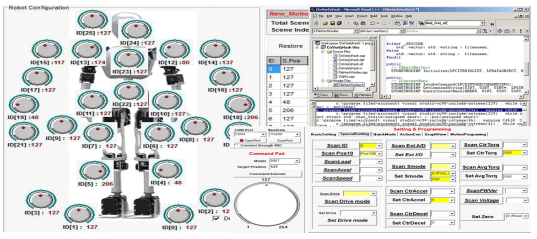


Fig. 6 The measurement program

Fig. 6은 실험 결과 값을 측정하기 위한 프로그램이다.

계측장비를 사용하여 로봇의 보행궤적에 대한 각 조인트의 변위각을 측정하였다. 측정값에 포함된 노이즈를 제거하기 위해서 Savitzky-Golay Filter를 설계하고 Curve Fitting을 통하여 노이즈를 제거하였다. FFT Spectrum을 설계하여 진동 및 진폭을 측정하여 각각의 제어 시스템들의 성능을 비교하였다.

Fig. 7은 평지에서 직진 보행중인 로봇의 모습이다.

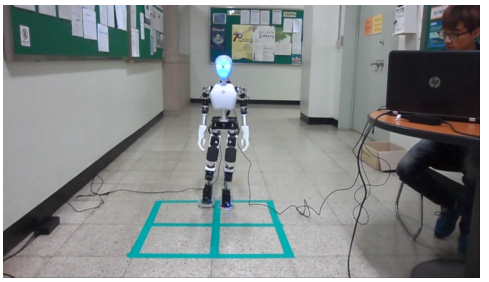
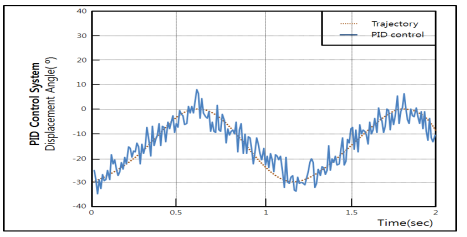
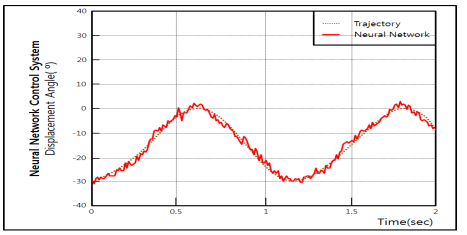


Fig. 7 The experiment scene of performance test for stable working motion

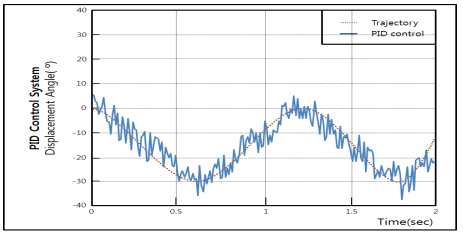


(a) PID control system

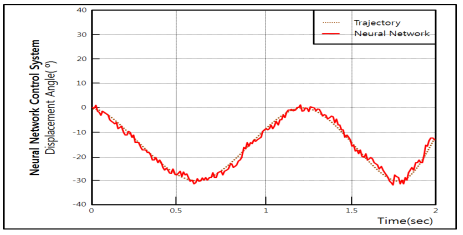


(b) Learning control system

Fig. 8 The experiment results of trajectory control for LJ3



(a) PID control system



(b) Learning control system

Fig. 9 The experiment results of trajectory control for RJ3

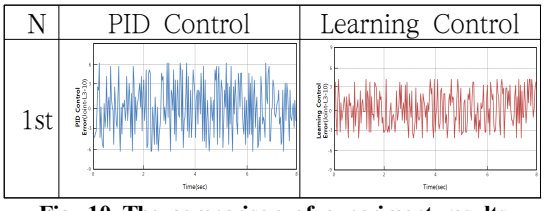


Fig. 10 The comparison of experiment results between PID control and learning control for LJ3

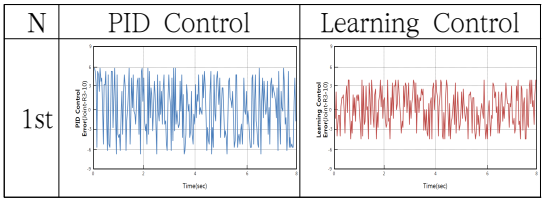


Fig. 11 The comparison of experiment results between PID control and learning control for RJ3

Fig. 10는 PID제어와 신경회로망기반 학습제어 알고리즘 제어를 적용하였을 때의 LJ3에서 발생하는 오차를 비교한 그래프로 반복수행을 하기전인 초기 상태에서의 기준궤적에 대한 오차를 나타낸 그래프이며, Fig. 11은 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.

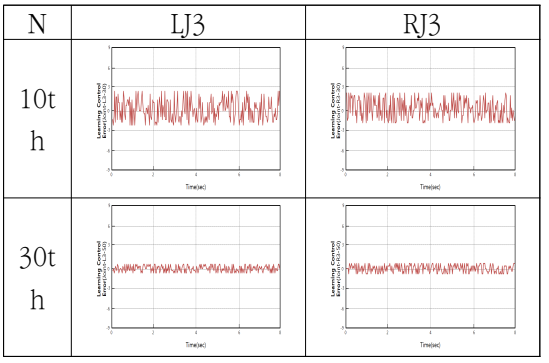


Fig. 14 The experiment results learning control for LJ3 and Rj3

Fig. 12에서 보면 신경회로망기반 학습제어알고리즘을 적용하여 오차 그래프를 나타낸 결과, 반복횟수가 10번, 30번으로 늘어남에 따라 Fig. 10, Fig. 11에서의 초기상태의 그래프와 오차의 차이가 큰 폭으로 줄어들고 있음을 알 수 있다.

4. 결 론

본 논문에서는 학습제어 알고리즘을 적용하여 25자유도를 갖는 이족 보행 로봇이 제조공정에서 실시간 작업동작을 자율적으로 생성 할 수 있는 로봇 모션 제어에 관한 연구를 수행하였다. 제안된 학습제어 알고리즘의 성능은 PID 제어 시스템과 비교하여 결과를 고찰하였다.

또한, 로봇에 반복학습제어를 적용하여 작업동

작 수행을 위한 오차의 보상을 최소화하기 위해 신경회로망을 기반으로 한 학습 방법을 적용하였다. 성능실험을 위해 앞서 생성한 보행패턴을 이용하여 보행로봇의 보행궤적을 생성하기 위한 시뮬레이션을 수행하였다. 성능 비교를 위해 비례-미분-적분 제어 시스템과 신경회로망기반 학습제어 시스템을 비교 분석하여 신뢰성을 검증하였다. 또한, 제어 시스템들의 성능을 비교하여 비례-미분-적분 제어 시스템에 비해 학습제어알고리즘을 적용함으로써 같은 동작을 반복하는 횟수가 늘어남에 따라 작업동작의 오차가 적어짐을 실험을 통하여 그 신뢰성을 검증하였다.

후 기

본 연구는 로봇융합원천기술개발사업의 지원으로 수행되었습니다.

References

[1] Y. F. Zheng and F. R. Sias Jr., Design and motion control of practical biped robots,Int. J. on R & A, Int. J. on R & A, vol.3, No. 2, pp. 70-77, China. 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,France. 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, taiwan. 2003,

[4] 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, Yugoslavia. 1970,

[5] R. B. McGhee, Finite State Control of Quadruped Locomotion, Processing of Second International Symposium on External Control of Human Extremities, Dubrovnik, 1966,

[6] I. Kato and H. Tsuiki, Hydraulically Powered Biped Walking Machine with a High Carrying Capacity, Processing of Fourth International Symposium on External Control of Human Extremities, Dubrovnik, Yugoslavia. 1972,.

[7] D. Sbarbaro and K. J. Hunt, Neural networks for Nonlinear Internal Model Control, IEEE Processing-D, vol. 138, no. 5, pp431-438, Scotland. 1991,

[8] L. Kraft and P. Campagna, A Comparision Between CMAC Neural Network Control and Two Traditional Adaptive Control Systems, IEEE Control System Magazine, pp. 36-43, USA 1990,

[9] D. I. Jones, P. J. Fleming and A. E. B. Ruano, Connectionist Approach to PID Autotuning, IEE Processing-D, vol. 139, no. 3, pp. 279-285, UK. 1992,

[10] R. S. Sutton and A. G. Barto, Neuronlike Adaptive Elements That Can Solve Difficult Learning Control Problems, IEEE Transactions on System, Man and Cybernetics, vol. smc-13, no. 5, PP.834-846, USA. 1983,

[11] Hirai, K., et al, The development of Honda humanoid robot, Proceedings of ICRA 2:1321-1326, Japan. 1998,

[12] Chang Seok Oh, Neuro Computer, Naeha All Rights Reserved, Korea. 2000,

[13] Qiang Huang, Kazuhito Yokoi, Planning Walking Patterns for a Biped Robot, IEEE TRANSACTIONS ON ROBOTICS AND AUTOMATION, China. 2001,

[14] Seong-Su Lee, Yong-Wook Kim, Hun Oh, Wal-Seo

Park, Implementation of Self-adaptive System using the Algorithm of Neural Network Learning Gain, International Journal of Control, Automation, and Systems, vol.6, no.3, pp. 453-459, Korea. 2008.

(접수:2016.01.06.,수정:2016.01.21, 개제확정:2016.02.04)