

이족보행로봇의 걸음새 제어를 위한 지능형 학습 제어기의 구현

논 문

59P-1-5

Implementation of an Intelligent Learning Controller for Gait Control of Biped Walking Robot

임 동 철[†] · 국 태 용^{*}

(Dong-Cheol Lim · Tae-Yong Kuc)

Abstract - This paper presents an intelligent learning controller for repetitive walking motion of biped walking robot. The proposed learning controller consists of an iterative learning controller and a direct learning controller. In the iterative learning controller, the PID feedback controller takes part in stabilizing the learning control system while the feedforward learning controller plays a role in compensating for the nonlinearity of uncertain biped walking robot. In the direct learning controller, the desired learning input for new joint trajectories with different time scales from the learned ones is generated directly based on the previous learned input profiles obtained from the iterative learning process. The effectiveness and tracking performance of the proposed learning controller to biped robotic motion is shown by mathematical analysis and computer simulation with 12 DOF biped walking robot.

Key Words : Biped Walking Robot, Direct Learning Control, Dynamic Walking, Iterative Learning Control,

1. 서 론

최근에는 스스로 환경을 인식하고 학습, 추론을 통한 판단을 할 수 있는 지능 로봇에 대한 연구가 활발하게 이루어지고 있다[1,2,3]. 지능 로봇은 인간이 행하기에는 불가능한 극히 위험한 상황에 적용이 가능하거나 인류 복지의 증진에 이용할 수 있는 특징을 가지는 로봇으로서 그 중에서도 특히 이족보행로봇은 인간의 보행 방식과 같은 형태를 갖추고 있는 로봇으로 제한된 환경에서만 이동이 가능한 기존의 로봇에 비해 인간 생활에 보다 용이하게 적용될 수 있는 장점을 가지고 있다.

이족보행로봇의 보행 안정화를 이루기 위해서 인간 보행에 대한 생리학 및 생체역학적인 연구에 기반을 둔 계층적 제어구조가 종종 사용되고 있다[1,4]. 그 중 가장 간단한 것은 두 개의 레벨로 이루어져 있는 제어구조로서 상위 레벨은 균형된 움직임을 위한 안정한 궤적을 생성하는 기능을 담당하고 하위 레벨은 생성된 궤적의 정확한 추종을 위한 지능적 제어를 수행하는 기능을 담당하게 된다. 위의 계층적인 제어구조와 관련하여 본 논문에서는 상위 레벨에서는 두 개의 다리를 연결하는 골반 관절의 속도가 일정하다고 가정하고 각 단계별로 이족보행로봇 모델의 역기구학을 풀어서 관절궤적을 구하고 하위 레벨에서는 정확한 궤적추종을 위하여 로컬 PID 피드백제어기법에 피드포워드 학습제어기법을 결합한 반복학습제어기와 두 개 이상의 기존의 제어입력 프로파일을 이용하여 새로운 요구제어입력을 생성하는

직접학습제어기로 구성된 지능형 학습제어기법을 제안하고자 한다.

비록 PID 제어가 제어시스템에 널리 적용되고 있지만 선형 PID 제어를 단독으로 사용하는 것은 관절에 실리는 부하와 마찰 등의 변화에 기인한 비선형 및 시변 동역학을 가지는 이족보행로봇의 보행제어에는 적절하지 못하다. 이에 반하여 반복학습제어기는 선형 PID 피드백제어기법에 피드포워드 학습제어기법을 결합한 형태로서 로봇의 보행제어에 대해서 복잡한 동역학을 계산하지 않고 반복적인 학습동작을 통하여 이족보행로봇의 비선형 부하 변동 및 복잡한 동역학을 학습함으로써 선형 PID 제어기가 가지는 문제점을 극복한다[5,6,7]. 또한 직접학습제어기는 크기 스케일링 또는 시간 스케일링을 통해서 비례적인 관계에 있는 두 개 이상의 궤적들에 대응되는 제어입력 프로파일을 이용하여 새롭게 주어진 요구궤적을 추종하기 위한 요구제어입력을 직접 생성해 내는 기법으로서 새로운 요구궤적이 기존의 궤적들과 비례관계를 가지는 경우에 적용 가능하다는 제약을 제외하고는 특별한 반복 학습 없이 빠른 시간 내에 요구제어입력을 구할 수 있다는 장점을 가지고 있다. 직접학습제어는, 미리 생성한 제어입력 프로파일에 대하여 시간 스케일 보간 방법을 적용[8]한 이후로, 미리 학습된 제어입력 프로파일을 이용하여 새로운 관절궤적을 추종하기 위한 제어입력을 직접 생성하는 기법[9,10], 제어시스템의 상대차수 정보를 이용한 확장된 형태의 기법[11], 제어시스템 내부의 피드백제어기에 직접학습제어를 효과적으로 결합시키는 기법[12], 주어진 요구 출력을 적절히 수정하여 새로운 형태의 가상 기준입력을 생성하는 기법[13] 등이 연구되어 왔다.

본 논문에서는 시간 스케일링을 통하여 새로운 요구궤적과 비례적인 관계에 있는 여러 개의 궤적들을 대상으로 해서 12자유도를 가지는 이족보행로봇에 제안된 학습제어기를

[†] 교신저자, 정회원 : 두원공과대학 디스플레이공학계열 전임강사
E-mail : dclim@doowon.ac.kr

^{*} 비 회 원 : 성균관대학교 정보통신공학부 교수 · 공학
접수일자 : 2010년 1월 21일
최종완료 : 2010년 2월 17일

적용하여 궤적추종작업을 수행함으로써 제어기의 안정도 보장 및 기존의 선형 PID 제어기와의 추종결과 및 성능을 비교 평가하고자 한다. 그 중 반복학습제어기만의 이족보행로봇 적용에 대한 궤적추종성능은 참고문헌 [14]에서 증명되고 있다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 이족보행로봇의 동역학 모델을 정의하고 관절궤적추종을 위한 반복학습제어 알고리즘을 소개할 것이다. 3장에서는 직접학습제어 알고리즘을 소개하고 4장에서는 제안된 학습제어기에 대한 시뮬레이션 결과를 기술하고 그 효용성 및 궤적추종성능을 입증할 것이다. 5장에서는 결론을 맺고자 한다.

2. 로봇 동역학 및 반복학습제어 알고리즘

n 자유도(D.O.F : Degrees of freedom)를 가지는 로봇시스템의 동역학식은 다음과 같다.

$$D(q)\ddot{q} + B(q, \dot{q})\dot{q} + f(q, \dot{q}) + d = \tau \quad (1)$$

여기에서 $q \in R^n$ 는 로봇 각 관절의 각도를 나타내는 일반화 좌표 벡터이다. 그리고 $D(q) \in R^{n \times n}$ 는 양의 한정(positive-definite)인 관성 행렬이며, $B(q, \dot{q}) \in R^n$, $f(q, \dot{q}) \in R^{n \times n}$ 는 구심력 및 코리올리(coriolis)력을 나타내는 벡터이다. 또한 $f(q, \dot{q}) \in R^n$, $d(t) \in R^n$, $\tau \in R^n$ 는 각각 중력 및 마찰력, 크기가 유계된 미지의 반복 확정 외란, 로봇에 주어지는 입력토크벡터를 표시한다. 여기에서, 시간 t 는 표기의 간결성을 위하여 생략하였다. 또한 $D(q)$ 는 모든 $q \in R^n$ 에 대해서 $0 < \lambda_1 I \leq D(q) \leq \lambda_2 I$ 로 양의 한정되어 있다. 여기에서 λ_1 과 λ_2 는 양의 상수이다. 외란 벡터 d 는 순수한 외란 뿐만 아니라 로봇의 두 발 지지 구간에서의 제한된 힘과 서로 다른 평면에서의 로봇 움직임으로부터 야기된 모멘트를 포함한다.

이족보행로봇은 걸음새에 있어서 반복적인 작업을 수행하기 때문에, 로봇의 요구궤적과 요구제어입력은 T -주기 함수를 써서 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$\begin{aligned} & \{q_d(t), \dot{q}_d(t), \ddot{q}_d(t), \tau_d(t)\} \\ & = \{q_d(t+T), \dot{q}_d(t+T), \ddot{q}_d(t+T), \tau_d(t+T)\} \end{aligned} \quad (2)$$

이때 첨자 d 는 요구(desired)의 의미를 가지는 표기이고 요구제어입력 τ_d 는 다음과 같이 주어진다.

$$\tau_d = D(q_d)\ddot{q}_d + B(q_d, \dot{q}_d)\dot{q}_d + f(q_d, \dot{q}_d) + d \quad (3)$$

근본적인 학습제어 문제는 로봇 궤적 q 가 모든 $t \in [0, T]$ 에 대하여 q_d 를 추종하는 학습제어입력을 찾는 것이다. 로봇이 보행할 때 한발 지지 구간에서 스윙 다리가 부드럽게 지면에 착지한다고 가정함으로써 모멘트 차원에서의 제한된 힘은 무시될 수 있다. 결국 학습제어기는 다음과 같이 구성된다.

$$\tau(t) = \tau_{fb}(t) + \tau_l(t) \quad (4)$$

여기에서 $\tau_{fb}(t)$ 는 로컬 피드백제어입력이고 $\tau_l(t)$ 는 피드

포워드 학습제어입력이다. 피드백제어입력 $\tau_{fb}(t)$ 는 페루프시스템을 안정화시키는 역할을 담당하고 고전적인 PID 제어기법으로부터 그 값이 다음과 같이 계산된다.

$$\tau_{fb}(t) = K_D \dot{e}(t) + K_P e(t) + K_I \int e(t) \quad (5)$$

이때 $e(t)$ 는 $e(t) = q_d(t) - q(t)$ 로서 요구궤적과 실제궤적간의 오차를 의미한다. 피드포워드 학습제어입력 $\tau_l(t)$ 는 불확실성을 가지는 로봇의 비선형성을 보상하고 그것의 학습규칙은 다음과 같다.

$$\tau_l(t) = \Pr[\tau_l(t-T)] + \beta_z z(t), \tau_l(0) = \tau_{l0} \quad (6)$$

여기에서 $z = \dot{e} + \alpha e$ ($\alpha > 0$)이고, β 는 양의 학습 이득값이고, τ_{l0} 는 학습제어입력의 초기 상태 값이다. 임계값 선형연산자 $\Pr[\cdot]$ 는 다음과 같이 정의된다.

$$\Pr[x] = \begin{cases} \bar{x}, & \text{if } x > \bar{x} \\ x, & \text{if } \underline{x} \leq x \leq \bar{x} \\ \underline{x}, & \text{if } x < \underline{x} \end{cases} \quad (7)$$

이때 \bar{x} 는 상한값, \underline{x} 는 하한값을 의미한다.

그림 1은 반복학습제어기의 구조를 보이고 있다. 그림 1에서 궤적생성기의 기능은 원하는 궤적을 만들어 내는 것이고 고정된 이득을 가지는 선형 PID 제어기는 일정한 오차 한계 내로 시스템의 제어안정성을 부여하는 기능을 수행한다. 그와 동시에 피드포워드 학습제어기는 시스템의 비선형성을 보상하고 피드포워드 제어입력을 갱신하여 시스템의 오차가 0으로 수렴하도록 하는 기능을 수행한다. 그리고 반복학습제어기의 학습규칙은 피드포워드 액츄에이터 토크를 피드백 오차 인자에 의해서 계산하여 각 학습 단계의 증가에 따라 업데이트된 학습 인자를 가지고 제어입력을 계산하는 것을 그 내용으로 하고 있다. 학습의 초기단계에서는 PID 피드백제어입력 $\tau_{fb}(t)$ 이 피드포워드 학습제어입력 $\tau_l(t)$ 보다 더 많은 양을 차지하지만 충분한 학습이 이루어지고 난 후 시스템이 안정한 상태에 도달하게 되면 두 제어입력항의 비중이 서로 뒤바뀌게 되어 $\tau_l(t)$ 이 $\tau_{fb}(t)$ 보다 더 많은 양을 차지하게 된다.

반복학습제어기는 보행로봇의 정확한 동역학 모델 및 노이즈에 약한 가속도 인자를 필요로 하지 않고 시간에 따라 동

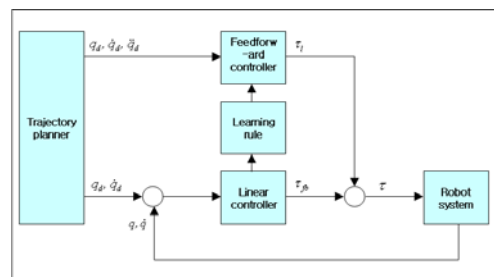


그림 1 반복학습제어기의 블록도

Fig. 1 Schematic Diagram of the Iterative Learning Controller

적인 시스템 파라미터에 적응할 수 있으며 미지의 외란에 강하고 실시간으로 계산하기에 충분히 빠르다는 특징이 있다.

한편, 학습과정에 있어서 PID 이득값은 제어시스템을 안정하게 유지할 수 있도록 하기 위하여 상대적으로 크게 설정되어야 하는데 다음의 정리에서 그 내용을 기술하고 있다.

정리 1 :

제어입력 (4)와 학습규칙 (6)으로 구성되는 학습제어시스템은 $t \in [0, T]$ 에 대해서 다음과 같이 수렴한다.

$$\begin{aligned} i) \lim q(t) &= q_d(t) \\ ii) \lim \dot{q}(t) &= \dot{q}_d(t) \end{aligned} \quad (8)$$

이때 제어 이득값 K_p, K_f, K_D 는 다음 부등식을 만족해야 한다.

$$\sqrt{l_a l_b} > \frac{1}{\sqrt{\alpha}} (\alpha l_a + \frac{1}{2} \gamma) \quad (9)$$

여기에서 다음의 내용이 성립한다.

$$\begin{aligned} l_a &\equiv \lambda_{min}(K_D) + \frac{1}{2}\beta - \alpha\lambda_2 > 0 \\ l_b &\equiv \lambda_{min}(K_p) + \frac{1}{2}\alpha\beta - \frac{1}{\alpha}\lambda_{max}(K_f) - \gamma > 0 \\ \gamma &\equiv \int_{[0, T]} \{2\alpha \|E_d\| + \|F_d\|\} \\ K_p - \alpha K_D - \frac{1}{\alpha}K_f + \alpha^2 C_d &> 0 \end{aligned} \quad (10)$$

학습규칙 (6)에서 에러항 $z(t)$ 를 $z(t-T)$ 로 대체시키면 다음 식이 구해진다.

$$\tau_i(t) = Pr[\tau_i(t-T)] + \beta_z(t-T), \tau_i(0) = \tau_{i0} \quad (11)$$

이제, 제어입력 (4)는 다음 식과 같이 새로운 제어입력으로 바뀌게 된다.

$$\tau(t) = \tau_{pb}(t) + Pr[\tau_i(t)] \quad (12)$$

이로부터 새로운 학습제어시스템이 만들어지게 되는데 다음의 정리에서 그 내용을 기술하고 있다.

정리 2 :

새로운 제어입력 (12)와 학습규칙 (11)로 구성되는 학습제어시스템은 $t \in [0, T]$ 에 대해서 다음과 같이 수렴한다.

$$\begin{aligned} i) \lim q(t) &= q_d(t) \\ ii) \lim \dot{q}(t) &= \dot{q}_d(t) \end{aligned} \quad (13)$$

이때 제어 이득값 K_p, K_f, K_D 는 다음의 부등식을 만족해야 한다.

$$l_a \equiv \lambda_{min}(K_D) - \frac{1}{2}\beta - \alpha\lambda_2 > 0$$

$$\begin{aligned} l_b &\equiv \lambda_{min}(K_p) - \frac{1}{2}\alpha\beta - \frac{1}{\alpha}\lambda_{max}(K_f) - \gamma > 0 \\ \gamma &\equiv \int_{[0, T]} \{2\alpha \|E_d\| + \|F_d\|\} \\ K_p - \alpha K_D - \frac{1}{\alpha}K_f + \alpha^2 C_d &> 0 \end{aligned} \quad (14)$$

정리 1과 정리 2는 참고문헌 [5]에서 증명되고 있다.

3. 직접 학습제어 알고리즘

반복학습제어기의 적용이 이루어진 관절계측들에 비해 제적의 크기는 동일하지만 서로 다른 시간 스케일을 가지는 새로운 관절계측을 추종하기 위한 요구제어입력을 생성해내는 기본 아이디어는 두 개 이상의 관절계측에 대해서 반복학습제어기가 적용되고 난 후 만들어진 제어입력 프로파일을 이용해서 새로운 직접학습제어의 요구제어입력을 계산하는 것이다. 그렇게 함으로서 동일한 공간상의 궤적을 추종하기 위한 직접학습제어의 요구제어입력은 학습 수행시의 시간 소비 없이 구할 수 있다.

요구궤적 q_d 를 추종하는 요구제어입력 τ_d 은 다음과 같다.

$$\tau_d = D(q_d)\ddot{q}_d + B(q_d, \dot{q}_d)\dot{q}_d + f(q_d, \dot{q}_d) + d \quad (15)$$

여기에서 $f(q_d, \dot{q}_d)$ 은 대각행렬 $K_v, K_c \in R^{n \times n}$ 과 중력 벡터 $g(q_d) \in R^n$ 에 대하여 $f(q_d, \dot{q}_d) = K_v \dot{q}_d + K_c \text{sgn}(\dot{q}_d) + g(q_d)$ 로 모델화되고 여기에는 점성마찰항, 쿨롱마찰항, 중력항이 각각 포함된다.

한편, $t \in [0, T_k]$ 에 대하여 m 개의 궤적이 다음과 같이 주어진다.

$$\{q_d^k, \dot{q}_d^k, \ddot{q}_d^k, \tau_d^k\} \quad (k = 1, 2, \dots, m) \quad (16)$$

여기에서 T_k 는 k 번째 궤적의 마지막 시간을 의미한다. 모든 $t_k \in [0, T_k]$ 과 $T_i \neq T_j$ ($i, j, k = 1, 2, \dots, m$)에 대해서 $q_d(t) = q_d^k(t_k) = q_d^k(\eta_k(t_{m+1}))$ 이 성립되기 위해서 궤적 $q_d^k(t_k)$ 은 요구궤적 $q_d(t)$ 와 비교했을 때 관절계측의 크기 측면에서는 동일한 값을 가지지만 시간 측면에서는 서로 다른 시간 스케일을 가진다. 여기에서 스케일링 함수 $\eta_k : [0, T] \rightarrow [0, T_k]$ 은 연속미분 가능하고 나아가 모든 $i, j, k = 1, 2, \dots, m$ 에 대해서 $\frac{d\eta_i(t)}{dt} \neq \frac{d\eta_j(t)}{dt}$ 과 $\frac{d\eta_k(t)}{dt} \neq 0$ 이 성립된다. 이때 반복학습제어기가 적용된 m 개의 궤적에 대응되는 제어입력 프로파일은 모든 $t \in [0, T]$ 에 대하여 요구궤적 $q_d(t)$ 를 추종하기 위한 직접학습제어의 요구제어입력 $\tau_d(t)$ 을 생성하는데 사용된다.

직접학습제어의 요구제어입력은 다음 식에서 보듯이 3개의 항으로 구성된다.

$$\tau_d(t) = \psi_{d1}(t) + \psi_{d2}(t) + \psi_{d3}(t) \quad (17)$$

여기에서 위 3개의 항은 각각 $\psi_{d1} = D(q_d)\ddot{q}_d + B(q_d, \dot{q}_d)\dot{q}_d$, $\psi_{d2} = K_v \dot{q}_d$, $\psi_{d3} = g(q_d) + K_c \text{sgn}(\dot{q}_d) + d$ 이 성립한다.

그리고 $t_k = \eta_k(t)$ 이 성립되기 때문에 궤적 $q_d^k(t_k)$ 과 $q_d(t)$ 은 다음의 관계식을 가진다.

$$\begin{aligned} q_d(t) &= q_d^k(t_k) = q_d^k(\eta_k(t)) \\ \dot{q}_d(t) &= \frac{dq_d^k(t)}{dt} = \rho_k(t) \dot{q}_d^k(t_k) \\ \ddot{q}_d(t) &= \dot{\rho}_k(t) \dot{q}_d^k(t_k) + \rho_k^2(t) \ddot{q}_d^k(t_k) \end{aligned} \quad (18)$$

이때 $k = 1, 2, \dots, m$ 에 대하여 각각 $\rho_k(t) = \frac{d\eta_k(t)}{dt}$, $\dot{\rho}_k(t) = \frac{d\rho_k(t)}{dt}$, $\dot{q}_d^k(t_k) = \frac{dq_d^k(t_k)}{dt_k}$ 이 성립한다. 위 관계식을 식 (17)에 대입시키면 다음 식이 구해진다.

$$\begin{aligned} \psi_{d1}(t) &= \rho_k^2(t) \psi_{d1}^k(t_k) - \frac{\dot{\rho}_k(t)}{\rho_k(t)} \psi_{d1}(t) \\ \psi_{d2}(t) &= \rho_k(t) \psi_{d2}^k(t_k) \\ \psi_{d3}(t) &= \psi_{d3}^k(t_k) \end{aligned} \quad (19)$$

여기에서 $\psi_{d4}(t) = -D(q_d(t)) \dot{q}_d(t)$ 이 성립한다. 이렇게 해서 모든 $k = 1, 2, \dots, m$ 에 대해서 다음 식이 구해진다.

$$\begin{aligned} \tau_d^k(t_k) &= \psi_{d1}^k(t_k) + \psi_{d2}^k(t_k) + \psi_{d3}^k(t_k) \\ &= \frac{1}{\rho_k^2(t)} \psi_{d1}(t) + \frac{1}{\rho_k(t)} \psi_{d2}(t) + \psi_{d3}(t) + \frac{\dot{\rho}_k(t)}{\rho_k^3(t)} \psi_{d4}(t) \end{aligned} \quad (20)$$

위로부터 m 개의 식을 정리하면 다음과 같이 된다.

$$\begin{bmatrix} \frac{1}{\rho_1^2(t)} I & \frac{1}{\rho_1(t)} I & I & \frac{\dot{q}_1(t)}{\rho_1^3(t)} I \\ \frac{1}{\rho_2^2(t)} I & \frac{1}{\rho_2(t)} I & I & \frac{\dot{q}_2(t)}{\rho_2^3(t)} I \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \frac{1}{\rho_m^2(t)} I & \frac{1}{\rho_m(t)} I & I & \frac{\dot{q}_m(t)}{\rho_m^3(t)} I \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \psi_{d1}(t) \\ \psi_{d2}(t) \\ \psi_{d3}(t) \\ \psi_{d4}(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \tau_d^1(t_k) \\ \tau_d^2(t_k) \\ \vdots \\ \tau_d^m(t_k) \end{bmatrix} \quad (21)$$

여기에서 I 는 $n \times n$ 단위 행렬을 의미한다. 이것으로부터 최종적으로 다음 식이 구해진다.

$$\tau_d(t) = EU^{\#} \tau_d^o \quad (22)$$

각 항이 의미하는 바는 다음과 같다.

$$\begin{aligned} U^{\#} &= (U^T U)^{-1} U^T \\ E &= [I \ I \ I \ O] \\ U &= \begin{bmatrix} \frac{1}{\rho_1^2(t)} I & \frac{1}{\rho_1(t)} I & I & \frac{\dot{q}_1(t)}{\rho_1^3(t)} I \\ \frac{1}{\rho_2^2(t)} I & \frac{1}{\rho_2(t)} I & I & \frac{\dot{q}_2(t)}{\rho_2^3(t)} I \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \frac{1}{\rho_m^2(t)} I & \frac{1}{\rho_m(t)} I & I & \frac{\dot{q}_m(t)}{\rho_m^3(t)} I \end{bmatrix} \end{aligned}$$

$$\tau_d^o = \begin{bmatrix} \tau_d^1(t_k) \\ \tau_d^2(t_k) \\ \vdots \\ \tau_d^m(t_k) \end{bmatrix} \quad (23)$$

O 는 $n \times n$ 영행렬을 의미한다.

4. 시뮬레이션 결과

제안된 학습제어기는 Matlab을 이용한 컴퓨터 시뮬레이션을 통하여 12자유도를 가지는 이족보행로봇의 보행제어에 적용되었다. 그림 2는 적용된 이족보행로봇 모델을 나타내고 있는데 골반 3자유도, 무릎 1자유도, 발목 2자유도의 6자유도를 두 다리에 각각 가지는 전체 12자유도의 이족보행로봇 모델을 보이고 있다. 그림 3은 이족보행로봇의 보행 패턴을 나타내고 있다. 본 실험에서는 그림 3에 나와 있는 형태의 한걸음 패턴을 적용하였다.

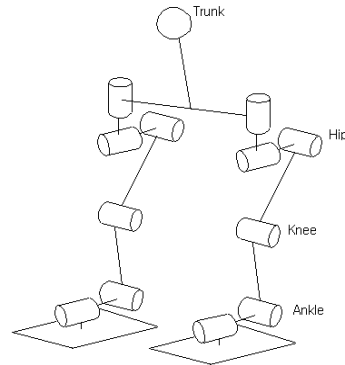


그림 2 이족보행로봇 모델
Fig. 2 Biped walking robot model

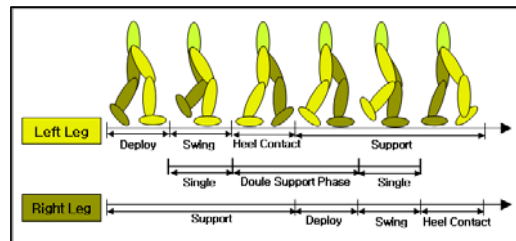


그림 3 이족로봇 워킹 패턴
Fig. 3 Biped robot walking pattern

또한, 적용된 로봇제어 알고리즘은 그림 4와 같다. 서로 다른 시간 스케일을 가지는 관절제적들에 대하여 반복학습제어기가 적용되고 난 후의 제어입력 프로파일을 이용하여 새로운 관절제적을 추종하기 위한 제어입력을 생성하는 과정이 나타나 있다. 본 실험에서는 서로 다른 시간 스케일을 가지는 4개의 관절제적을 사용하였다.

시뮬레이션 결과는 그림 5 ~ 그림 8에 나타내었다. 그림 5와 그림 6은 이족보행로봇의 보행동작에 있어서 선형 PID 제어기만을 적용한 경우에 대한 3번째 및 7번째 관절제적의

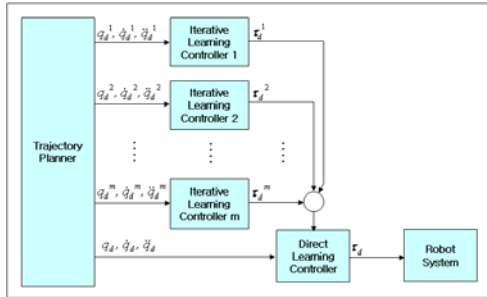


그림 4 로봇제어 알고리즘의 블록도
 Fig. 4 Schematic diagram of the robot control algorithm

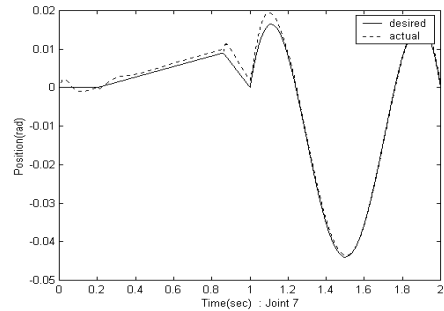


그림 8 제안된 학습제어기를 적용한 7번째 관절케적의 추종 성능

Fig. 8 Tracking performance of 7th joint trajectory with the proposed learning controller

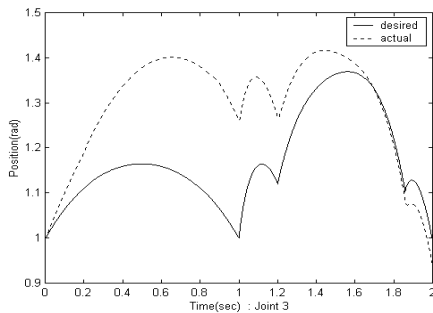


그림 5 PID 제어기를 적용한 3번째 관절케적의 추종 성능
 Fig. 5 Tracking performance of 3rd joint trajectory with the PID feedback controller

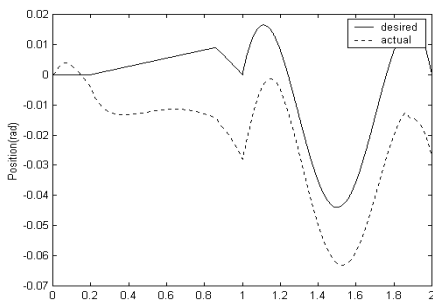


그림 6 PID 제어기를 적용한 7번째 관절케적의 추종 성능
 Fig. 6 Tracking performance of 7th joint trajectory with the PID feedback controller

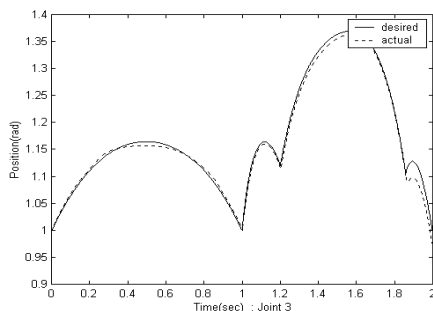


그림 7 제안된 학습제어기를 적용한 3번째 관절케적의 추종 성능
 Fig. 7 Tracking performance of 3rd joint trajectory with the proposed learning controller

추종성능을 각각 보이고 있고 그림 7과 그림 8은 제안된 학습제어기를 적용한 경우에 대한 3번째 및 7번째 관절케적의 추종성능을 각각 보이고 있다. 시뮬레이션 결과를 통하여 이족보행로봇의 관절케적에 대한 추종작업에 있어서 제안된 학습제어기가 선형 PID 제어기보다 케적추종성능 면에서 더 우수하다는 것을 확인할 수 있다.

5. 결 론

제안된 학습제어기는 이족보행로봇의 보행동작에 적용되었다. 먼저, 반복학습제어기는 로컬 PID 제어기법과 피드포워드 학습제어기법으로 구성된다. 선형 PID 피드백제어기는 로봇시스템의 안정화를 가져오고 피드포워드 학습제어기는 로봇시스템의 비선형성을 보상하는 역할을 담당한다. 또한 직접학습제어기는 서로 다른 시간 스케일을 가지는 두 개 이상의 관절케적에 대하여 반복학습제어기가 적용되고 난 후의 제어입력 프로파일을 이용하여 새로운 관절케적을 추종하기 위한 제어입력을 직접 생성한다. 이에, 제안된 학습제어기에 대한 수학적 해석을 제시하였고 제어기의 실현가능성 및 효용성을 12자유도의 이족보행로봇에 대해서 시뮬레이션을 통하여 증명하였다.

감사의 글

본 연구는 2007년도 두원공과대학 교내 연구비 지원에 의하여 이루어진 연구 결과로서, 관계부처에 감사 드립니다.

참 고 문 헌

[1] J. A. Albus, "Outline for a theory of intelligence", IEEE Trans. on Systems, Man and Cybernetics, vol. 21, no. 3, pp. 473-509, 1991.
 [2] M. Yagi and V. Lumelsky, "Biped Robot Locomotion in Scenes with Unknown Obstacles", Proceedings of the 1999 IEEE international Conference on Robotics & Automation, Detroit, Michigan, May, 1999.
 [3] W. Kwon, H. K. Kim, J. K. Park, C. H. Roh, J. W.

Lee, J. H. Park, W. K. Kim, K. S. Roh, "Biped humanoid robot mahru III : platform design and control strategy", Samsung journal of innovative technology, vol. 4 no. 1, pp. 167-177, 2008.

[4] J. Furusho, M. Masubuchi, "Control of a Dynamical Biped Locomotion System for Steady Walking", Journal of Dynamic Systems, Measurement, and Control, vol, 108, pp. 111-118, 1986.

[5] T. Y. Kuc, W. G. Han, "An adaptive PID learning control of robot manipulator", Automatica, vol. 36, pp. 717-725, 2000.

[6] J. Y. Choi, J. S. Lee, "Adaptive iterative learning control of uncertain robotic systems", IEEE Proceedings-Control Theory and Applications, vol. 147, no. 2, pp. 217-223, 2000.

[7] M. Norrlof, S. Gunnarsson, "Experimental comparison of some classical iterative learning control algorithms", IEEE Transactions on Robotics and Automation, vol. 18, no. 4, pp. 636-641, 2002.

[8] S. Kawamura, N. Fukao, "A time-scale interpolation for input torque patterns obtained through learning control on constrained robot motion", Proceedings of the IEEE International on Robotics and Automation, pp. 2156-2161, 1995.

[9] J. X. Xu, "Direct Learning of control Efforts for Trajectory with Different Time Scales", IEEE Transactions on automatic control, vol. 43, no. 7, 1998.

[10] J. X. Xu, T. Zhu, "Dual-scale direct learning control of trajectory tracking for a class of nonlinear uncertain systems", IEEE Transactions on Automatic Control, vol. 44, pp. 1884-1888, 1999.

[11] H. S. Ahn, "Extended direct learning control for systems with arbitrary relative degree", Electronics Letters, vol. 36, pp. 1248-1250, 2000.

[12] 안현식, "선형피드백시스템에 대한 직접학습제어", 대한전기학회논문지D, vol. 54, no. 2, pp. 76-80, 2005.

[13] 안현식, 정구민, "직접학습제어를 이용한 가상 기준입력 생성", 전기학회논문지, vol. 56, no. 3, pp. 611-614, 2007.

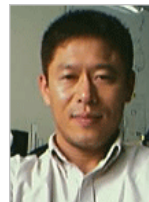
[14] 고재원, 임동철, "유전자 알고리즘과 학습제어를 이용한 이족보행로봇의 지능제어기 구현", 전기학회논문지 P, vol. 55, no. 2, pp. 83-88, 2006.

저 자 소 개



임 동 철 (林 東 哲)

1966년 2월 21일생. 1992년 성균관대 공대 전자공학과 졸업. 2000년 동 대학원 전자공학과 졸업(석사). 2001~2002 동 대학원 전자공학과 박사수료. 2007년~현재 두원공과대학 디스플레이공학계열 전임강사.
Tel : 031-935-7128
E-mail : dclim@doowon.ac.kr



국 태 용 (菊 兌 龍)

1961년 11월 20일생. 1988년 서울대학교 제어계측공학과 졸업. 1993년 포항공과대학 전자전기공학과 졸업(공학박사). 1995년~현재 성균관대 정보통신공학부 교수.
Tel : 031-290-7202
E-mail : tykuc@yurim.skku.ac.kr