

유전자 알고리즘과 학습제어를 이용한 이족보행 로봇의 지능 제어기 구현

論 文
55P-2-6

Implementation of an Intelligent Controller for Biped Walking Robot using Genetic Algorithm and Learning Control

高在源[†]·林東哲^{*}
(Jaw-Won Kho · Dong-Cheol Lim)

Abstract - This paper proposes a method that minimizes the consumed energy by searching the optimal locations of the mass centers of the biped robot's links using Genetic Algorithm. This paper presents a learning controller for repetitive gait control of the biped robot. The learning control scheme consists of a feedforward learning rule and linear feedback control input for stabilization of learning system. The feasibility of learning control to the biped robotic motion is shown via computer simulation and experimental results with 24 DOF biped walking robot.

Key Words : Biped Robot, Genetic Algorithm, Learning control, Intelligent controller, Gait control

1. 서 론

최근에는 스스로 환경을 인식하고, 학습, 추론을 통한 판단을 할 수 있는 지능 로봇에 대한 연구가 활발하게 이루어지고 있다[1,2,12,13]. 지능 로봇 중에서 이족보행 로봇은 인간 생활에 도움이 될 수 있는 많은 이점이 있다. 이족보행 로봇의 걸음새 제어문제는 크게 두 가지로 나눌 수 있다. 첫째는 로봇이 쓰러지지 않고 안전하게 걸어가갈 수 있는 각 관절의 궤적 생성 문제이고, 둘째는 생성된 궤적의 정확한 추종 문제이다. 전자의 문제 해결을 위해서 ZMP의 궤적이 로봇의 발바닥을 벗어나지 않도록 로봇의 관절 궤적을 생성하는 방법을 많이 사용하고 있다. 그러나 후자의 관절 제어에 있어서 궤적을 제대로 추종하지 못하면 ZMP와 COM이 불안한 위치로 이동하면서 로봇이 안정한 걸음걸이를 유지할 수 없다. 특히 보행 로봇의 관절제어를 어렵게 하는 요인은 관절에 실리는 부하와 마찰 등이 보행 주기에 따라 매우 크게 변화한다는 점이다. 여기에 동적 특성의 변화에 대한 적응 능력이 떨어지는 선형 PID 피드백 제어기 등의 일반적인 선형 제어를 적용한다면 보행의 각 단계마다 오차가 생기는 정도가 달라져 전체적인 걸음을 안정화시키는 이득값을 찾기는 매우 힘들 것이다.

따라서 본 논문에서는 위의 두 가지 문제에 대해서 다음과 같은 해법을 제안한다. 위 첫 번째 문제 해결에 있어서는 보행 한 주기 동안에 사용되는 에너지의 소비를 최소화시키는 방법을 적용한다. 지금까지 최적화 기법이 이족 로봇의 보행 모델에 대한 목적 함수를 최소화시키는 데에 적

용된 연구는 다음과 같다. 각 관절에 실리는 힘에 대한 최소화 연구[3,4], 각 관절에 실리는 모멘트에 대한 최소화 연구[5], 각 관절에 실리는 토크의 정방향에 대한 최소화 연구[6], 각 관절에 실리는 저킹(jerking) 움직임에 대한 최소화 연구[7] 등이 그것이다. 여기서 소비되는 에너지의 양은 이족 로봇의 보행 궤적에 달려있기 때문에 각각의 경우에 있어서 매우 다르다.

또한 이족 로봇의 보행 궤적 생성에 대해서 지금까지 많은 연구가 이루어져 왔다. 그러나 이러한 연구들은 에너지 효율이 고려되지 않았기 때문에 소비되는 에너지는 상대적으로 클 수밖에 없었다. 에너지 소비를 최소화시키는 보행 궤적을 생성시키는 주제에 관한 연구에 있어서 여러가지 최적화 알고리즘이 사용되어져 왔다. 따라서 본 논문에서는 실수 코딩 유전자 알고리즘을 이용하여 로봇 링크의 질량 중심의 최적 위치를 찾아서 소비되는 에너지를 최소화시키는 기법을 제안한다. 유전자 알고리즘은 최적화 문제의 전역 해를 찾는 데 있어서 효율적이고 강인한 알고리즘으로 알려져 있다[8,9,10,11]. 본 논문에서는 복잡한 제약 조건을 다루는 데 있어서 합축성, 속도, 사용 편의성 등의 장점에 실수 코딩 유전자 알고리즘을 사용하였다.

한편 위의 두 번째 문제의 해결에 있어서 본 논문은 반복 학습 제어 알고리즘을 이족 보행 로봇에 적용한다. 제안된 학습제어 기법은 복잡한 보행 로봇의 동력학을 계산하지 않으면서 반복되는 학습을 통해 보행 주기에 따라 생기는 주기적 비선형 부하 변동을 학습할 수 있는 반복 학습제어 알고리즘이다. 본 논문에서의 학습 방법은 피드 포워드 액츄에이터 토크를 피드백 오차 인자에 의해서 계산하여 각 학습 단계의 증가에 따라 업데이트된 학습 인자를 가지고 제어 입력을 계산한다. 이러한 학습 제어 알고리즘은 정확한 로봇의 동력학을 필요로 하지 않기 때문에 적용에 있어서 유동적이고 단순한 장점이 있으며, 또한 노이즈에 약한 가속도 인자를 필요로 하지 않기 때문에 미지의 외란에 대하여

[†] 교신저자, 正會員 : 柳韓大學 컴퓨터制御科 副教授
E-mail : jwkho@yuhan.ac.kr

^{*} 準會員 : 成均館大 工大 電子電氣工學科 博士課程
接受日字 : 2006年 3月 27日
最終完了 : 2006年 4月 29日

강하고 시간에 따라 동적인 시스템 파라미터에 적응하는 성능을 가진다.

본 논문은 이족 보행 로봇을 위한 계층적 제어 구조를 구현하기 위하여 유전자 알고리즘에 기본을 둔 궤적 생성 기법과 학습 제어 알고리즘에 기본을 둔 PID 제어 기법을 서로 혼합해서 적용한다. 각 관점에서 PID 피드백 제어 및 퍼드포워드 학습제어 기법은 정확한 궤적 추종에 적용된다. 본 논문에서는 제안한 지능제어 기법을 24 자유도를 가지는 이족보행 로봇의 반복 걸음새 제어에 실제 적용하여 그 타당성 및 성능을 검증하고자 한다.

2. 유전자 알고리즘

2.1 유전자 알고리즘

유전자 알고리즘은 전역해를 이끌어 낼 수 있고 강인하다는 장점 때문에 많은 최적화 문제의 해결에 사용되어 왔다. 유전자 알고리즘은 그림 1에 나타낸 바와 같이 간단한 구조를 가지고 동작한다. 유전자 알고리즘은 세대가 진행됨에 따라 개체들의 집합인 집단을 유지한다. 여기에서 각 개체는 특정 문제에 대한 잠재적인 해를 의미한다. 그리고 각 개체들이 가지고 있는 강점과 약점은 적합도 항목으로 평가된다. 변환에는 두 가지 타입이 있다. 첫째는 돌연변이가 그것인데 이것은 단독 개체를 변화시킴으로써 새로운 개체들을 창조하는 것을 의미한다. 두번째는 교배가 그것인데 이것은 두 개의 개체를 혼합함으로써 새로운 개체를 창조하는 것을 의미한다. 자손이라고 불리는 이 새로운 개체들이 평가된다. 하나의 새로운 집단은 부모 집단과 자손 집단으로부터 더 적합한 개체들을 선택함으로써 형성된다. 여러 세대가 지난 후에 알고리즘은 가장 좋은 개체를 최종 선택하게 된다. 이것은 그 문제에 대한 최적의 해를 의미하게 될 것이다[9].

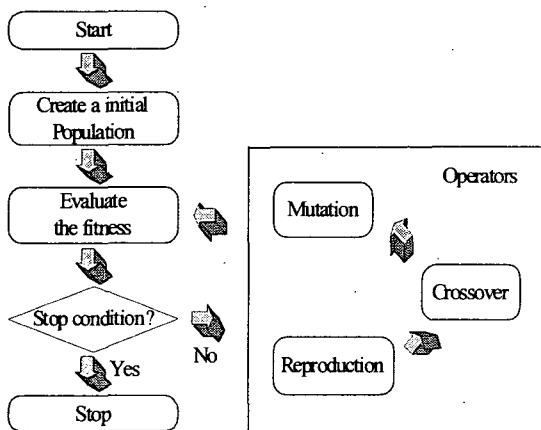


그림 1 유전자 알고리즘 구조
Fig. 1 The structure of Genetic Algorithm

2.2 실수 코딩 유전자 알고리즘(RCGA)

이진 코딩 알고리즘이 실제 환경에서 많은 문제를 가지고 있기 때문에 본 논문에서는 실수 코딩 알고리즘을 적용한

다. 일반적으로 실세계에서의 문제는 높은 정밀성을 가지는 해를 요구한다. 그러나 실제로는 그러한 해에 대한 정보가 그리 많지 못하고 또한 복잡한 제약 조건을 가지고 있는 것이 사실이다. 실수 코딩 유전자 알고리즘은 함수 최적화 문제에 대해서 가장 많이 사용되고 있다. 실수 코딩이 이진 코딩이나 그레이 코딩보다 함수 최적화 문제에 대한 해를 찾는데 있어서 훨씬 더 우수한 알고리즘이란 것은 현재 잘 알려진 사실이다. 실수 코딩 유전자 알고리즘의 효과적인 연산자를 형성하는 것은 고전적인 방법으로부터 유용한 기술을 얻음으로써 이룰 수 있다[9].

2.3 RCGA 연산자

2.3.1 교배

• 산술 교배

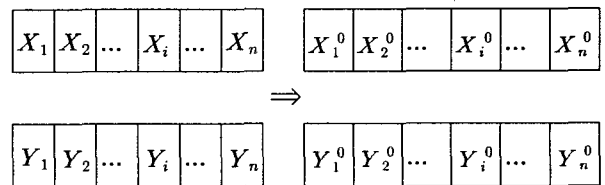


그림 2 산술 교배
Fig. 2 Arithmetical crossover

이 연산자는 두 개의 벡터에 대한 선형 조합으로써 정의된다. 만약 개체 X_i 와 Y_i 가 교배되면 그 자손은 다음과 같다.

$$\begin{aligned} X_i^0 &= \lambda_1 X_i + (1 - \lambda_1) Y_i, \\ Y_i^0 &= \lambda_2 X_i + (1 - \lambda_2) Y_i \quad (1 \leq i \leq n) \end{aligned} \tag{1}$$

이 연산자는 임의의 값 $\lambda_1, \lambda_2 \in [0, 1]$ 을 사용하는데 이것은 항상 폐쇄성을 보장한다.

2.3.2 돌연변이

• 단일 돌연변이

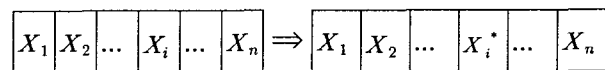


그림 3 돌연변이
Fig. 3 Mutation

이 연산자는 단독 부모 X 를 필요로 하고 단독 자손 X^* 을 생산한다. 연산자는 개체 벡터 $X = (X_1, \dots, X_i^*, \dots, X_n)$ 에서 임의의 구성 요소 $k \in \{1, \dots, n\}$ 를 선택하는데 여기에서 $X = (X_1, \dots, X_i, \dots, X_n)$ 은 구성 도메인에서의 임의의 값이 된다.

• 동적 돌연변이

이것은 시스템의 미세조정에 사용되는 연산자이며, 다음과 같이 정의된다. 만약 요소 A 가 이 돌연변이를 위해서 선택된다면 요소 A 는 부모가 되고 그 결과는 다음과 같다.

$$A_i^* = \begin{cases} A_i + \Delta(k, A_i^{(u)} - A_i), r = 0 \\ A_i - \Delta(k, A_i - A_i^{(u)}), r = 1 \end{cases}$$

$$\Delta(k, y) = yr(1 - \frac{k}{T})^b \quad (2)$$

여기서 r 는 $r \in [0, 1]$ 으로써 임의의 값을 의미한다. T 는 최대 세대수를 의미하고, b 는 불균일 정도를 결정하는 시스템 파라미터이다. 함수 $\Delta(k, y)$ 는 구간 $[0, y]$ 에서 임의의 값 한 개를 되돌리는데, 이것은 k 가 증가함에 따라 함수 $\Delta(k, y)$ 의 확률을 0에 가깝게 되도록 하기 위해서이다. k 는 세대수를 의미한다[11].

3. 로봇 동특성 및 학습 제어

24-DOF(Degrees of freedom)를 가지는 이족 보행 로봇의 동력학식은 다음과 같다.

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

여기서 $q \in R^n$ 는 로봇 관절의 일반화 좌표 벡터이다. 그리고 $D(q) \in R^{n \times n}$ 는 양의 한정(positive-definite)인 관성 행렬이며, $B(q, \dot{q}) \dot{q} \in R^n$, $B(q, \dot{q}) \in R^{n \times n}$ 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 중력과 마찰력, 크기가 유계된 미지의 반복 확정 외란, 로봇에 주어지는 입력 토크 벡터를 표시한다. 여기서 $D(q)$ 는 모든 $q \in R^n$ 에 대해서 $0 < \lambda_1 I \leq D(q) \leq \lambda_2 I$ 로 양의 한정되어 있다. 여기서 λ_1 과 λ_2 는 양의 상수이다.

그림 5에 있는 이족보행 로봇에서 관절 변수 n 의 수는 각각 정면부로는 $n = 6$ 이고, 측면부로는 $n = 4$ 이고 평면부로는 $n = 2$ 이다. 외란 벡터 d 는 순수한 외란뿐만 아니라 로봇의 두발 지지 구간에서의 제한된 힘과 서로 다른 평면에서의 로봇 움직임으로부터 야기된 모멘트를 포함한다.

이족보행 로봇은 걸음새에 있어서 반복적인 작업을 수행하기 때문에, 로봇의 요구 궤적과 알려지지 않은 역동력학 제어 입력 T 구간 함수를 써서 아래와 같이 나타낼 수 있다.

$$\{q_d(t), \dot{q}_d(t), \ddot{q}_d(t), \tau_d(t)\}$$

$$= \{q_d(t+T), \dot{q}_d(t+T), \ddot{q}_d(t+T), \tau_d(t+T)\} \quad (4)$$

여기서 첨자 d 는 요구 궤적을 의미하고, 요구 제어 입력 τ_d 는 다음과 같이 주어진다.

$$\tau_d = D(q_d) \ddot{q}_d + B(q_d, \dot{q}_d) \dot{q}_d + f(q_d, \dot{q}_d) + d \quad (5)$$

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

$$\tau(t) = \tau_{fb}(t) + \tau_l(t) \quad (6)$$

여기서 $\tau_{fb}(t)$ 는 로컬 피드백 제어 입력이고 $\tau_l(t)$ 는 피드포워드학습 제어 입력이다. 피드백 제어 입력 τ_{fb} 는 페루프 시스템을 안정화시키는 역할을 담당하고 고전적인 PID 제어 기법으로부터 그 값이 다음과 같이 계산된다.

$$\tau_{fb}(t) = K_D \dot{e}(t) + K_P e(t) + K_I \int e(t) \quad (7)$$

여기서 $e(t)$ 는 $e(t) = q_d(t) - q(t)$ 이다. 학습 제어 입력 τ_l 는 불확실성을 가지는 로봇의 비선형성을 보상하고 그것의 학습규칙은 다음과 같다.

$$\tau_l(t) = Pr[t_1 - T] + \beta z(t), \tau_l(0) = \tau_{l0} \quad (8)$$

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

$$Pr[x] = \begin{cases} \bar{x}, & \text{if } x > \bar{x} \\ x, & \text{if } \underline{x} \leq x \leq \bar{x} \\ \underline{x}, & \text{if } x < \underline{x} \end{cases} \quad (9)$$

그림 4는 제안된 학습 제어기의 개략적인 블록도를 나타내고 있다.

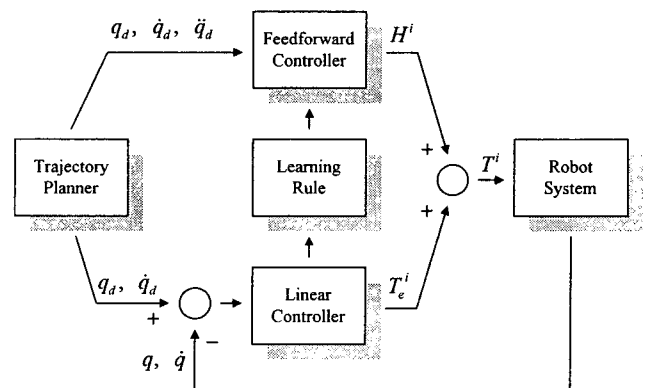


그림 4 제안된 학습 제어기의 블록도
Fig. 4 Schematic diagram of the proposed controller

4. 시뮬레이션 및 실험 결과

본 논문에서는 학습제어 기법을 24 자유도를 가지는 이족 보행 로봇의 반복 걸음새 제어에 실제 적용하였다. 그림 5, 그림 6, 표 1은 각각 이족보행 로봇 모델, 보행 패턴, 로봇 사양을 나타내고 있다. 로봇 관절 궤적의 보행 프로파일은 시뮬레이션 후에 이족 로봇의 3D 렌더링에 사용된다. 그림 7은 Visual C++, Open GL을 사용하여 이족 로봇의 시뮬레이션 동작 결과를 보여주는 화면이다. 그림 8, 9는 각각 이족 로봇의 1번째 관절과 8번째 관절에 PID 제어만을 적용시킨 경우의 궤적추종 결과를 보여주고 있고, 그림 10, 11은 이족 로봇의 1번째, 8번째 관절에 PID제어 및 반복학습제어를 적용시켜 각각 12회 학습 후의 궤적추종 성능을 나타내고 있다.

각각의 그림들로부터 주어진 로봇 관절 궤적에 대한 궤적 추종 및 에러 수렴성에 있어서, 제안된 반복학습 제어기를 적용한 경우가 선형 PID 제어기만을 사용한 경우보다 더 우수한 성능을 가지고 있음을 알 수 있다. 학습의 초기 단계에서는 제어 입력을 차지하는 범위에 있어서 학습 제어 입력 τ_{fb} 보다는 선형 제어 입력 τ_l 이 많은 부분을 차지하지만 학습이 진행됨에 따라서는 반대로 학습 제어 입력 τ_{fb} 가 선형 제어 입력 τ_l 보다 더 많은 부분을 차지하고 있음을 알 수 있다. 그림 12는 제안된 학습 제어기법이 학습 횟수의 증가에 따라 위치 및 속도 오차의 빠른 수렴을 나타내고 있고, 또한 더 큰 학습률 상수값 β 를 가지는 학습제어기가 더 빠른 수렴성을 가지는 것을 보이고 있다. 시뮬레이션 및 실험을 통해서 이족 보행 로봇의 정확한 동역학 모델을 사용하지 않고도 제안된 학습제어기가 우수한 궤적 추종 성능을 보이는 것을 알 수 있다.

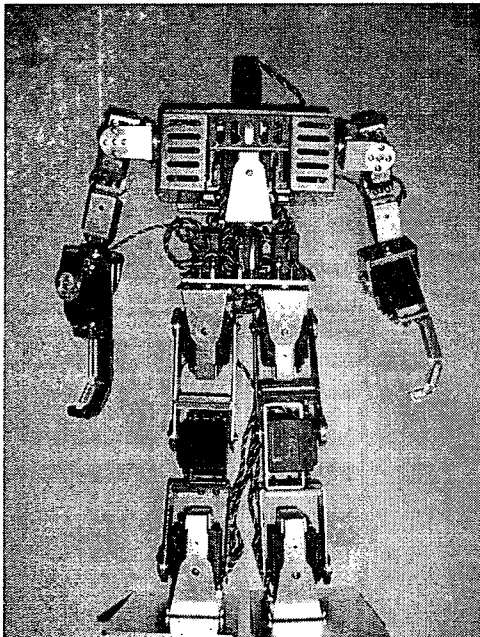


그림 5 이족 보행 로봇 모델
Fig. 5 Biped walking robot model

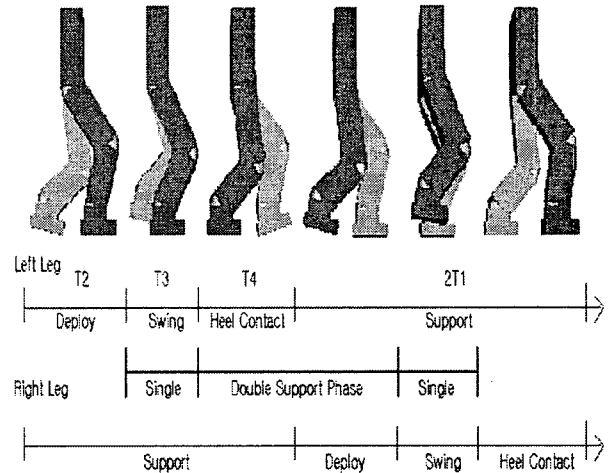


그림 6 이족 로봇 보행 패턴
Fig. 6 Biped robot walking pattern

표 1 이족 보행 로봇 사양
Table 1 Biped walking robot parameter

1	Biped robot	Height	45cm
		Weight	3kg
		D.O.F.	24(leg:12, waist:3, arm:8, neck:1)
		Materials	aluminum 50, 60
		Actuator	RC servo motor (Hitec 5995 TG)
2	Controller	CPU	DSP(TMS320LF2407)
		RF module	BIM-418
		Joystick	PS2 Joypad
		Battery	Lithium Polymer

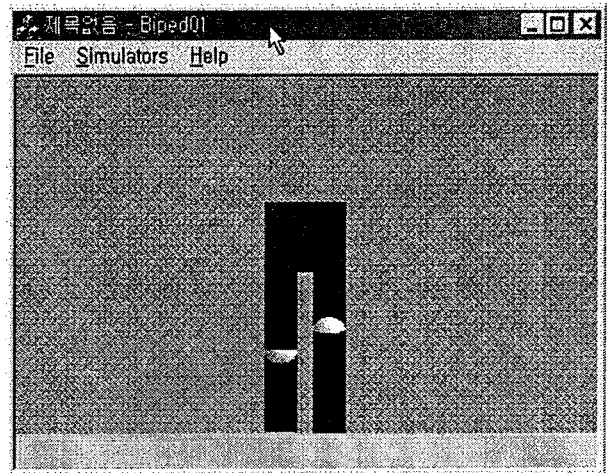


그림 7 이족 보행 로봇 시뮬레이션 모델
Fig. 7 Biped walking robot simulation model

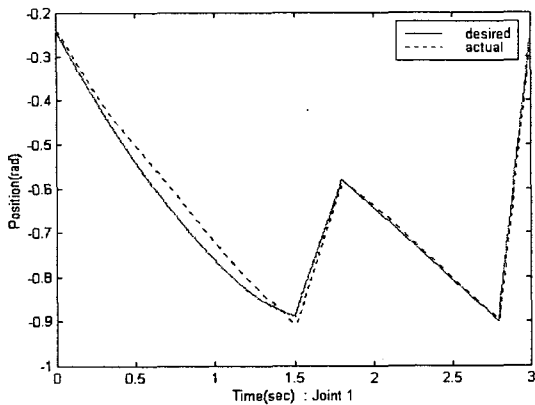


그림 8 PID제어를 적용시킨 1번째 관절의 궤적 추종결과
 Fig. 8 1st joint trajectory with PID feedback control and without control input

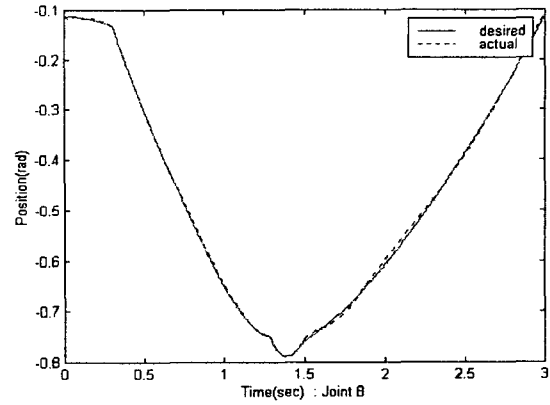


그림 11 PID제어 및 반복학습제어를 적용시킨 8번 관절의 12회 학습 후 궤적추종결과
 Fig. 11 8th joint trajectory with PID plus learning controller after 12th trial

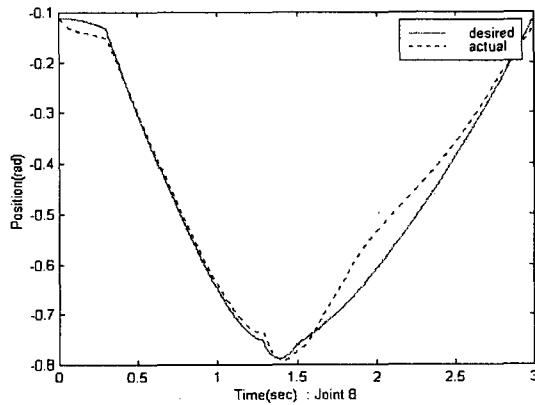


그림 9 PID제어를 적용시킨 8번째 관절의 궤적 추종결과
 Fig. 9 8th joint trajectory with PID feedback control and without control input

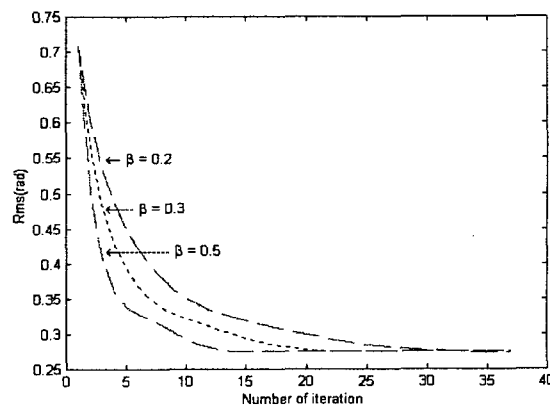


그림 12 학습 횟수에 따른 RMS 에러의 도식
 Fig. 12 Plots of rms errors versus iteration number

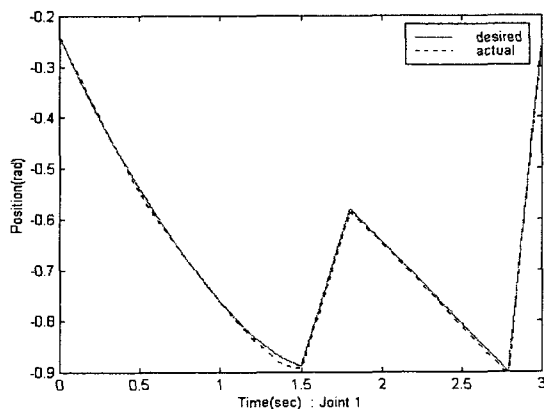


그림 10 PID제어 및 반복학습제어를 적용시킨 1번 관절의 12회 학습 후 궤적추종결과
 Fig. 10 1st joint trajectory with PID plus learning controller after 12th trial

5. 결 론

본 논문은 실수 코딩 유전자 알고리즘을 사용해서 이족 로봇의 링크 질량 중심의 최적 위치를 찾음으로써 소비되는 에너지를 최소화시키는 기법을 제안했다. 제안된 기법의 결과와 GCIPM 및 미리 정의된 링크의 질량 중심을 사용할 때의 결과를 비교해보면 그 에너지가 현저하게 줄어드는 것을 알 수 있다. 이것은 제안된 기법이 소비되는 에너지를 현저하게 줄일 수 있다는 것을 보이는 것이다.

이족 로봇의 반복 걸음새 동작의 제어에 학습 제어를 적용하였다. 제안된 학습제어기는 PID 피드백 제어 기법과 피드포워드 입력 학습 제어 기법으로 구성되어 있다. 선형 PID 피드백 제어 입력은 로봇 시스템을 안정화시키는 기능을 담당하고, 피드포워드 학습 제어 입력은 로봇 시스템의 비선형성을 보상하는 기능을 담당한다. 학습제어 기법은 이족 보행 로봇의 근사 역동력학 제어 입력을 학습하고, 학습된 제어 입력 패턴을 사용해서 서로 다른 보행 동작의 입력 프로파일을 생성해 낸다. 제안된 학습 제어기의 효용성은 24

자유도를 가지는 이족 보행 로봇의 동역학 모델에 대한 컴퓨터 시뮬레이션 및 실험 결과를 통해서 증명되었다. 그 결과 제안된 제어기의 안정도 보장 및 학습의 진행에 따른 위치 및 속도 오차의 빠른 수렴을 확인하였고, 제안된 제어기가 기존의 단순한 선형 제어기보다 미지의 파라미터, 외란 등의 측면에서 더 강인하고 뛰어난 성능을 나타냄을 보였다.

참 고 문 헌

[1] R.A. Brooks, "A robust layered control system for a mobile robot," *IEEE Journal of Robotics & Automation*, vol. RA-2, no. 1, pp.1986.

[2] J. A. Albus, "Outline for a theory of intelligence," *IEEE Trans. on Systems, Man and Cybernetics*, vol. 21, no. 3, pp. 473-509, 1991.

[3] Cappelletti A., Leo T. and Pedot Ti, "A general computing method for the analysis of human locomotion," *J. Biomechanics* 8, 1975.

[4] Crowninshield, R. D. "Use of optimization techniques to predict muscle forces," *J. Biomech. Eng.* 100, pp. 88-92, 1978.

[5] Seireg A. and Arvikar R. J. "The prediction muscular load sharing and joint forces in lower extremity during walking," *J. Biomechanics* 8, pp. 89-102, 1975.

[6] Nubar Y. and Contitni R. "A minimum principle in biomechanics," *Bull. Of Math. Biophys.*, 23, pp. 377-391, 1961.

[7] Yamaguchi G.T. and Zajac F.E. "Restoring unassisted natural gait to paraplegics via functional neuromuscular stimulation," A Computer Simulation Study, *IEEE Trans. Biomed. Eng.* 37, pp. 886-902. 2001.

[8] G. Capi, S. Kaneko, K. Mitobe, L. Barolli and Y. Nasu, "Optimal trajectory generation for a prismatic joint biped robot using genetic algorithms," *Jour. Robotics and Autonomous Systems*, vol.38, no. 2, pp.119-128, 2002.

[9] M. Gen and R. Cheng, "Genetic algorithms and engineering optimization," Wiley, 2000.

[10] M. Srinivas and L. M. Patnaik, "Genetic Algorithms : A Survey," *Computer*, vol. 27, no. 6, pp. 17-26, 1994.

[11] G. G. Jin, "Genetic algorithms and their applications," Kyo Woo Sa, 2002.

[12] B. J. Jung, J. S. Kong, B. H. Lee, J. G. Kim, "Backlash compensation for a humanoid robot using disturbance observer", *IECON'04*. 2004.

[13] G. Kinoshita, T. Kimura and M. Shimojo, "Dynamic sensing experiments of reaction force distributions on the sole of a walking humanoid robot", *IEEE Intl. Conference on intelligent robot and Systems*, pp. 1413-1418, 2003.

저 자 소 개



고재원 (高在源)

1957년 2월 21일생. 1981년 연세대 공대 전기공학과 졸업. 1983년 동 대학원 전기공학과 졸업(석사). 1992년 동 대학원 전기공학과 졸업(공학박사). 1986~1992 삼성전자 자동화연구소 선임연구원. 1993~1995

고등기술연구원 생산기술연구실 책임연구원. 1996~현재 유한대학 컴퓨터제어과 부교수

Tel : 02-2610-0833

Fax : 02-2682-6080

E-mail : jwkh@yuhan.ac.kr



임동철 (林東哲)

1966년 2월 21일생. 1992년 성균관대 공대 전기공학과 졸업. 2000년 동 대학원 전기공학과 졸업(석사). 2001~현재 동 대학원 전자전기공학과 박사과정

Tel : 02-2610-0387

Fax : 02-2682-6080

E-mail : dclim660@hanmail.net