Proceedings of KFIS Autumn Conference 2007 Vol. 17, No. 2.

PSO를 이용한 이족보행로봇의 보행 계획

Footstep Planning of Biped Robot Using Particle Swarm Optimization

김승석[1], 김용태[2]

[1] 충북대학교 전기전자공학부
E-mail: powerkim@chungbuk.ac.kr
[2] 한경대학교 정보제어공학과
E-mail: ytkim@hknu.ac.kr

요 약

본 논문에서는 Particle Swarm Optimization(PSO) 기법을 이용한 이족보행로봇의 보행 계획방법을 제안한다. 이족보행로봇의 보행 프리미티브를 기반으로 PSO의 학습 및 군집 특성을 이용하여 장애물이 있는 작업공간에서 보행 계획을 수행하였다. 먼저 PSO의 탐색알고리즘을 사용하여 장애물을 회피하는 실행 가능한 보행 프리미티브들의 순서를 찾아내고 탐색된 순서를 바탕으로 경로 최적화 알고리즘을 수행하는 보행 계획방법을 제안하였다. 제안된 PSO 기반 이족보행로봇의 보행 계획방법은 모의실험을 통하여 발걸음 탐색 시간이 줄고 최적화된 보행 경로를 생성하는 것을 검증하였다.

Key Words : Footstep Planning, Particle Swarm Optimization, Biped Robot

1. 서 론

이족보행로봇은 바퀴형 로봇과 달리 작업 환경에 따른 제약이 적고 인간이 수행할 작업을 보조할 수 있기 때문에 많은 연구가 활발히 이루어지고 있으며 최근 들어 다양한 작업공간에서의 보행 계획에 관한 연구들이 수행되고 있다[1][2][3]. 이족보행로봇의 보행 계획은 로봇의 고차원 자유도로 고차원의 구성공간을 가지게 되어 보행 계획의 해를 구하는 것은 매우 어렵다고 알려져 있다[2].

다양한 종류의 장애물이 있는 복잡한 환경에서는 이족보행로봇의 고차원의 자유도 때문에 로봇의 가능한 보행동작을 찾기는 더욱 어렵다고 알려져 있으며, 고차원의 구성 공간에서 경로를 찾는 것은 상당한 양의 계산량과 계산 시간을 필요로 한다. 또한, 구성 공간의 복잡성과 안정성 필요조건 때문에 복잡한 환경을 통과하는 최적 이동 경로의 탐색과 장애물과의 충돌 확인도 어렵다[4].

이러한 문제를 해결하기 위해 정적으로 안정된 자세로 시작하여 끝나는 미리 계획된 보행 프리미티브(locomotion primitive)를 사용하는 발걸음 생성에 관한 많은 연구들이 진행되고 있다[4]. 단순하고 평평한 지면에서의 이족보행로봇의 보행 계획은 고차원의 구성 공간 검색보다는 실행 가능한 보행 프리미티브들의 순서를 찾는 것으로 생각될 수 있다.

보행 프리미티브들을 사용하면 다양한 검색 알고리즘을 사용해 계획을 할 수 있지만, 작업 환경이 복잡하고 이동 경로가 길어지면 검색시간이 매우 길어지거나 메모리 용량이 커져 실제 적용 시에 문제점을 가지고 있다. 이러한 문제를 해결하기 위해서는 탐색공간을 줄이면서 빠른 검색 시간을 가지는 보행계획의 설계가 요구되며, 또한 탐색된 보행 경로들을 기반으로 최적의 경로를 생성해야 한다.

PSO는 각 객체가 단순한 역할을 가지면서 상호 정보교환 및 협력을 통하여 원하는 목적을 이루는 벌레나 군집을 이루어 먹이를 탐색하는 새들 등을 모사한 기법이다[5]. 각 객체는 낮은 지능을 가지도 단순한 역할을 수행하나 공동된 규칙이나 의사소통을 통하여 집단 전체의 성능은 우수하다. 또한 저지능을 모델링하는 경우 연산량이기존의 기법보다 크게 줄어드는 장점이 있다. 기존 진화연산 기법의 무작위 탐색 성능과 각 진화에서 최적해를 중심으로 해를 탐색 및 수렴해 가는 미분제약을 해소한 수학적 접근방법의 장점을 가지고 있다.

본 본문에서는 보행 프리미티브를 기반으로 PSO를 사용한 이족보행로봇의 보행 계획 방법을 제안하고, 2차원 장애물 환경에서 모의실험

을 통해 제안한 방법의 성능을 검증하였다.

2. PSO를 사용한 보행 계획

2.1 이족보행로봇 구성 및 보행프리미티브

2차원 작업공간에서 이족보행로봇의 구성, γ_q는 다음과 같이 표현된다.

$$\gamma_q = (x_r, y_r, \theta_r, q) \quad (1)$$

로봇의 구성은 위치, 방위, 자세로 구성되며, 위치와 방위는 작업공간의 기준 프레임과 로봇의 기준프레임을 비교하여 나타낸다. 이족로봇의 모션 프리미티브는 정적으로 안정된 자세로 시작하여 안정된 동작으로 연속된 동작들의 모션 패턴으로 안정된 자세들, q_{in_i}의 순서적 집합 $M_i=(q_{i1}, q_{i2}, \cdots, q_{in_i})$ 으로 정의된다.

본 연구에서는 모션 프리미티브 M_i를 사용한 이족보행로봇의 보행 동작을 다음 식 2와 같이 보행 프리미티브로 정의하였다.

$$P_i=(\Delta x_r, \Delta y_r, \Delta\theta_r, M_i, C_{p_i}, V_{p_i}) \quad (2)$$

Δx_r와 Δy는 로봇에 모션 프리미티브 M_i를 수행 했을 때 작업공간에서 로봇 프레임 변위 값이며, $\Delta\theta_r$은 로봇 기본 프레임의 회전 변위 값이다. C_{p_i}는 로봇이 M_i 프리미티브를 실행할 때 비용함수이며 V_{p_i}는 로봇이 M_i프리미티브를 수행하면서 생성한 보행궤적상의 로봇 전체 이동 체적이다. 보행 프리미티브 P_i는 2차원 작업공간에서 이족보행로봇의 보행 동작을 표현하므로 이족보행로봇의 보행 계획은 2차원 작업 공간의 시작지점 초기 구성에서 목표지점의 로봇의 최종 구성까지 장애물, 벽 등의 물체와의 충돌을 일으키지 않고 전체 비용과 거리를 최소화하는 일련의 최적의 보행 프리미티브들을 찾아내는 과정으로 생각할 수 있다.

2.2 PSO 학습

PSO 는 상호 협동을 통해 군집을 이루어 생활하는 저지능 객체들의 집단 생활을 모사한 탐색 방법이다. 각 객체들은 서로 자신의 위치에서 해를 탐색하고 이러한 정보를 상호 공유함으로써 학습이 진행되면서 점차 우수한 해를 탐색해 나간다. PSO의 특성 중 하나로 각 객체는 동시에 탐색을 하며 이동하지만 같은 시간에 같은 공간을 점유하지 않는다. 예를 들어, 먹이를 찾아 군무를 이루며 이동하는 새들의 비행형태를 보면 각각은 일정한 행동양식을 가지고 전체 무리와 어울린다. 먹이를 탐색하는 과정에서, 군집에서 가장 우수한 먹이 위치를 탐색한 객체를 중심으로 군집은 이동하면서 각각은 더 우수한 먹이 위치를 지속적으로 탐색하며 진행한다. 탐색과정 중에서 다른 객체가 더 우수한 먹이 위치를 탐색할 경우 전체 군집에 통보하며 군무는 새로운 먹이 위치를 탐색한 객체를 중심으로 다시 비행을 하면서도 각 객체는 더 우수한 먹이 위치를 지속적으로 탐색한다. 각각은 저지능 객체이지만 자신의 위치에서 탐색된 결과의 정보를 군집과 공유함으로써 군집 전체는 해를 탐색하는 능력이 향상된다. 또한 군집을 이루어 탐색함으로써 현재 발견된 해의 근방을 객체들이 자세하게 탐색하거나 먹이 탐색과정이 진행되는 동안 해의 범위가 수렴되는 특성을 가진다.

PSO의 학습과정은 객체의 이동속도 추정과 속도에 따른 위치 보정과정이 있으며 수식의 표현은 다음 식 3과 4와 같다.

$$v_{id} = v_{id} + c_1 \times rand(\cdot) \times (p_{id} - x_{id}) + c_2 rand(\cdot) \times (p_{gd} - x_{id}) \quad (3)$$

$$x_{id} = x_{id} + v_{id} \quad (4)$$

여기서 v_{id}는 각 객체의 이동속도이며 이전의 최적 값 x_{id}를 중심으로 새롭게 이동되고, c_1과 c_2는 학습에 필요한 파리미터이고, 추정된 속도를 이용해 각 객체의 새로운 위치 x_{id}를 계산한다. 식(3)과 식(4)에서 보듯이 최적값을 가지는 위치를 중심으로 각 객체들은 일정한 수렴특성을 가진다. 하나의 최적값을 가진 객체를 중심으로 나머지 객체가 수렴특성을 이용하여 학습을 지속한다. 이를 이용하여 알고리즘으로 표현하면 그림 1과 같다.

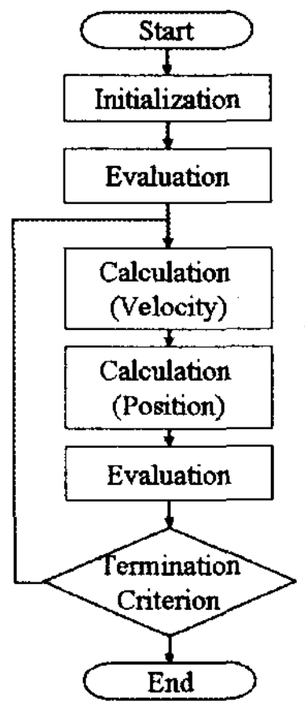

그림 1. PSO의 학습과정

대표적인 진화연산 기법 중 하나인 유전 알고리즘과 비교하면 다음과 같은 장점을 가진다. 먼저 저지능을 모사한 간단한 수식과 과정을 가진다. 식(3)과 식(4)의 두 단계가 한 회(iteration)의 학습을 가진다. 한 번의 학습과정에서 선택, 교배, 돌연변이 등등 복잡하고 다양한 연산을 가지는 유전 알고리즘과 달리 PSO는 속도 계산 및 이를 이용한 위치 추정과 같은 간단한 연산만을 가진다. 주어진 입력공간에 대해 임의의 유전자 생산을 통해 전역적인 탐색을 실시하는 유전 알고리즘에 비해 PSO는 학습이 진행되는 동안 최적해를 중심으로 각 객체들이 수렴하며 탐색하는 특성을 가진다. 또한 일반적인 진화연산 기법이나 유전 알고리즘의 경우 각 유전자는 이진화 변환을 통해 연산을 취하고 평가를 위해 다시 실수화 과정을 거치는데 반하여 PSO는 학습에 이용할 파라미터가 실제 모델의 파라미터와 변환 없이 직접적으로 이용될 수 있다.

2.3 보행계획을 위한 PSO 객체 설정

장애물이 있는 작업공간에서의 이족로봇의 보행을 위해서는 출발점과 도착점 사이의 걸음새 경로를 탐색하여야 한다. 출발점과 도착점 사이에 분포된 장애물들을 피하면서 로봇의 제한적인 보행동작들을 이용하여 경로를 탐색해야 한다. 출발점과 도착점 사이는 장애물로 인해 다양한 경로들이 있으며, 경로 탐색은 단지 출발점과 도착점, 장애물의 위치만 알고 있다는 가정에서 경로를 추정해야 한다.

경로 탐색조건에서 이족보행로봇의 보행 프리미티브는 직진, 좌우 사선 직진, 좌우 이동, 좌우 회전 등으로 구성되어 있으며, PSO 알고리즘을 구현하는 경우 각 조건에 맞는 진행방향 및 보폭을 각 객체의 파라미터로 설정하였다. 각 객체의 파라미터는 각각 2차원 공간의 x축, y축, 방향 θ로 구성하였다. 본 연구에서는 학습에 이용되는 군집은 각각의 파라미터를 가진 객체를 20개로 구성하였다. 임의의 학습 파라미터를 이용하므로 매 회 시도마다 추정되는 경로는 달라질 수 있다. 이는 진화 연산기법의 대표적인 특징 중 하나로 임의의 수를 생성하고 이를 학습에 이용함으로써 기존의 기법들이 가지지 않는 수학적 제한을 해결하면서도 탐색의 다양성을 가질 수 있다. 학습 초기 임의로 생성된 학습 파라미터를 PSO의 객체로 설정하고 평가를 통하여 진행하는 과정을 그림 2에 나타내었다.

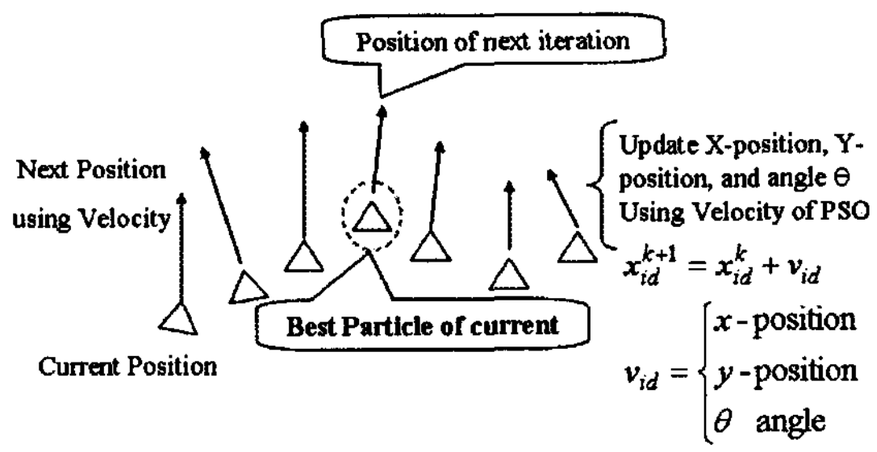

그림 2. 이족보행로봇의 PSO기반 보행

2.4 경로 최적화 알고리즘

PSO에 의해 탐색된 보행경로는 학습과정 중 발생하는 다양한 조건을 만족하는 학습 방법을 이용하기 때문에 최적화되어 있지 않다. 따라서 이족보행로봇의 효율적인 이동 및 최적 경로 생성을 위해 보행 경로의 최적화를 실시하여야 한다.

출발점에서 시작된 경로 최적화는 현재 위치에서 장애물과 접촉하지 않는 가장 먼 경로 방향을 향해 한 걸음을 이동한다. 이동된 위치에서 다시 같은 조건을 가지는 가장 먼 경로를 탐색하여 그 방향으로 보행을 반복하는 형태로 최적화 알고리즘을 구현하였다. 이러한 과정을 도착점에 도착할 때까지 지속하면 최적화된 경로가 생성되며 그림 3의 알고리즘으로 표현할 수 있다. 이러한 최적화 과정을 통해 전체 이동 발걸음 수를 줄이고 진행방향을 완만하게 만들 수 있다.

경로 최적화 과정에서, 출발점에서 시작된 최적화 경로는 PSO를 이용하여 추정된 경로를 기준으로 경로 탐색을 실시한다. 각 위치에서 장애물에 가려지지 않은 가장 멀리 있는 경로를 기준으로 현재의 위치에서 진행방향을 결정하고 보행 프리미티브를 사용하여 이동을 한 후, 목표점에 도착할 때까지 같은 과정을 반복한다. PSO에서 추정된 발걸음 수는 최적화 과정을 통해 이동거리와 함께 단축된다.

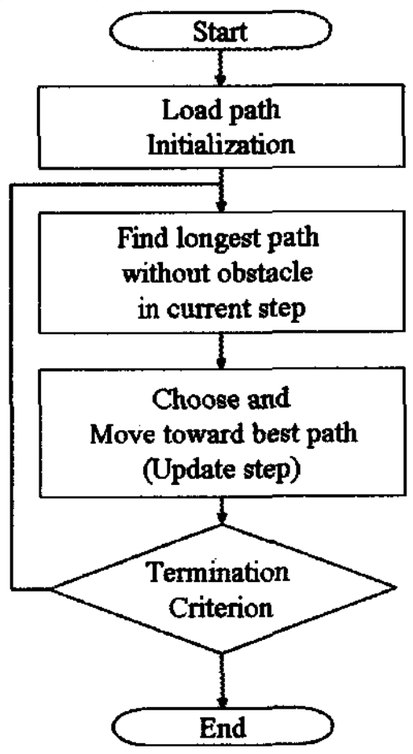

그림 3. 경로 최적화 알고리즘

3. 모의 실험

그림 4와 5는 PSO를 이용하여 장애물에 따른 출발점에서 시작하여 도착점까지의 경로 탐색된 경로를 나타내었다. 각 객체에 의해 표현되는 이족 보행 로봇의 위치와 진행방향에서의 목적함수는 도착점과 가장 가까우면서 장애물과 접촉하지 않는 것에 대해 큰 가중치를 주도록 하였다. 그림에서 각 사각형들을 장애물로 설정하였고 좌측 하단 출발점에서 출발하여 우측 상당 도착점까지의 경로를 탐색하게 하였다. 선으로 표현된 경로와 함께 이동한 걸음걸이를 숫자로 나타내었다.

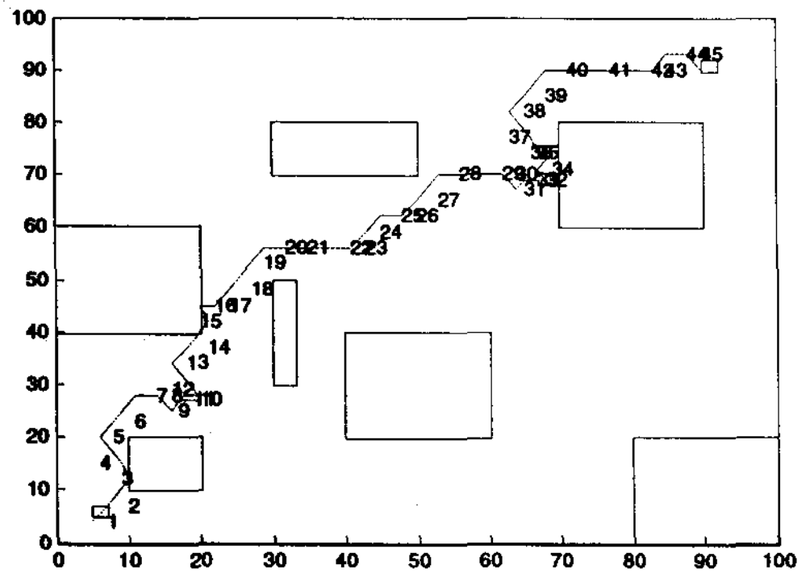

그림 4. PSO에 의한 경로 탐색(경우 1)

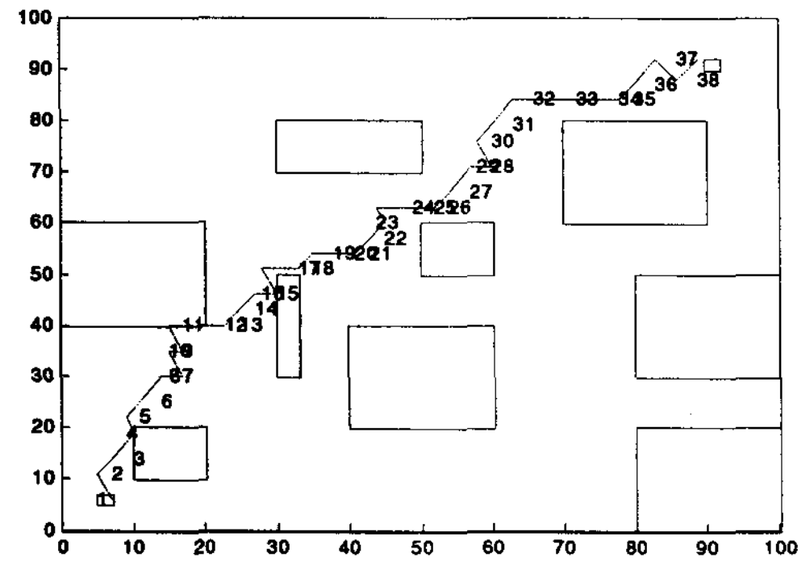

그림 5. PSO에 의한 경로 탐색(경우 2)

그림 6와 7은 경로 최적화 알고리즘을 그림 4와 5의 경로의 적용한 결과를 보여준다. 경로 최적화 과정을 통해 전체 이동 스텝이 줄며 진행방향이 완만해지며, 전체 보행걸음 수와 이동거리도 단축되는 것을 알수 있다.

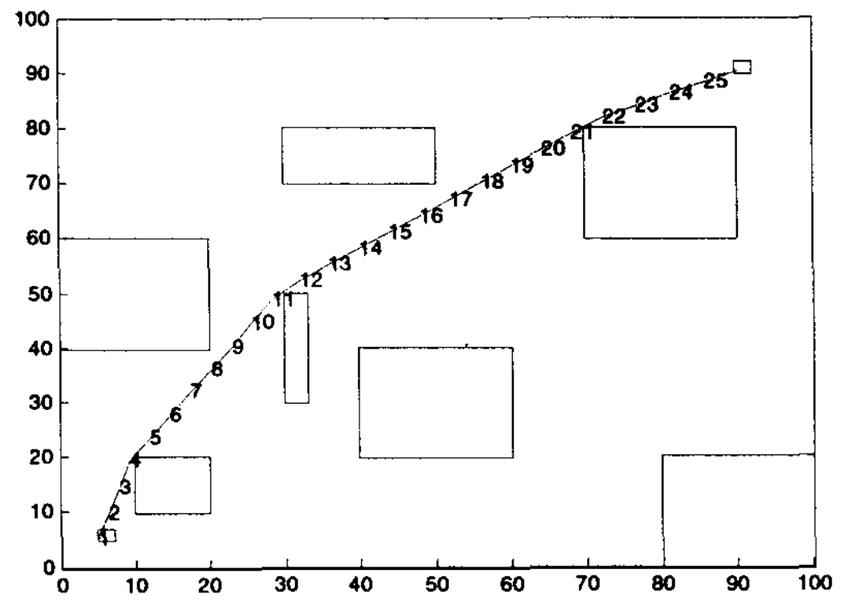

그림 6. 경로 최적화 결과(경우 1)

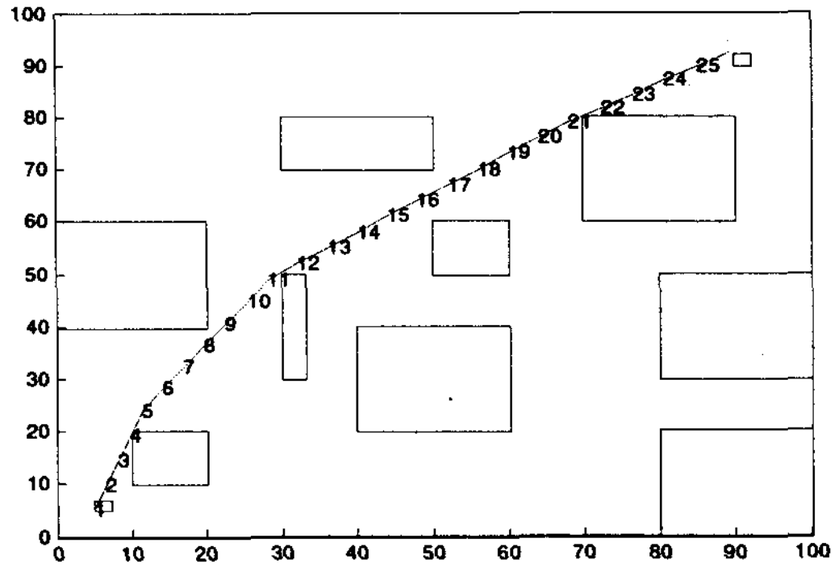

그림 7 경로 최적화 결과(경우 2)

4. 결 론

본 논문에서는 2차원 작업공간에서 PSO 기법을 이용한 이족보행로봇의 보행 계획 방법을 제안하였다. 다양한 장애물을 가진 복잡한 환경에서 보행 계획 시간을 줄이기 위해서 보행 프리미티브와 PSO의 군집 및 학습 방법을 사용하여 보행 계획기를 설계하고, 로봇의 보행 거리와 비용을 줄이기 위해서 경로 최적화 방법을 제안하였다. 제안한 방법은 2차원의 장애물 환경들에서 모의실험을 통해 성능을 검증하였다.

참 고 문 헌

[1] J.J. Kuffner, S. Kagami, K. Nishiwaki, M. Inaba, and H. Inoue, "Dynamically-stable motion planning for humanoid robots", Autonomous Robots, Vol. 12, No. 1, pp. 105-118, 2002.

[2] J. Kuffner, K. Nishiwaki, S. Kagami, M. Inaba, and H. Inoue, "Motion planning for humanoid robots", In Int. Symp. Rob.

Res., Siena, Italy, 2003.
[3] 김용태, 노수희, 이희진, "이족보행로봇의 비평탄지형 보행 및 자세 안정화 알고리즘," 퍼지 및 지능시스템학회 논문지, 제15권 1호, pp. 907-913, 2005.
[4] 김용태, 김한정, "3차원 작업공간에서 보행 프리미티브를 이용한 다리형 로봇의 운동계획", 로봇공학회논문지, 제2권 3호, pp. 275-281, 2007
[5] Kenndy. J, Eberhart. R, "Particle Swarm Optimization", IEEE Conference on Neural Networks 1995, Vol 4, pp. 1942-1948, 1995.