

PSO를 이용한 이족보행로봇의 보행 계획

Footstep Planning of Biped Robot Using Particle Swarm Optimization

김승석* · 김용태**

Sung-Suk Kim* and Yong-Tae Kim**

* 충북대학교 전기전자공학부, 컴퓨터 정보통신 연구소

** 한경대학교 정보제어공학과, 전자기술융합연구소

요 약

본 논문에서는 Particle Swarm Optimization(PSO) 기법을 이용한 이족보행로봇의 보행 계획 방법을 제안한다. 이족보행로봇의 보행 프리미티브를 기반으로 PSO의 학습 및 군집 특성을 이용하여 장애물이 있는 2차원 작업공간에서 보행 계획 방법을 설계하였다. 먼저 PSO의 탐색알고리즘을 사용하여 장애물을 회피하는 실행 가능한 보행 프리미티브들의 순서를 찾아서 보행 경로를 생성하고, 탐색된 경로를 바탕으로 보행 걸음수와 이동 거리를 최적화 하는 경로 최적화 알고리즘을 제안하였다. 제안된 보행 계획방법은 다양한 구성의 장애물을 포함한 작업환경에서 모의실험을 통하여 발걸음 탐색 시간이 줄고 최적화된 보행 경로를 생성하는 것을 검증하였다.

Abstract

In this paper, we propose a footstep planning method of biped robot based on the Particle Swarm Optimization(PSO). We define configuration and locomotion primitives for biped robots in the 2 dimensional workspace. A footstep planning method is designed using learning process of PSO that is initialized with a population of random objects and searches for optima by updating generations. The footstep planner searches for a feasible sequence of locomotion primitives between a starting point and a goal, and generates a path that avoids the obstacles. We design a path optimization algorithm that optimizes the footstep number and planning cost based on the path generated in the PSO learning process. The proposed planning method is verified by simulation examples in cluttered environments.

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

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 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 이족보행로

봇의 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 보행계획기의 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 연산량이 기존의 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 있으며 이러한 PSO의 탐색 특징은 이족로봇의 보행계획 문제를 해결하기 위하여 적용될 수 있다.

본 논문에서는 보행 프리미티브를 기반으로 PSO를 사용한 이족보행로봇의 보행 계획 방법과 보행 경로 최적화 알

접수일자 : 2007년 10월 30일

완료일자 : 2007년 11월 26일

** 교신저자

고리즘을 제안하고, 다양한 2차원 장애물 환경에서 모의실험을 통해 제안한 방법의 성능을 검증하였다.

2. PSO를 사용한 보행 계획

2.1 이족보행로봇 구성 및 보행프리미티브

2차원 작업공간에서 이족보행로봇의 구성 γ 는 다음과 같이 표현된다.

$$\gamma = (x, y, \theta, q) \quad (1)$$

로봇의 구성은 x 축과 y 축 위치, 방향 θ , 자세 q 로 구성되며, 위치와 방향은 작업공간의 기준 프레임과 로봇의 기준프레임을 비교하여 나타낸다. 이족로봇의 모션 프리미티브는 정적으로 안정된 자세로 시작하여 안정된 동작으로 끝나는 연속된 동작들의 순서적 집합 $M_i = (q_{i1}, q_{i2}, \dots, q_{in})$ 으로 정의된다[4].

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

$$P_i = (\Delta x_i, \Delta y_i, \Delta \theta_i, M_i, C_M, V_M) \quad (2)$$

Δx_i 와 Δy_i 는 로봇에 모션 프리미티브 M_i 를 수행 했을 때 작업공간에서 로봇 프레임 변위 값이며, $\Delta \theta_i$ 은 로봇 기본 프레임의 회전 변위 값이다. C_M 는 로봇이 모션프리미티브 M_i 를 실행할 때 비용함수이며, V_M 는 로봇이 M_i 프리미티브를 수행하면서 생성한 보행계획상의 로봇 전체 이동 체적이다.

보행 프리미티브 P_i 는 2차원 작업공간에서 이족보행로봇의 보행 동작을 표현하므로 이족보행로봇의 보행 계획은 그림 1과 같이 2차원 작업 공간의 시작지점 초기 구성, γ_s 에서 목표지점의 로봇의 최종 구성, γ_g 까지 장애물, 벽 등의 물체와의 충돌을 일으키지 않으며, 전체 비용과 거리를 최소화하는 일련의 최적의 보행 프리미티브들을 찾아내는 과정으로 생각할 수 있다.

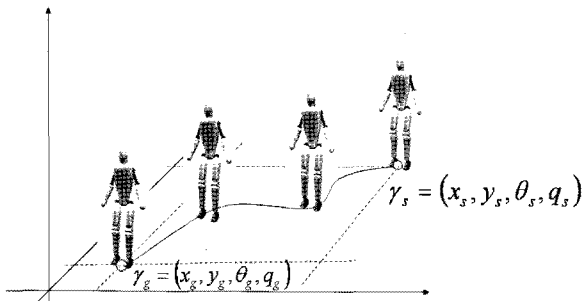


그림 1. 이족 보행로봇의 보행 계획

Fig. 1 Footstep Planning of Biped Robot

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 탐

색해 나간다[5]. 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 다음 식 3과 4와 같이 표현된다.

$$v_{id}^{k+1} = v_{id}^k + c_1 \times rand(\cdot) \times (p_{id} - x_{id}^k) + c_2 rand(\cdot) \times (p_{gd} - x_{id}^k) \quad (3)$$

$$x_{id}^{k+1} = x_{id}^k + v_{id}^k \quad (4)$$

여기서 v_{id} 는 각 객체의 이동속도이며 이전의 최적 값 x_{id} 를 중심으로 새롭게 이동되고, c_1 과 c_2 는 학습에 필요한 파라미터이고, 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 학습 알고리즘으로 표현하면 그림 1과 같다.

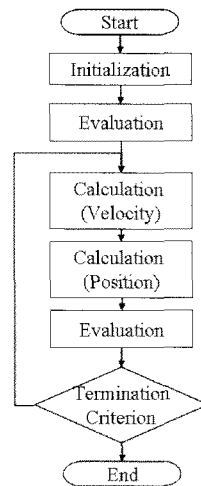


그림 2. PSO의 학습과정

Fig. 2 Learning Process of PSO

PSO를 유전 알고리즘과 비교하면 다음과 같은 장점을 가진다. 먼저 저지능을 모사한 간단한 수식과 과정을 가진다. 식(3)과 식(4)의 두 단계가 한 회의 학습을 가진다. 한 번의 학습과정에서 선택, 교배, 돌연변이 등 복잡하고 다양

한 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 PSO 기반 보행계획

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

2차원의 장애물 환경에서 이족로봇의 보행 경로탐색을 위해 직진, 좌우 사선 직진, 좌우 이동, 좌우 회전 프리미티브 등을 구성하였으며, PSO 알고리즘을 보행 계획에 적용하기 위해 로봇의 진행방향 및 보폭을 각 객체의 파라미터로 설정하였다. 이족로봇의 보행경로는 2차원 좌표와 이동방향 θ 로 구성되므로, PSO 객체의 파라미터는 2차원 공간의 x 축과 y 축 위치, 방향 θ 로 구성하였다. PSO 학습알고리즘 기반의 보행계획은 2차원 구성공간에서 장애물들과 충돌하지 않는 출발점과 목표점사이의 보행 경로를 탐색한다.

본 연구에서 학습에 이용되는 군집은 각각의 학습파라미터를 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. 그림 3은 학습 초기 임의로 생성된 학습 파라미터를 PSO의 객체로 설정하고 목표지점까지의 최단경로 평가를 통하여 새로운 보행 프리미티브를 탐색하는 과정을 보여준다.

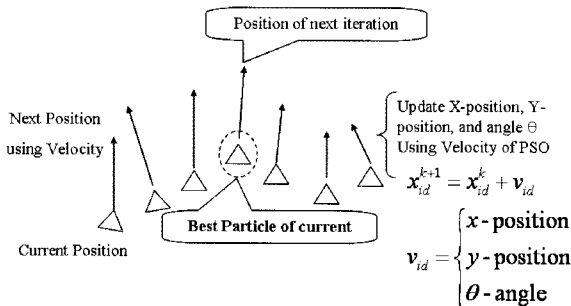


그림 3. PSO를 이용한 경로 탐색
Fig. 3 Path searching using PSO

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 최적화 알고리즘을 설계하여야 한다.

출발점에서 시작된 보행 경로 최적화는 장애물을 거치지 않는 최장 경로를 검색하고 그림 4에서와 같이 장애물을 거치지 않는 최장경로가 발견되었을 때, 그 방향으로 최적화 경로를 설정하고 설정된 방향을 향해 한 걸음을 이동한다. 한걸음 이동된 위치에서 다시 장애물과 충돌하지 않는 가장 먼 경로를 탐색하여 최장경로 방향으로 보행을 반복하는 형태로 최적화 알고리즘을 구현하였다. 이러한 보행은 반복적으로 이루어지며 목적지까지 지속적으로 최단 경로를 탐색하면 최적화된 보행 경로가 생성된다.

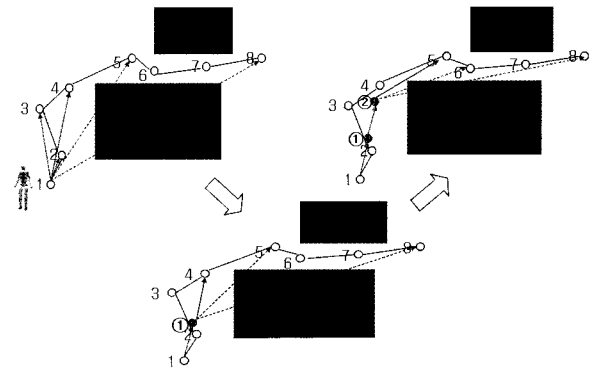


그림 4. 경로 최적화 과정
Fig. 4 Path Optimization Step

보행경로 최적화 알고리즘은 그림 5와 같다. PSO를 이용하여 추정된 경로를 기준으로 경로 탐색을 실시하며, 현재 위치에서 장애물에 가려지지 않은 가장 멀리 있는 경로를 기준으로 진행방향을 결정하고 보행 프리미티브를 사용하여 한걸음 이동을 한 후, 목표점에 도착할 때까지 같은 과정을 반복한다. 이러한 최적화 과정을 통해 전체 이동 발걸음 수를 줄이고 진행방향을 완만하게 만들 수 있다.

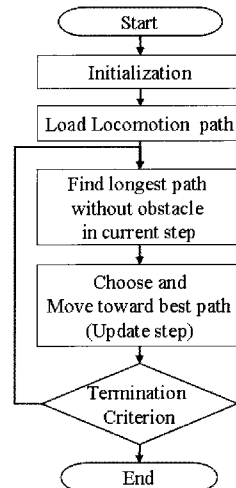


그림 5. 경로 최적화 알고리즘
Fig. 5 Path Optimization Algorithm

3. 모의 실험

다양한 형태의 장애물을 가지는 환경에서 이족보행로봇의 경로 탐색 및 최적화 모의실험을 실시하여 제안한 방법을 검증하였다. 보행경로 탐색에는 PSO 학습 기법을 이용하여 다수의 반복을 통해 다양한 경로를 탐색하였으며, 경로 최적화 기법을 제안하여 최단 경로를 추정하였다. PSO 학습에서는 목적지와의 가장 가까운 거리를 가지는 객체가 군집의 중심점이 되도록 설정하여 학습시켰으며, 경로 최적화 기법에서는 장애물과 접촉하지 않는 최장 경로를 찾도록 설정하였다.

먼저 그림 6에서와 같이 3종류 15개의 장애물을 가지는 환경에서 제안한 방법을 검증하였다. PSO를 이용하여 보행 경로를 탐색하는 경우, 가장 우수한 성능을 가지는 객체를 중심으로 군집이 이동하는 것을 볼 수 있다. 경로 학습에서 장애물과 충돌한 객체는 소거되고 우수한 값을 가지는 객체가 복사되며, 기존의 진화 연산기법과 달리 학습과정에서의 객체 분포는 일정한 군집을 이룬다. 진화연산 기법의 임의의 연산 기법과 수학적 기반 학습 방법의 수렴 기법을 유사하게 모사하고 있는 것을 볼 수 있다.

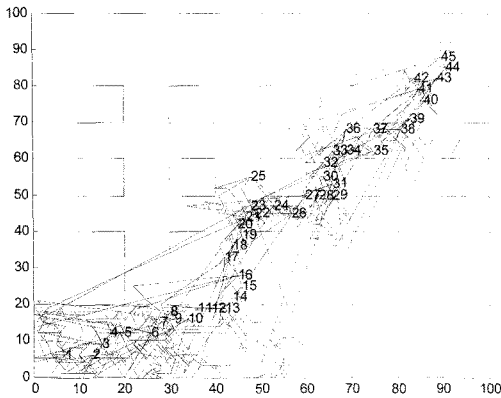
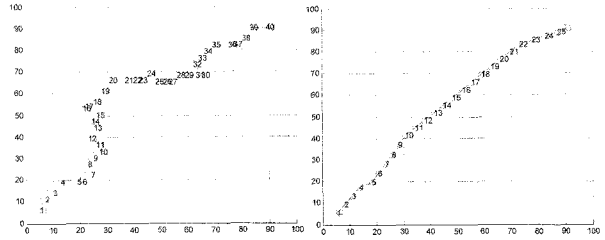


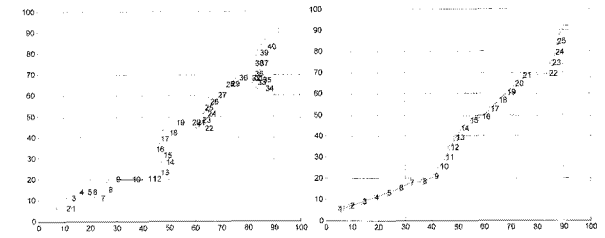
그림 6. PSO를 이용한 경로 탐색(경우1)
Fig. 6 Path Search using PSO(Case 1)

PSO를 이용한 경로 탐색 학습을 반복하였을 때 결과를 그림 7에 나타내었다. 경로 탐색 그림에서 숫자는 보행 걸음걸이 수를 나타내었다. 임의의 객체 이동방향 결정 방식에 의해 그림 6과는 다른 결과를 추정하는 것을 볼 수 있다. 제안된 경로 최적화 방법은 그림 7(a)와 같이 추정된 경로를 최적화하면서도 기존 경로를 거치는 않으면서도 장애물을 거치지 않는 최단 경로를 탐색하는 경우 새로운 경로를 생성하며 이동하는 것을 볼 수 있다. 그림 7(b)와 같이 PSO의 학습과정은 속도 계산 방식에서의 파라미터들이 임의로 결정되기 때문에 정확하게 목적지를 향해 진행하지 않을 수 있으며 이에 따라 불규칙한 진행 경로를 가지게 된다. 그림 7(c)에서와 같이 탐색된 경로를 최적화하는 경우 더 짧은 경로를 최적화 과정 중에 탐색하며, 경우 최적화 과정은 경로 탐색과정에서 소모된 이동 거리와 비교하여 확연히 단축된 이동거리를 가진다. 그림 7(e)에서는 PSO 목적함수를 목적지까지 거리를 최소화 하도록 설정하였음에도 불구하고 임의의 파라미터에 의한 속도 계산 방식에 의해 초기 학습 진행형태가 가로축을 따라 진행하는 것을 볼 수 있다. 또한 학습이 진행되는 동안 장애물 근처에서 우수한 해를 가지는 객체를 포함한 몇몇 객체가 장애물과 충돌하여 소거

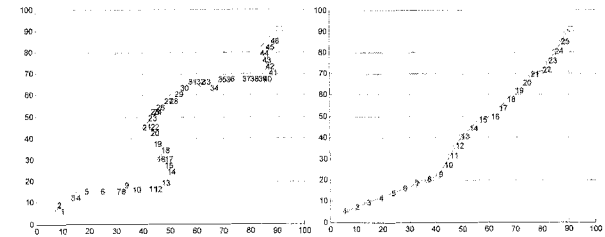
되고 다시 복사되는 동안 장애물 근처를 회회하면서 학습을 하는 것을 볼 수 있다. 이 경우 PSO를 이용하여 탐색된 경로의 이동 거리가 상당히 긴 것을 알 수 있다. 이러한 긴 이동거리를 가졌을 경우에도 최적화 기법을 통해 목적지까지의 이동거리가 최적화되는 것을 볼 수 있다.



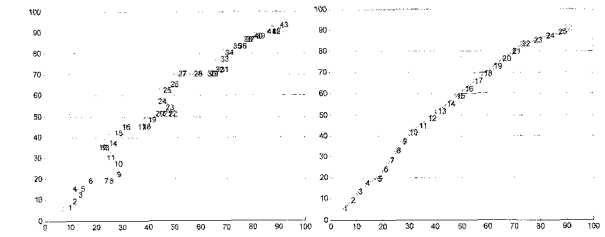
(a) 경로 탐색 및 최적화(경우1 (I))
(a) Path Search and Optimization(Case 1 (I))



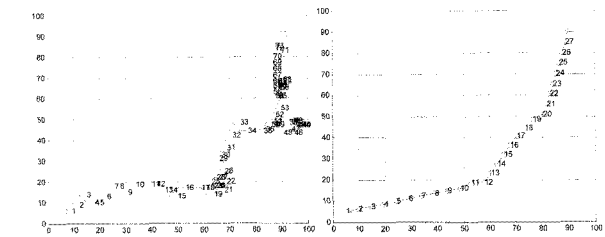
(b) 경로 탐색 및 최적화(경우1 (II))
(b) Path Search and Optimization(Case 1 (II))



(c) 경로 탐색 및 최적화(경우1 (III))
(c) Path Search and Optimization(Case 1 (III))



(d) 경로 탐색 및 최적화(경우1 (IV))
(d) Path Search and Optimization(Case 1 (IV))



(e) 경로 탐색 및 최적화(경우1 (V))
(e) Path Search and Optimization(Case 1 (V))

그림 7. 보행계획 모의실험 결과(경우1)
Fig. 7. Simulation Result(Case I)

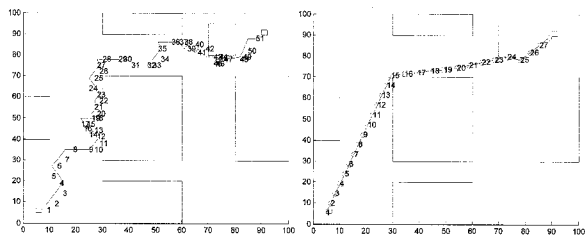
그림 7의 모의실험에서 PSO 학습에 의한 시작점과 목적지까지의 이동 거리 및 최적화 과정을 마친 후 보행 거리를 표 1에 나타내었다. 반복적으로 PSO를 학습하였을 때, 보행 경로는 표 1에서 나타낸 것 보다 더 다양한 경로를 가지며 최적화 과정을 통해 가장 짧은 거리를 가지는 이동 경로를 선택하여 이동할 경우 최단 거리 및 최단 시간에 목적지에 도달할 수 있다.

표 1. 모의실험 결과 비교(경우 1)

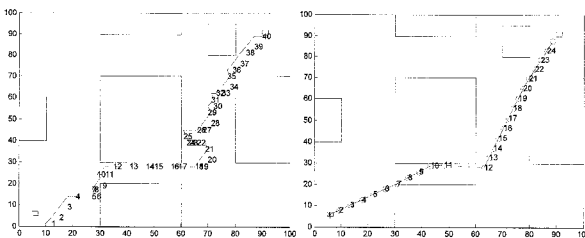
Table 1. Comparison of Simulation Result (Case 1)

분류	PSO 추정 보행경로 거리	최적화 보행경로 거리
경우1 (I)	167.4	124.5
경우1 (II)	171.1	130.0
경우1 (III)	170.9	125.0
경우1 (IV)	171.7	123.3
경우1 (V)	257.8	135.0

장애물의 형태 및 위치를 변경하여 2가지 보행경로를 가지는 환경에서 실험을 실시하였을 경우 그림 8과 같이 탐색 경로와 최적화 결과를 얻을 수 있었다. 보행계획기에서는 그림 8(a)와 그림 8(b)의 2가지 보행 경로가 생성되며, 경로 최적화를 통해 그림 8(b)의 최적화 보행경로가 생성되었다. 장애물 근처에서는 다수의 이동이 발생하며, 탐색과정 중에 다수의 객체가 장애물과 충돌하는 경우 우수한 객체를 재복사하여 탐색을 실시하는 과정에서 이동 경로가 길어지게 된다. 그림 8의 경로 추정 및 최적화에 대한 보행경로 거리를 표 2에 나타내었다.



(a) 경로 탐색 및 최적화(경우2 (I))
(a) Path Search and Optimization(Case 2 (I))



(b) 경로 탐색 및 최적화(경우2 (II))
(b) Path Search and Optimization(Case 2 (II))

그림 8. 보행계획 모의실험 결과(경우 2)
Fig. 8. Simulation Result(Case 2)

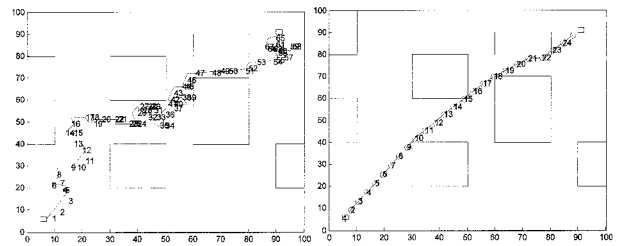
그림 9는 최단경로가 장애물들로 둘러싸인 경우의 보행 경로 검색 및 최적화 모의실험 결과를 보여준다. 그림 9(a)에서와 같이 경로 검색과정에서 장애물 근처로 이동하는 경우 탐색 경로가 길어지는 특징을 가지지만 경로 탐색과정은

빠른 학습 성능을 가진다. 추정된 경로들을 최적화하는 과정에서 불필요한 이동이나 경로가 정리되는 것을 볼 수 있다. 표 3에 그림 9의 장애물 배치에 따른 경로 추정 및 최적화 결과를 나타내었다. PSO에 의한 보행 추정 경로는 그림 9(a)의 경우가 가장 큰 값을 가지지만 경로 최적화 알고리즘을 통해 최적의 보행경로를 생성하는 것을 볼 수 있다.

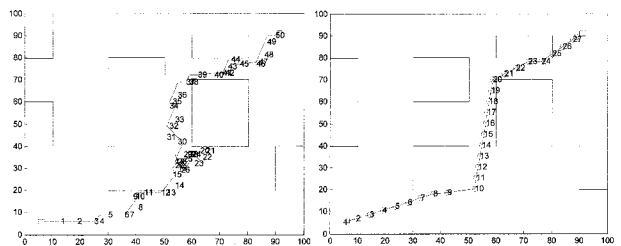
표 2. 모의실험 결과 비교(경우 2)

Table 2. Comparison of Simulation Result (Case 2)

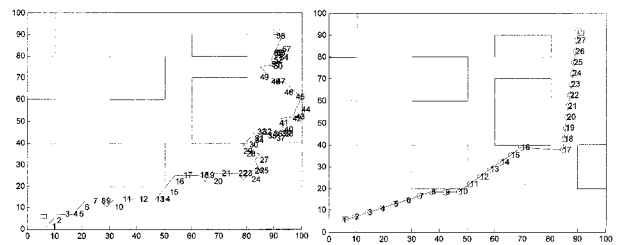
분류	PSO 추정 보행경로 거리	최적화 보행경로 거리
경우2 (I)	197.0	135
경우2 (II)	163.7	130



(a) 경로 탐색 및 최적화(경우3 (I))
(a) Path Search and Optimization(Case 3 (I))



(b) 경로 탐색 및 최적화(경우3 (II))
(b) Path Search and Optimization(Case 3 (II))



(c) 경로 탐색 및 최적화(경우3 (III))
(c) Path Search and Optimization(Case 3 (III))

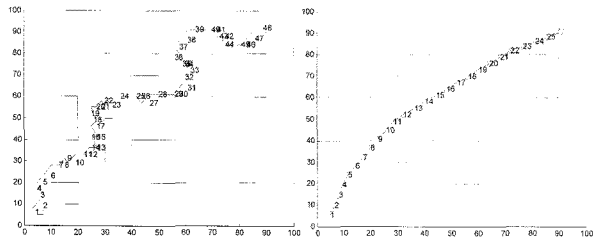
그림 9. 보행계획 모의실험 결과(경우 3)
Fig. 9. Simulation Result(Case 3)

표 3. 모의실험 결과 비교(경우 1)

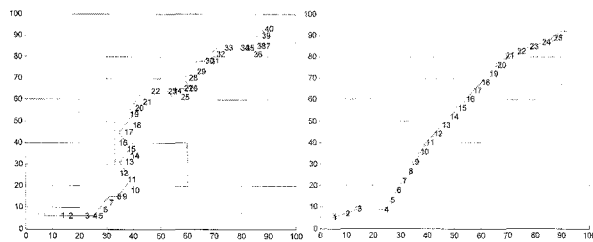
Table 3. Comparison of Simulation Result (Case 1)

분류	PSO 추정 보행경로 거리	최적화 보행경로 거리
경우3 (I)	244.1	120
경우3 (II)	201.8	136.6
경우3 (III)	221.3	144.6

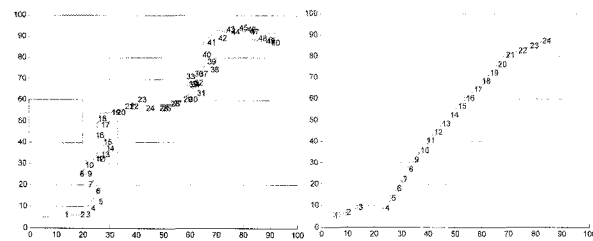
그림 10은 보행을 방해하는 장애물을 중간에 배치하였을 때 경로의 추정 및 최적화 결과를 나타내었다. 그림 10(c)에서는 최적화 과정에서 추정된 기존 경로와는 달리 PSO 학습과정에서 발생한 불필요한 경로를 최적화하여 그림 10(b)와 유사한 새로운 경로가 만들어 진 것을 볼 수 있다. 그림 10의 각 경우들의 성능을 표 4에서 비교하였다.



(a) 경로 탐색 및 최적화(경우4 (I))
(a) Path Search and Optimization(Case 4 (I))



(b) 경로 탐색 및 최적화(경우4 (II))
(b) Path Search and Optimization(Case 4 (II))



(c) 경로 탐색 및 최적화(경우4 (III))
(c) Path Search and Optimization(Case 4 (III))

그림 10. 보행계획 모의실험 결과(경우 4)
Fig. 10. Simulation Result(Case 4)

표 4. 모의실험 결과 비교(경우 4)
Table 4. Comparison of Simulation Result (Case 4)

분 류	PSO 추정 보행경로 거리	최적화 보행경로 거리
경우4 (I)	187.9	125
경우4 (II)	165.9	126.9
경우4 (III)	196.9	126.8

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 거리를 줄이고 학

습과정에서 발생한 불필요한 경로의 최적화를 위해서 경로 최적화 알고리즘을 제안하였다. 제안한 방법은 다양한 2차원의 장애물 환경에서 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 운동 계획", *로봇공학회논문지*, 제2권 3호, pp. 275-281, 2007
- [5] Kennedy. J, Eberhart. R, "Particle Swarm Optimization", *IEEE Conference on Neural Networks 1995*, Vol 4, pp. 1942-1948, 1995.

저 자 소 개



김승석(Sung-Suk Kim)
1998. 2: 충주대학교 전기공학과(공학사)
2002. 2: 충북대학교 전기공학과(공학석사)
2005. 8: 충북대학교 전기공학과(공학박사)
2005년~2008년: 충북대학교 차세대전력
NURI 초빙전임강사
2008. 7년~현재: 광주과학기술원
박사후 연구원

관심분야 : 뉴로-퍼지 모델링, 지능모델 학습, 지능제어
E-mail : powerkim@gist.ac.kr



김용태(Yong-Tae Kim)
1991년: 연세대학교 전자공학과(학사)
1993년: KAIST 전기 및 전자공학과
졸업(공학석사)
1998년: KAIST 전기 및 전자공학과
졸업(공학박사)
1998년~2000년: (주)삼성전자

2006년: Univ. of Illinois at Urbana-Champaign 방문연구
2002년~현재: 국립 한경대학교 정보제어공학과 부교수

관심분야 : 지능로봇, 지능시스템, 지능제어, 기계학습
E-mail : ytkim@hknu.ac.kr