

## 다개체 모바일 로봇의 자기조직화를 통한 장애물 회피 제어

한병조\*, 박기광, 김홍필\*\*, 양해원

\*한양대학교 전자전기제어계측공학과, \*\*경일대학교 제어전기공학부

### Obstacle avoidance control based on self-organization for swarm mobile robot

Byung-Jo Han\*, Gi-Kwang Park\*, Hong-Pil Kim\*\*, Hai-Won Yang\*

\*Dept. of Elec. Elec. & Inst. Eng. Hanyang University

\*\*School of Control & Electrical Engineering, Kyungil University

**Abstract** - This paper propose a mobile robot for the obstacle avoidance control. The proposed method based on self-organization method is a way to escape of obstacle. Optimal path planning and obstacle avoidance, depending on its final goal will arrive at exactly the mobile robot. Simulation results show the validity of the proposed method.

#### 1. 서 론

로봇은 작업 환경과 활동영역 및 수행 임무 등을 고려하여 고도로 발달된 지능을 부여하여야 하며 인간의 개입을 최소화 하여 자율적인 행동이 가능하여야 한다. 로봇이 공간상에서 이동시 구조물의 형태를 알지 못할 경우 지역 극소에 빠지게 된다. 따라서 이동 개체의 자율적인 이동을 위한 장애물을 회피하고 경로를 생성하기 위한 방법이 필요하다.

일반적인 수학적 모델을 기반으로 하는 비선형 시스템은 인공지능 모델을 학습할 때 불가능한 영역이 발생할 수 있으며 무작위식 탐색을 위한 유전자알고리즘의 경우 자연 진화 형태 즉, 적자생존의 법칙을 이용하여 학습영역에서 무작위 탐색이 가능하며 미분을 기반으로 한 해수렴문제를 해결 할 수 있다. 하지만 학습을 할 때 마다 동일한 결과를 보장 할 수가 없어 최적해라 할 수 없는 단점이 있다.

이를 보완하기 위해 1995년 Kenedy와 Eberhart에 의해 제안된 PSO(Particle Swarm Optimization) 알고리즘을 적용하였다.[1] 이는 군집이 해를 탐색하며 우수한 성능을 보이는 해 공간 부근을 군집이 탐색을 실시한다. 국부적인 수렴 문제를 개선 할 수 있는 장점을 가지고 있으며 무작위 탐색기법의 특성을 가지고 있으나 미분기반 탐색기법과 유사한 형태로 최적해로 수렴한다. 따라서 각 학습구간 내에서 우수한 해공간을 중심으로 PSO의 각 개체들이 탐색을 실시하고 더 우수한 해공간이 존재하면 기존 개체들이 새로운 해 공간 주위를 탐색하여 우수한 해를 찾는다.[2]

본 논문은 다개체 모바일 로봇이 협력적인 작업을 수행하고 다 개체로 구성된 군집 로봇 탐색 시스템에 필요한 제어 방법을 기반으로 2차원의 탐색 공간상에서 PSO 기반의 탐색 및 장애물 회피 방법을 제안하였다.

#### 2. 본 론

##### 2.1 PSO 알고리즘

PSO는 무리를 지으며 이동하는 동물의 습성을 바탕으로 제안된 방법으로 임의의 해 공간에서 해를 의미하는 Particle과 이를 구성하는 Swarm 으로 이루어진다. Particle은 현재의 최적점을 따라 탐색 공간을 임의의 속도로 이동하게 되며 한 세대를 거치는 동안 Best값을 기억하며 다음의 식(1)과 식(3)에 의해 알고리즘이 구성된다.

$$v_i(k+1) = w(k)v_i(k) + c_1 rand(.) (p_i(k) - x_i(k)) + c_2 rand(.) (p_g(k) - x_i(k)) \quad (1)$$

여기서,  $c_1$ 은 현재 개체의  $p_i(k)$ 에 주어진 가중치 학습인자(Learning factor),  $c_2$ 는 주변 개체의  $p_g(k)$ 에 주어진 가중치 학습인자,  $rand(.)$ 는 [0, 1] 사이에서 균등하게 분포된 임의의 값이다.  $w(k)$ 는 관성하중(Inertia Weight)으로 개체의 최종 수렴성능을 결정짓는 파라미터로 식(2)와 같이 나타낼 수 있다.

$$w(k) = w_{max} - \frac{w_{max} - w_{min}}{N} k \quad (2)$$

초기에 전역 탐색능력을 강화하고 목표지점 부근에서는 지역 탐색 능력을 강화하기 위해 관성하중을 선형적으로 감소시킨다. 그러나 장애물이 나타났을 때 지역 탐색 능력을 강화하지 못하면 지역 극소에 빠지게 된다.

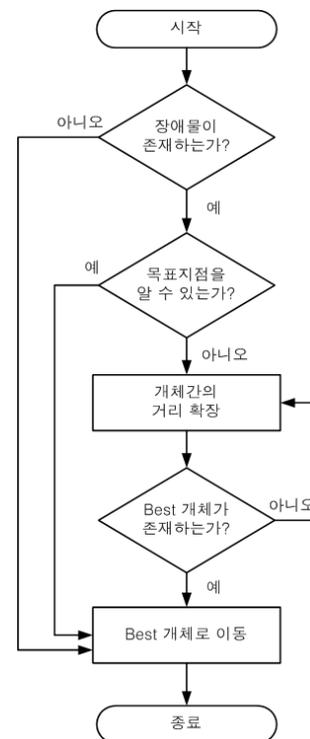
$$x_i(k+1) = x_i(k) + v_i(k) \quad (3)$$

여기서, 탐색 공간의 범위를 벗어나지 않게 하기위해 속도는 식(4)와 같이 제한하였다.

$$v_i = (v_{min}, v_{max}) \quad (4)$$

##### 2.2 장애물 회피 알고리즘

개체가 장애물과 임의의 거리에 존재 할 때 목적함수 의해 Best 로봇을 따라 이동하게 되는데 Best 로봇이 목적지점을 알 수 없는 지역 극소에 빠질 경우 <그림 1>과 같이 빠져나올 수 있다.

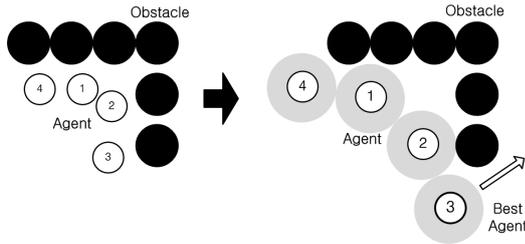


<그림 1> 장애물 회피 알고리즘

로봇은 이동하면서 목적함수를 최소화 시키는 방향으로 이동하게 되며 식(5)와 같이 나타낼 수 있다.

$$F_i = (x_d - x_i)^2 \quad (5)$$

여기서  $x_d$ 는 목표지점,  $x_i$ 는 best 개체의 위치이다.



〈그림 2〉 장애물 발견 시 로봇간의 거리 변화

〈그림 2〉는 장애물을 발견하였을 경우 각 로봇간의 거리의 변화를 두어 장애물 회피 및 지역극소를 벗어 날 수 있다.

### 2.3 개체 간 충돌 회피 알고리즘

로봇이 이동시 주변 로봇과의 충돌을 회피하기 위해 주변에 가상공간을 적용하였으며 식(6)과 같이 나타낼 수 있다.[3][4]

$$x_i = x_i + r_d \frac{(x_i - x_j)}{r_0} - (x_i - x_j) \quad (6)$$

여기서,  $r_0 = |x_i - x_j|$ ,  $r_d$ 는 가상공간의 반지름이다.

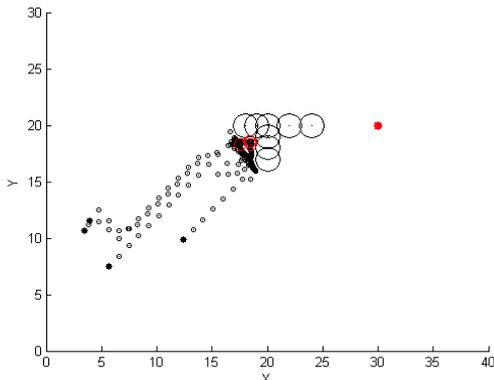
### 2.4 모의실험

본 논문에서는 4개의 모바일 로봇과 8개의 장애물을 이용하여 임의의 공간상에서 아래 [표 1]과 같은 파라미터를 이용하여 모의실험을 실시하였다.

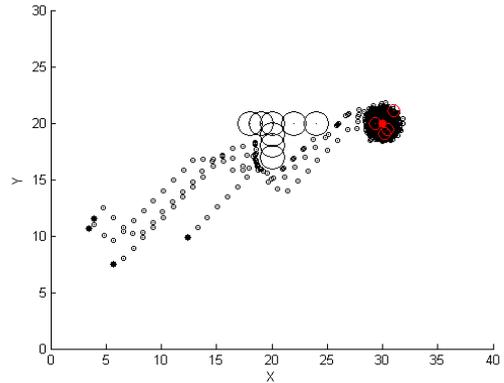
좌표 (20,20) 부근에서 장애물이 존재 할 때 목적지점이 장애물에 가려져 알 수 없는 상황이 발생할 경우 관성하중치 상수값에 의한 영향으로 지역 극소에 빠지는 상황을 〈그림 3〉에서 볼 수가 있으며 〈그림 4〉는 제안된 장애물 회피 방법으로 지역극소를 탈출 하여 목적지점인 (30,20) 좌표에 도착하였음을 알 수 있다. 〈그림 5〉는 구간별 제안된 장애물 회피 방법을 나타내었다.

[표 1] 모의실험 파라미터

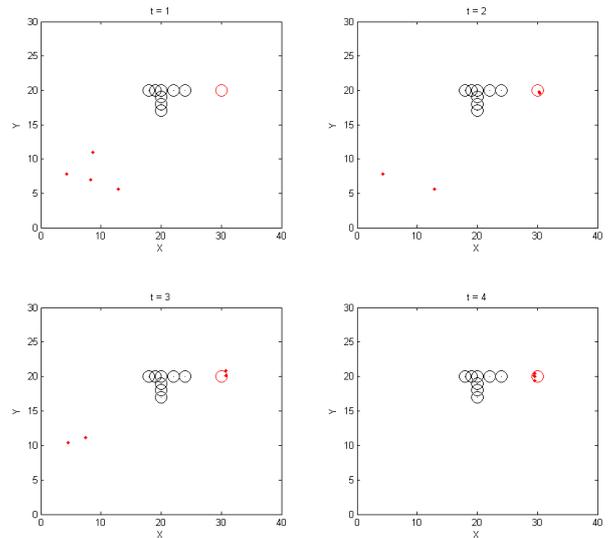
파라미터	값	파라미터	값
obstacle_1	(20,20)	agent_1	(3.8783, 11.5606)
obstacle_2	(19,20)	agent_2	(3.4885, 10.6232)
obstacle_3	(18,20)	agent_3	(12.3745, 9.8631)
obstacle_4	(20,19)	agent_4	(5.6732, 7.5027)
obstacle_5	(20,18)	radius_agents	1
obstacle_6	(17,22)	goal	(30,20)
obstacle_7	(22,20)	t_s	0.01
obstacle_8	(24,20)	v_limit	2



〈그림 3〉 일반적인 장애물 회피 방법(지역극소)



〈그림 4〉 제안된 장애물 회피 방법(지역극소 탈출)



〈그림 5〉 구간별 제안된 장애물 회피 방법

## 3. 결 론

본 논문에서는 다개체 모바일 로봇의 자기 조직화를 통해서 장애물 발견 시 지역극소를 벗어 날 수 있는 회피방법을 제안하였다. PSO 방법 중 관성하중치에 의한 지역탐색 능력의 결여로 목표지점을 일시적으로 상실했을 경우 원하는 목적지점에 도달 할 수 있는 방법을 개선하였다. 모의 실험을 통하여 각 세대별 장애물 회피 방법을 입증하였다.

### [참 고 문 헌]

[1] J. Kennedy, R. Eberhart, "Particle Swarm Optimization", Proc. of IEEE Int. Conf. on Neural Networks, vol. 4, pp. 1942-1948, 1995.

[2] S. Garnier, J. Gautrais, G. Theraulaz, "The Biological Principles of Swarm Intelligence", Swarm Intelligence, Springer Newyork, vol. 1, no. 1, pp. 3-31, 2007.

[3] Dong Hun Kim, "Self-organization of Swarm Systems by Association", International Journal of Control, Automation and Systems, vol. 6, no. 2, pp. 253-262, Apr. 2008.

[4] Dong Hun Kim, "Self-organization for Multi-agent Groups", International Journal of Control, Automation and Systems, vol. 2, no. 3, pp. 333-342, Sep. 2004.