한국지능시스템학회 논문지 2010, Vol. 20, No. 3, pp. 413-421

컬러 인식에 기반을 둔 스웜 로봇의 자기 조직화 연구

Self-Organization of Swarm Robots Based on Color Recognition

정하민* · 황영기** · 김동헌**+

Hahmin Jung*, Young Gi Hwang**, and Dong Hun Kim**+

* 경남대학교 첨단공학과

** 경남대학교 전기공학과

요 약

본 논문에서는 로봇 축구용 카메라를 사용하는 기존 경로계획의 제한적인 사항을 극복하기 위해서 컬러 인식법에 의한 경로계획방법을 제시한다. 제안된 연구에서는 움직이는 목표물이 스웜로봇과 멀리 있어도 로봇의 직선 시야를 기반으로 동료 로봇을 따라가며, 움직이는 목표물을 추적 할 수 있다. 제안된 포텐셜 필드는 동료 로봇과의 충돌과 장애물과의 충돌을 피하면서 스웜 로봇들이 움직이는 목표물을 향하여 이동하게 한다. 결국, 스웜 로봇들 사이의 시각적 도움에 의해 최종 목표물에 모든 스웜 로봇들이 도달하게 된다. 제안된 방법은 움직이는 파티클, 즉 점 로봇이 아닌 논홀로노믹 제한이 있는 유니 사이클 로봇들을 대상으로 자기 조직화 방법을 제시하기 때문에 실제 하드웨어 적용시 유용하다.

키워드 : 스웜시스템, 포메이션, 그룹행동, 포텐셜함수, 직선시야

Abstract

In the study, self-organization by color detection is proposed to overcome required constraints for existing self-organization by an external ceiling camera and communication. In the proposed self-organization, each swarm robot can follow its colleague robot and all swarm robots can follow a target by LOS(Line of Sight). The swarm robots follow the moving target by the proposed potential field, avoiding confliction with neighboring robots and obstacles. Finally, all swarm robots are reached by a sight among swarm robots. In this paper, for unicycle robots with non-holonomic constraints instead of point robot with holonomic constraints self-organization is presented, it enhances the possibility of H/W realization.

Key Words : Swarm System, Formation, Group Behavior, Potential Functions, Line Of Sight

1. 서 론

A. 연구 배경

자연에는 무리지어 행동하는 생물들이 많이 있다. 그 예로, 눈에 보이는 새, 물고기, 작은 곤충, 포유류부터 눈에 보이지 않는 박테리아 군체등 다양하다. 무리지어 행동하는 생물들중 몸집의 크기가 작거나 힘이 작은 동물들은 개인적으로 힘든 일들을 여럿이 모여서 가능하게 만든다. 많은 장점들 중에서 크게 세가지를 보면, 1)포식자로부터 자신을 보호한다[1]. 동물 하나가 가지는 시각, 청각, 후각 이라는 센서가 모여서 만들어지는 커다란 센서 시스템은 포식자의 위험으로부터 무리를 지켜준다. 2)혼자서 옮길 수 없는 무거운 먹이가 있을 때 서로 협력하여 이동시킬 수 있기 때문에 먹이를 구할 수 있는 기회를 증가시켜 준다. 이는 하드웨어 적인 측면에서 그리퍼[3,4]를 사용하는 연구에 응용 되었다. 특히, 스웜봇(swarm-bot)[3]은 무거운 물건을 옮길 수 있고, 험한 지형을 혼자서 이동할 수 없게 되었을 경우 무리를 지어 합체함으로서 로봇의 전체 몸체를 크게 만들 수 있다. 이러한 로봇 모듈화 시스템의 또 다른 예로는 스템셀(stem cell)을 사용한 슈퍼봇(superbot)[2]이 있다. 슈퍼봇은 전형적인 방법이 아닌, 로봇과 로봇의 몸체 결합에 의해서 더욱 커다란 로봇을 구성한다. 이러한 스웜 로봇은 자율적으로 외부 환경을 인식하여 외부의 명령 없이 메커니즘적인 결합에 의해 스스로 조직화한다. 특히 논문 [2]에서 스웜 로봇은 손상을 입었을 경우, 스스로 로봇 전체 기능이 줄어들지 않는 방향으로 치료한다. 3)포메이션을 이루어 이동함으로서 쉽게 리더를 향해 이동할 수 있고, 주변을 나누어서 쉽게 관찰 할 수 있다. 철새들이 이동할 때 관찰해보면, V자 대형으로 무리를 지어서 이동한다. 그리고 무리를 지어서 먹이를 사냥하는 육식동물들은 저마다 포메이션을 이루어서 자신보다 큰 동물을 사냥한다. 이렇듯 동물의 종류와 행동 목적에 따라서 포메이션을 사용한다. 이를 반영하여 [7-10]에서는 모바일 로봇의 행동 제어에 뭉치고-흩어지고-정렬하는 포메이션을 연구했다. [8,9]에서는 지상의 에이전트가 아닌 공중과 물속 에이전트의 포메이션 연구를 했다. 무리를 이용한 경로 계획을 위해서 I) 리더 추적 기반,

접수일자 : 2010년 2월 11일
완료일자 : 2010년 5월 7일
+ : 교신저자
이 논문은 2008년도 정부재원(교육인적자원부 학술연구조성사업비)으로 한국학술진흥재단의 지원을 받아 연구되었음(KRF-2008-331-D00223)

II) 행동 기반[9], III) 가상의 구조물[8]을 접근한 방법으로 정형화된 포메이션[10,11]을 사용하였다. 무리지어 행동하는 동물들의 위 세가지 장점 중 제안된 방법은 세 번째 방법을 기초로 한다.

B. 관련된 연구

기존의 연구[5,6,12]에서, 각 에이전트는 성공적인 그룹 행동을 위해 모든 에이전트의 위치 정보를 사용하였다. 또한 연결가능성이 높은 에이전트를 따라서 움직이는 경로 계획을 고려하였고[5,6], 이를 가장 거리가 가까운 로봇의 도움으로 움직이는 경로계획과 비교를 하였다. 기존의 연구들은 실제 하드웨어 대상이 아닌 논홀로노믹 제한이 없는 에이전트 대상의 연구[1] [5-7][11-13] 이다. 따라서 알고리즘의 실제 H/W 적용이 어렵다는 단점이 있고, 이상적인 경로계획만을 고려하게 된다. 또한, 이와 같은 연구는 성공적인 그룹 행동을 위해 모든 에이전트의 위치 정보를 사용한다. 따라서 공간적인 제약이 생긴다. 즉, 로봇 축구용 카메라처럼 비전 시스템을 설치하여 모든 로봇의 위치를 알아야한다는 제한이 생긴다. 이러한 경로 계획법은 전체 연결된 모든 에이전트들 사이의 과다한 정보협력을 요구하기 때문에 많은 시간 소비와 복잡한 통신 환경에 의해 따라오는 많은 데이터 수집을 가져온다. 따라서, 스웜 시스템에서 많은 에이전트들로 구성되면 될수록 더욱더 많은 위치 정보를 필요로 하고, 한공간의 제약을 받기 때문에 천장의 카메라를 부착할 수 없는 환경에서는 적응하기 어렵다.

C. 본 연구의 방향

본 논문은 연합법을 처음 종합적으로 다룬 연구 [5,6]에서의 결과를 바탕으로, 동적 연합법을 생각 하였다. 동적 연합법이란, 여러 로봇의 정보가 아닌 하나의 로봇 정보만을 가지고 그룹을 이루면서 원하는 목적지까지 이동하는 방법이다. 이러한 방법은 장소의 제약을 없애 주고 하드웨어를 단순하게 만들어준다. 마치 넓은 들판에서 무리지어 이동하는 소떼들의 경로계획방법과 유사하다. 청각적인 요소가 없다고 가정 하였을 때, 이 동물들은 무리 전체에 의존하지 않고, 자신만의 시야에만 의존하여 이동한다. 1)시야에 보이는 자신 주변의 이웃 동물들과 고정된 장애물에 충돌하지 않는다. 2)목적지를 향해서 그룹 행동을 한다. 본 논문에서는 이와 같은 특징이 있는 동물들의 연합법을 모방 하려고 한다. 즉, 모든 이웃의 에이전트들에 의존하지 않고, 시야에 보이는 자신 주변의 이웃 에이전트와 연합을 유지한다. 따라서 전통적인 알고리즘[1][5-7][12,13]과 다르다. 이 알고리즘에 의해 스웜 로봇들은 자신만의 시야를 가지고[12] 장애물을 고려하며 그 에이전트의 이웃들에 의해서 자기 조직화가 되어 진다. 여기서 자기 조직화 한다는 것은 변화되는 상황에 맞추어 최적의 경로를 찾고 군집을 이룬다는 것이다. 따라서 정형화된 포메이션[7-11]이나 유동적인 포메이션을 찾는 것은 아니다.

본 논문은 스웜 시스템의 그룹 행동을 효과적으로 만들기 위해 기초를 제공한 본 저자들 논문[16]의 확장된 연구이다. 제안된 연구는 저자들의 이전 논문[16]에서 설계된 포텐셜 함수, 파라미터를 동일하게 사용하지만, 논문 [16]와 다르게 이웃의 모든 로봇의 위치 정보를 고려하지 않고 직선 시야에 보이는 이웃로봇과 장애물만 고려한다. 또한 컬러 인식 기반으로 목표물이 시야에 없을 때 기준로봇을 목표물로 고려한다. 스웜 시스템에서 에이전트들의 효과적인 이동을 위해서 기본적으로 고려해야 하는 것들이 있다. 첫째, 에이전트 대 에이전트 그리고 에이전트와 장애물 사이에 충돌이 없어야 한다. 둘째, 스웜 시스템은 포메이션을 이루거나 군집형태로 이동해야 한다. 셋째, 목적지까지 군집을 이루어서 이동을 하여야 한다. 제안된 알고리즘은 비전으로 인식한 컬러정보를 사용한다. 전통적으로 사용되어진 방법은 장애물에 의해 가려지는 시야를 무시하고, 서로가 모두 상대방의 위치를 알고 있다고 가정한다. 그러나 제안된 컬러 인식에 의한 자기조직화 방법은 직선시야(Line Of Sight, LOS)[5][6]를 고려하여 컬러 센서 범위에서 보여지는 이웃 에이전트들의 정보만을 사용한다. 따라서 모든 에이전트들의 좌표가 필요하지 않게 되고 이웃하는 에이전트들만의 정보를 이용한다(여기서 정보라는 것은 비전센서를 사용하였을 때 인식한 컬러가 의미하는 우선순위에 관한 내용이다). 장애물에 의해서 가려진 에이전트와 거리 센서 범위 밖의 에이전트는 위치를 알 수 없는 에이전트를 고려한다. 결국, 스웜 로봇들 사이의 시각적 도움에 의해 최종 목표물에 모든 스웜 로봇들이 도달하게 된다.

본 논문은 움직이는 파티클, 즉 점 로봇이 아닌 논홀로노믹 제한이 있는 유니 사이클 로봇 모델[14]을 대상으로 자기조직화방법을 제안한다. 따라서 본 논문에서는 '에이전트'라는 용어대신 '로봇'이라는 용어를 사용한다. 제안된 알고리즘은 LOS를 고려하기 때문에 비젼을 사용하는 자율로봇이며, 통신하드웨어를 사용하지 않고 비젼만을 사용하여 상대로봇의 위치를 파악한다. 따라서, 다개체 로봇 무리인 스웜 로봇의 자기조직화를 위하여 실제 적용 가능하다는 장점을 가진다. 또한, 로봇축구에서 사용되는 카메라를 사용하지 않기 때문에 공간제약이 없는 실외환경에서 다개체 군을 형성하는 로봇 행동 제어를 위한 하드웨어 구성에 많은 장점을 제공해 줄 수 있다.

본 논문은 다음과 같이 구성되어있다. 2장에서, 논문에서 사용되는 유니사이클 로봇모델에 대해서 간략하게 제시 하고, 유니사이클 로봇의 자기 조직화를 위하여 좌표설계 방법을 다룬다. 스웜로봇의 자기 조직화를 위한 포텐셜 함수 설계를 3장에서 다룬다. 4장은 LOS기반으로 컬러 인식에 의한 자기 조직화 설계 방향을 다룬다. 이를 바탕으로 5장에서는 여러 상황에 대한 시뮬레이션을 통하여 제안하려는 컬러인식기반의 자기조직화 방법이 효과적이라는 것을 보여 준다.

2. 로봇 모델과 제어 방법

자연속에서 무리를 지어 다니는 생명체들은 전기와 기계공학자들에게 깊은 영감을 준다. 일반적인 스웜 시스템은 로봇의 협력으로 이루어진다. 일반적으로 스웜로봇은 논홀로노믹 제한이 없는 파티클 혹은 점 로봇을 대상으로 한다. 하지만 본 연구에서는 추후 H/W 구현을 고려하여 파티클 모델 대신에 논홀로노믹 제한이 있는 유니 사이클 로봇모델을 대상으로 한다.

2.1 유니사이클 로봇 모델

유니사이클 로봇 모델은 그림 1처럼 구성된다. 유니사이클 로봇모델은 3개의 벡터인 $q_i = (x_i, y_i, \phi_i)^T$로 묘사 한다. 여기서 3개의 벡터는 위치 x, y 그리고 기준 프레임에 대한 방위각으로 표현된다. 로봇 i는 P_i위치에서 지면에 대한 미끄러짐이 없다고 가정을 하면 다음과 같은 (x_i, y_i) 로봇의

중심의 중력에 대한 수식을 얻게 된다[14].

$$\dot{x}_i sin\phi_i - \dot{y}_i cos\phi_i = 0 \tag{1}$$

여기서 ϕ_i는 방위각이다. 식(1)에의한 기본적 제한은 적분이 불가능하다. 여기서, 적분이 불가능 하다는 것은 i번째 로봇의 x축 이동과 y축 이동을 의미하는 $\dot{x}_i$와 $\dot{y}_i$부분이 sin과 cos함수에 의해서 종속되므로 독립적이지 못하고, 일정한 방위각 범위에서 $\dot{x}_i$와 $\dot{y}_i$는 동시에 존재 할 수 없다는 것이다. 즉 논홀로노믹이다. 경도의 속도 v_i와 각속도 w_i는 다음과 같이 주어진다.

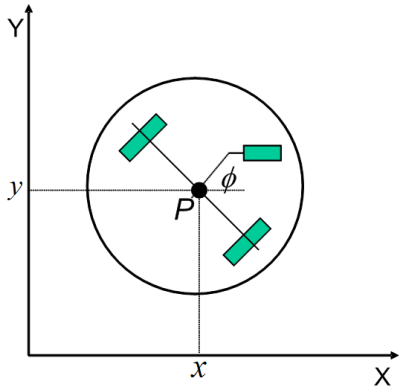


그림 1. 유니사이클 로봇 모델.
Fig. 1. Unicycle robot model.

$$\dot{x}_i cos\phi_i + \dot{y}_i sin\phi_i = v_i \ , \dot{\phi}_i = w_i \tag{2}$$

따라서, 운동 모델은 다음처럼 주어진다.

$$\mathbf{q_i} = \begin{bmatrix} \dot{x}_i \\ \dot{y}_i \\ \dot{\phi}_i \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} cos\phi_i & 0 \\ sin\phi_i & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} v_i \\ w_i \end{bmatrix}. \tag{3}$$

2.2 궤적 제어

제어 알고리즘은 다음처럼 주어진다[14].

$$v_i = \gamma \rho_i cos\Delta\phi_i \ , \ \ w_i = k\Delta\phi_i + \dot{\phi}_{di} \tag{4}$$

여기서, $\rho_i = \sqrt{\Delta x_i^2 + \Delta y_i^2}, \Delta x_i = x_{di} - x_i, \Delta y_i = y_{di} - y_i, \Delta\phi_i = \phi_{di} - \phi_i, \phi_{di} = \tan^{-1}(\Delta y_i, \Delta x_i)$ 그리고 $k, \gamma > 0$ 이다. $P_{di}(x_{di}, y_{di})$는 좌표의 궤도이다. 이러한 궤도는 가상의 리더로 사용된다. [16]에서 증명된 것처럼 파라미터 k와 γ값을 적당히 설정하면, 오차상수 ρ_i와 $\triangle\phi_i$는 일정한 양의 값내에 있다는 것을 보여준다.

$$\lim_{t\to\infty} \rho_i(t) \le d, \ \lim_{t\to\infty} \| \triangle\phi_i \| \le \delta \tag{5}$$

본 논문에서는 그룹이동, 장애물회피, 포메이션형성에 대한 포텐셜함수를 사용하여 식(6)처럼 유니사이클 로봇의 좌표 궤도에 적용한다.

$$x_{di} = \alpha_1 F_{xi}, \ \ y_{di} = \alpha_1 F_{yi} \tag{6}$$

여기서 α_1은 포텐셜 함수의 크기를 조절하는 가중치 상수이다. $F_i(F_{xi}, F_{yi})$는 포텐셜 함수에 의해 설계되는 힘의 함수이고, 다음장에서 다루어진다.

3. 인공 포텐셜 함수 (APFs) 설계

그룹 이동, 장애물 회피, 그리고 그룹 포메이션을 가지는 자기 조직화된 스웜 시스템을 만들기 위해 인공 포텐셜 함수(Artificial Potential Functions, APFs)를 이용한다. 본 논문에서 로봇들이 목표물로 이동하는 것은 논문[7-11]의 포메이션 제어와는 다르다. 즉 목표물을 향해서 이동 할 때 그룹을 만들어서 무리를 이루어 움직이지만 특별하게 정형화된 포메이션을 사용하지 않는다. 즉, 특정 포메이션을 위한 제어가 아니라 분산된 시스템의 잘 구성화된 노드와 같이 다 개체 로봇을 하나의 시스템으로 사용한다.

다음은 이동과 장애물 회피를 위한 APFs와 그룹 포메이션을 위한 APFs 설계에 대하여 다룬다. 논문 [17]에서 저자들은 다음과 같이 전체 포텐셜 함수를 설계 하였다.

$$U_i^{ogg} = \frac{1}{c_g} U_i^o \cdot U_i^g + U_i^g = \sum_{j\in N_{oi}} \{c_o e^{-\frac{\|\psi_j^o\|^2}{l_o^2}}\}(1 - e^{-\frac{\|\psi_j^g\|^2}{l_g^2}}) - c_g e^{-\frac{\|\psi_i^g\|^2}{l_g^2}} + c_g. \tag{7}$$

식(7)의 포텐셜에 대응하는 힘은 다음과 같다.

$$F_i^{ogg} = -\nabla U_i^{ogg} = \sum_{j\in N_{oi}} \{\frac{2c_o\psi_j^o}{l_o^2} e^{-\frac{\|\psi_j^o\|^2}{l_o^2}}\}(1 - e^{-\frac{\|\psi_j^g\|^2}{l_g^2}}) + \sum_{j\in N_{oi}} \{c_o e^{-\frac{\|\psi_i^g\|^2}{l_o^2}}\}(-\frac{2\psi_i^g}{l_g^2} e^{-\frac{\|\psi_i^g\|^2}{l_g^2}}) - \frac{2c_g\psi_i^g}{l_g^2} e^{-\frac{\|\psi_i^g\|^2}{l_g^2}}. \tag{8}$$

여기서, N_{oi}는 i로봇 가 식별할 수 있는 범위에서의 장애물을 의미하며, $\psi_i^g = R_i - R_T$. (여기서, R_i는 i번째 로봇 이고, R_T는 목표물의 좌표). U_i^o, U_i^g는 각각 장애물 회피, 목적지로 향하게 하는 포텐셜 함수이다. 그리고 c_o, l_o, c_g, l_g는 포텐셜 함수의 파라미터이다.

그룹 포메이션을 위한 각 에이전트의 포텐셜 함수는 다음과 같이 구성 한다.

$$U_i^f = \sum_{k\in N_{fi}} \{c_r e^{-\frac{\|\psi_k^f\|^2}{l_r^2}} - c_a e^{-\frac{\|\psi_k^f\|^2}{l_a^2}} + c'_a \|\psi_k^f\|^2 + c_f\}. \tag{9}$$

여기서, N_{fi}는 포메이션을 위해서 로봇 i가 직선시야를 기반으로 볼 수 있는 이웃한 로봇들을 정의 한다. ψ_k^f는 i로봇과 다른 로봇 k와의 거리 벡터이다. 그리고 c_r, c_a, l_r, 과 l_a는 각각 밀어내는 힘과 당기는 힘과 관련된 파라미터들이고 c'_a는 보조적으로 끌어당기는 힘이다.

$$c_f = -c_r e^{-\frac{c'_f}{l_r^2}} + c_a e^{-\frac{c'_f}{l_a^2}} - c'_a c'_f. \tag{10}$$

여기서, $c'_f = \frac{l_r^2 l_a^2}{l_r^2 - l_a^2} ln \frac{c_a c'_a l_r^2}{c_r l_a^2}$ 이고, 포텐셜 함수의 최소값이 0이 되도록 하기 위해서 사용한다.

U_i^f가 최소일때, 두 로봇 사이의 상대 안전거리는 $d^f = \sqrt{c_f}$ 이다. 식(9)의 포텐셜에 대응하는 힘은 다음과 같다.

$$F_i^f = -\nabla U_i^f = \sum_{k \in N_{fi}} \{ \frac{2c_r \psi_k^f}{l_r^2} e^{-\frac{\|\psi_k^f\|^2}{l_r^2}} - \frac{2c_a \psi_k^f}{l_a^2} e^{-\frac{\|\psi_k^f\|^2}{l_a^2}} - 2c'_d \psi_k^f \}. \quad (11)$$

식(11)의 포텐셜 함수와 힘에 대한 증명은 본 저자가 제안한 논문[17]의 제안 3을 기초로 한다. 4장은 저자가 제안한 3장의 APFs를 기반으로 컬러 인식에 의한 자기 조직화에 대하여 다룬다.

식(16)에서 $F_i(F_{xi}, F_{yi})$는 포텐셜 함수에 의해 x_{di}, y_{di}, ϕ_{di}의 값을 변경한다. 따라서 식(4) ρ_i, $\triangle\phi_i$의 값이 변경되고, 제어 입력 v_i, w_i가 설계 되어 진다. 이 제어 입력이 로봇 운동 모델 식(3)에 적용되면 유니사이클 로봇이 움직이게 된다. 실제 H/W 구현시, 식(4)의 v_i는 두 모터에 주어지는 전압의 평균을 입력을 의미하고, w_i는 두 모터의 전압 차이입력을 의미한다. 즉, 오른쪽 모터 전압 $V_R = k_v(v_i + \frac{Rw_i}{2})$, 왼쪽 모터 전압 $V_L = k_v(v_i - \frac{Rw_i}{2})$이다. 여기서, R은 유니사이클 로봇의 지름이고, k_v는 전압 비례상수이다.

4. 컬러 인식에 의한 자기 조직화

그림 2는 R_1로봇의 LOS 고려 범위를 보여준다. 로봇 R_1과 다른 로봇과의 연결선은 센서 범위 내에서 어떤 장애물들과 가려지지 않고 컬러를 인식할 수 있는 것을 의미 한다. 그리고 X표시는 장애물에 가리워져 볼 수 없다는 것을 의미 한다. 그림 2의(a)와 (b)에서는 장애물에 가리워져서 이웃로봇 R_2와 목표물을 보지 못한다. 그림 2의(c)와 (d)는 그림 2의(a)와 (b)와는 다르게 이웃 로봇 R_3에 의해 로봇 R_1은 로봇R_2와 목표물을 보지 못한다. 여기서 로봇R_3는 움직이는 장애물[14]이 된다.

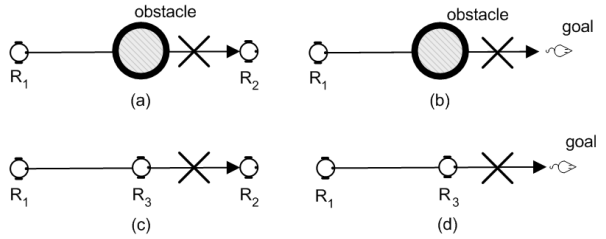


그림 2. LOS고려 범위.
Fig. 2. Consideration of LOS.

4.1 LOS에 의한 고려 범위

로봇R_k의 LOS 고려 범위는 다음과 같이 정의 한다. $S_k \equiv \{R_k | \sqrt{(x_1^j - x_1^k)^2 + (x_2^j - x_2^k)^2} \le r,\ j \ne k\}$.

여기서 x_1^k과 x_2^k는 2D환경에서 R_k의 위치이고, x_1^j와 x_2^j는 로봇R_k가 아닌 동료 로봇R_j와 목표물R_T의 위치를 의미한다. 그리고 r은 센서인식 범위 이다. 실제 하드웨어를 고려할 때 센서 범위 내에 있는 장애물에 따라서 적용되는 포텐셜 함수를 다음과 같이 분류 할 수 있다.

a. $\psi_j^o \ge r$: $U_i^o \ne 0$, $U_i^{ogg} = \frac{1}{c_g} U_i^o U_i^g + U_i^g$.

b. $\psi_j^o < r$: $U_i^{ogg} = U_i^g$

$I_k \equiv \{R_k | R_k \subset S_k, \overline{R_i R_k}, intersects\ with\ nearby\ obstacle\ s\}$: I_k는 로봇 k의 센서범위 안에서 그림 2의 장애물에 의해 보이지 않는 로봇과 목표물을 나타낸다, $N_k = S_k - I_k$: k로봇이 인식한 로봇과 목표물을 나타낸다, $T_k = \{R_k | R_k \subset N_k, \min(\overline{R_i R_k}),\ R_k\ is\ priority\ robot\}$: T_k는 컬러 센서 범위안의 로봇에 대하여 우선순위가 가장 높은 로봇들 중 거리가 가장 작은 동료 로봇과 목표물을 나타낸다. LOS고려 범위는 관찰 로봇을 기준으로 LOS 안에 있는 이웃한 에이전트들과 함께 연합을 할 때 사용 된다.

그림 2의 (a)에서 $R_2 \in I_1$, $R_k \notin N_1$, $R_k \notin T_1$, (b)에서 $R_T \in I_1$, $R_k \notin N_1$, $R_k \notin T_1$, (c)에서 $R_2 \in I_1$, $R_3 \in N_1$, $R_3 \in T_1$, (d)에서 $R_T \in I_1$, $R_3 \in N_1$, $R_3 \in T_1$. T_k에 따라서 표1처럼 로봇의 컬러를 정의 할 수 있다. T_1의 정보는 식(8)에서 R_T대신사용 된다. 결과적으로 로봇R_1은 고정된 장애물과 움직이는 장애물에 대해서도 고려한다[13].

로봇 R_k를 기준으로 포텐셜 함수는 상황에 따라 다음과 같이 세가지로 구분된다.

1) $R_T \in T_k$ 일때 (즉, 목표물을 보는 로봇인 경우)
포텐셜은 식(7) 과 (9)의 합으로 표현되고, 상황에 따라 힘은 식 (8)과 (11)의 합으로 표현된다.

2) $R_T \notin N_k$이고 $N_k \in T_k$ 일때, (즉, 목표물을 보지는 못하고 동료로봇을 보는 로봇인 경우)
전체 포텐셜은 다음과 같다.

$$U_i^{orrf} = \frac{1}{c_g} U_i^o \cdot U_i^r + U_i^r + U_i^f = \sum_{j \in N_{oi}} \{c_o e^{-\frac{\|\psi_j^o\|^2}{l_o^2}}\} \cdot (-e^{-\frac{\|\psi_j^o\|^2}{l_g^2}} + 1)$$
$$- c_g e^{-\frac{\|\psi_i^r\|^2}{l_g^2}} + c_g + \sum_{k \in N_{fi}} \{c_r e^{-\frac{\|\psi_k^f\|^2}{l_r^2}} - c_a e^{-\frac{\|\psi_k^f\|^2}{l_a^2}} + c'_a \|\psi_k^f\|^2 + c_f\}. \quad (12)$$

여기서 ψ_i^r은 로봇 i에서 T_k 까지의 거리 벡터이다. 힘은 식(12)에 의해 다음과 같다.

$$F_i^{orrf} = -\nabla U_i^{orrf} = \sum_{j \in N_{oi}} \{\frac{2c_o \psi_j^o}{l_o^2} e^{-\frac{\|\psi_j^o\|^2}{l_o^2}}\}(-e^{-\frac{\|\psi_j^o\|^2}{l_g^2}} + 1)$$
$$+ \sum_{j \in N_{oi}} \{c_o e^{-\frac{\|\psi_j^o\|^2}{l_o^2}}\}(-\frac{2\psi_i^r}{l_g^2} e^{-\frac{\|\psi_i^r\|^2}{l_g^2}}) - \frac{2c_g \psi_i^r}{l_g^2} e^{-\frac{\|\psi_i^r\|^2}{l_g^2}} + \sum_{k \in N_{fi}} \{\frac{2c_r \psi_k^f}{l_r^2} e^{-\frac{\|\psi_k^f\|^2}{l_r^2}}$$
$$- \frac{2c_a \psi_k^f}{l_a^2} e^{-\frac{\|\psi_k^f\|^2}{l_a^2}} - 2c'_d \psi_k^f\}. \quad (13)$$

3) $R_T \notin I_k$이고 $N_k \notin T_k$ 일때(즉, 목표물과 이웃로봇 둘 다 보지 못하는 로봇인 경우)

$$U_i^{ozzf} = \frac{1}{c_g} U_i^o \cdot U_i^z + U_i^z + U_i^f = \sum_{j \in N_{oi}} \{c_o e^{-\frac{\|\psi_j^o\|^2}{l_o^2}}\} \cdot (-e^{-\frac{\|\psi_j^o\|^2}{l_g^2}} + 1)$$
$$- c_g e^{-\frac{\|\psi_i^z\|^2}{l_g^2}} + c_g + \sum_{k \in N_{fi}} \{c_r e^{-\frac{\|\psi_k^f\|^2}{l_r^2}} - c_a e^{-\frac{\|\psi_k^f\|^2}{l_a^2}} + c'_a \|\psi_k^f\|^2 + c_f\}. \quad (14)$$

여기서 $\psi_i^z = R_i - T_i$ (여기서, T_i는 이전스텝에서 확인하

였던 거리벡터 이다). 식(14)에 의해 힘은 다음과 같다.

$$F_i^{ozzf} = -\nabla U_i^{ozzf} = \sum_{j\in N_{oi}} \{\frac{2c_o\psi_j^o}{l_o^{\,2}} e^{-\frac{\|w_j^o\|^2}{l_o^2}}\}(-e^{-\frac{\|w_j^o\|^2}{l_g^2}}+1)$$

$$+\sum_{j\in N_{oi}} \{c_o e^{-\frac{\|w_j^o\|^2}{l_o^2}}\}(-\frac{2\psi_i^r}{l_g^{\,2}} e^{-\frac{\|w_i^r\|^2}{l_g^2}}) - \frac{2c_g\psi_i^r}{l_g^{\,2}} e^{-\frac{\|w_i^r\|^2}{l_g^2}} + \sum_{k\in N_{fi}} \{\frac{2c_r\psi_k^f}{l_r^{\,2}} e^{-\frac{\|w_k^f\|^2}{l_r^2}}$$

$$-\frac{2c_a\psi_k^f}{l_a^{\,2}} e^{-\frac{\|w_k^f\|^2}{l_a^2}} - 2c'_d\psi_k^f\}. \qquad (15)$$

4.2 컬러를 인식한 로봇의 자기 조직화

제시하는 자기 조직화 방법은 컬러인식과 직진시야를 기반으로 동료 로봇과의 충돌을 피하면서 서로의 컬러 상태에 따라 상대 로봇을 따라간다. 목표물을 보고 있는 로봇은 제1로봇군(빨강)으로 지정되며, 목표물은 보지 못하지만 제1로봇군(빨강)을 보는 로봇은 제2로봇군(주황)으로 선정된다. 이러한 방식으로 제3(노랑),4(초록),5(파랑)로봇군이 선정되며, 제1로봇군(빨강)은 목표물을 따라가며, 제2로봇군(주황)은 제1로봇군(빨강)을, 제3로봇군(노랑)은 제2로봇군(주황)을 따라간다. 매 시간마다 장애물과 이웃 로봇에 의해 가려지는 직진시야 상황에 따라 로봇군 형성은 달라진다. 결국, 모든 로봇의 시야가 이러한 방식으로 서로 협력적으로 공유되며, 목표물을 볼 수 없는 로봇도 목표물을 향하게 하여 도달하게 해준다. 하드웨어 제작시 로봇 둘레에 LED 스트링(string)를 장착하여 자신의 컬러를 변화 시킬 수 있고 이를 컬러인식 센서에 의해 인식가능하다고 가정을 한다. 표 1은 로봇의 컬러에 따른 로봇의 LOS 시야 상태이다. 표 1 이외에 더 많은 로봇군을 정의하기 위해서는 추가적인 LED컬러 스트링이 필요하다.

표 1. 로봇 컬러 정의.
Table 1. Definition of robot colors.

로봇 컬러	의미
제1로봇군 (빨강)	목표물을 볼 수 있는 로봇
제2로봇군 (주황)	목표물을 볼수 없으나, 빨강 로봇이 보이는 로봇
제3로봇군 (노랑)	목표물, 빨강 로봇을 볼 수 없으나, 주황 로봇이 보이는 로봇
제4로봇군 (초록)	목표물, 빨강과 주황 로봇을 볼 수 없으나, 노랑 로봇이 보이는 로봇
제5로봇군 (파랑)	목표물, 빨강, 주황과 노랑 로봇을 볼 수 없으나, 초록 로봇이 보이는 로봇
제6로봇군 (검정)	목표물, 빨강, 주황, 노랑, 초록 로봇을 볼 수 없으나, 파랑 로봇이 보이는 로봇

다음은 제안되는 알고리즘에 대해서 일어 날 수 있는 다섯 가지 상황에 대하여 고려한다.

경우 1. 목표물이 이동된 후 볼 수 없게 된 상황 : $R_T \in T_1$ 이후에 $R_T \in I_2$ 되는 경우

그림 3은 움직이는 목표물을 향해 로봇들이 추적할 때 생기는 상황이다. 그림 3의 (a)에서 $R_T \in T_1$ 이고, 로봇 R_1은 빨강이다. 다음 스텝 그림 3의 (b)에서는 $R_T \notin T_1$, $R_2 \in T_1$ 이 되고 로봇 R_1의 컬러는 빨강에서 주황으로 바뀐다. 또한 뒤따르던 로봇 R_3, R_4는 노랑으로 바뀌게 되면서 자신의 목표물 시야 우선순위를 낮추게 된다. 결국 목표물을 보지 못하는 로봇 R_1은 동료 로봇 R_2의 도움으로 목표물을 쫓아가게 된다.

경우 2. 우선순위 로봇이 이동된 후 볼 수 없게 된 상황 : $R_1 \in T_3$ 이후에 $R_1 \in I_3$ 되는 경우

그림 4는 움직이는 목표물을 로봇들이 추적할 때 생기는 상황이다. 그림 4의 (a)에서 $R_1 \in T_3$ 이고, 로봇 R_3는 주황이다. 다음 스텝 그림 4의 (b)에서는 $R_1 \notin T_3$. $R_2 \in T_3$ 가 되고 로봇 R_3의 컬러는 주황에서 노랑으로 바뀐다. 또한 뒤따르던 로봇 R_4, R_5는 초록색으로 바뀌게 되면서 자신의 목표물 시야 우선순위를 낮추게 된다. 결국 우선순위 로봇 R_1을 볼 수 없게 되는 로봇 R_3는 동료 로봇 R_2의 도움으로 목표물을 쫓아가게 된다.

경우 3. 우선순위 로봇이 이동된 후 주위에 아무 로봇이 없는 상황 : $R_4 \in T_5$ 이후에 $R_k \in I_5$ 가 되는 경우

그림 5는 경우 2에서 좀 더 확대하여 동료 로봇을 잃어버린 경우이다. 그림 5의 (a)에서 $R_4 \in T_5$ 이고, 로봇 R_5는 노랑이다. 다음 스텝 그림 5의 (b)에서는 $R_4 \notin T_5$, $R_k \in I_5$ 가 된다. 로봇 R_5는 n-1 스텝의 로봇 R_4의 인식 거리만큼 A 지점으로 이동한 후에 동료 로봇의 도움을 받기위해 대기하게 된다. 만약 n+1스텝에서 $R_k \in I_5$ 된다면 로봇 R_5를 잃게 되고, $R_k \in N_5$ 된다면 경우 2와 같이 목표물을 쫓아가게 된다.

경우 4. 골이 이동된 후에 볼 수없는 상황 : $R_T \in T_2$ 이후에 $R_T \in I_2$ 되는 경우

그림 6은 경우 3과 유사하게 목표물을 잃어버린 경우이다. 그림 6의 (a)에서 $R_T \in T_2$ 이고 로봇 R_2는 빨강이다. 다음 스텝 그림 6의 (b)에서는 $R_T \notin T_2$가 된다. 로봇 R_2는 n-1 스텝의 목표물의 인식 거리만큼 A지점으로 이동한다. 이때 우선순위가 높은 빨강 로봇 R_2는 목표물을 볼 수 없기 때문에 컬러를 표시하지 않게 된다. 따라서 컬러정보는 의미가 없게 되고, R_2의 정보를 사용하던 다른 로봇들도 컬러를 표시하지 않게 된다. 만약 n+1 스텝에서 $R_T \notin T_2$가 되면, 모든 로봇은 목표물을 쫓아 갈수 없게 된다.

경우 5. 우선하는 등급의 색이 현재의 로봇 상태에 목표물과 더 먼 거리에 있을 때 : 역주행 문제

그림 7은 표1의 정보만을 사용하여 이동하는 로봇들의 역주행 문제를 보여준다. 그림 7의 (a)에서 로봇 R_1, R_4는 빨강이고 $\psi_1^g < \psi_4^g$. 다음 스텝 그림 7의 (b)에서는 $R_T \in I_1$, $R_4 \in T_1$이 되고, 동료 로봇들의 정보는 $R_4 \in T_2, R_4 \in T_3$로 된다. 이처럼 로봇 R_4를 제외한 모든 로봇이 역주행을 하게 된다. 이와 같은 문제는 전 방향 비젼 정보를 사용할 때 발생할 수 있고,단순한 비젼 정보와 직선시야만을 사용하기 때문에 발생되는 문제이다. 만약 R_4가 더 제한된 시야를 가지고 있다면 골을 볼 수가 없게 되고 모든 로봇은 자신의 목표물을 잃은채 이전에 기억된 목표물의 위치로 이동을 하였을 것이다. 이처럼 역주행 문제는 전 방향 비젼 정보를 사용하기 때문에 나타나게 된다. 이것은 $R_T \in N_1$이고, n-1 스텝에서 $\psi_1^g < \psi_4^g$ 인 경우 n스텝에서 $R_T \notin N_1$이면, R_1이 기억하고 있는 n-1 스텝의 R_T위치로 이동하면 문제는 해결 될 수 있다. 하지만 목표물이 계속 움직일 수 있으므로 알고리즘에서는 로봇 R_1이 빨강 로봇 R_4를 향해 이동하는

것으로 한다.

4.3 제안된 행동 알고리즘

4.2장의 여러 상황에 대하여 대체하기 위하여 만든 알고리즘이 그림 9이다. 그림 9의 순서도를 바탕으로 그림 8의 상황을 분석해보면 다음과 같다. 로봇R_8의 입장에서 다른 로봇을 인식하는 방법에 대해 살펴보면 다음과 같다. $S_8=\{R_1,R_2,R_3,R_4,R_5,R_6,R_7,R_9,R_{10},R_T\}$,$I_8=\{goal,R_1,R_2,R_3\}$,$N_8=\{R_4,R_5,R_6,R_7,R_9,R_{10}\}$, $T_8=\{R_4\}$이다. 이때 로봇사이의 선(line)은 낮은 컬러 순위를 가지는 로봇이 선택한 높은 순위의 로봇을 의미한다. 로봇R_8은 로봇R_4의 도움을 받아서 움직이기 때문에 자신의 색은 녹색으로 표시 된다. 로봇R_8은 R_T를 볼 수 없지만, 동료 로봇 R_4, R_3, R_2의 도움으로 목표물을 따라갈 수 있다.

로봇R_4의 자기 조직화 과정을 그림 9의 알고리즘을 고려하여 설명하면 다음과 같다. 먼저 목표물이 보이는지를 확인하면 R_4는 장애물 사이에 있기 때문에 목표물을 볼 수가 없다. 다음 빨강 로봇이 보이는지를 확인해보면, 다른 로봇에 가려져서 볼 수 없다. 다음 주황 로봇이 보이는지를 확인하면 주황로봇은 볼 수 있다. 따라서 로봇의 컬러띠를 노랑으로 바꾸고 주황로봇을 자신만의 목표물로 정하게 된다. 다른 로봇들도 마찬가지로 자신과 해당 목표물을 향해 가면서 LOS환경에 따라 자신의 컬러를 변화 시켜간다. 시간이 지나면 결국은 서로의 시각적 도움에 의해 최종 목표물 R_T에 모든 스웜 로봇들이 도달 하게 된다.

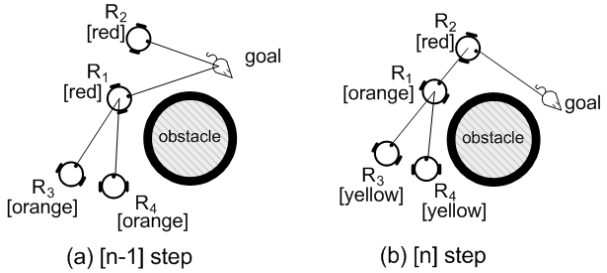


그림 3. $R_T\in T_1$ 이후에 $R_T\in I_2$인 경우.
Fig. 3. Case of $R_T\in I_2$ after $R_T\in T_1$.

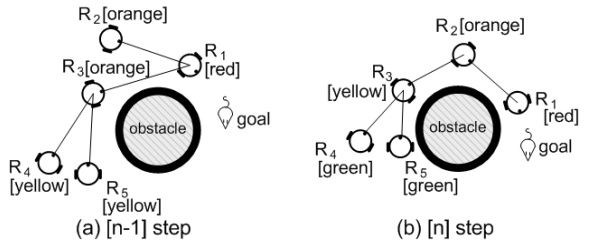


그림 4. $R_1\in T_3$ 이후에 $R_1\in I_3$인 경우.
Fig. 4. Case of $R_1\in I_3$ after $R_1\in T_3$.

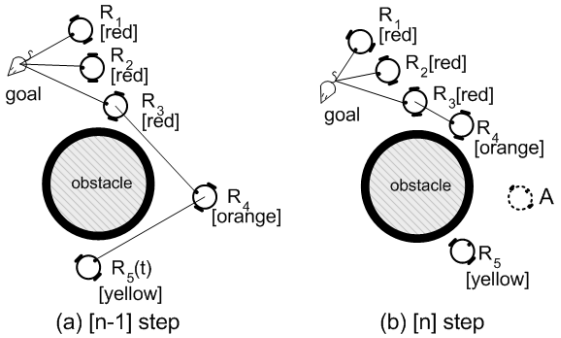


그림 5. $R_4\in T_5$ 이후에 $R_k\in I_5$인 경우.
Fig. 5. Case of $R_k\in I_5$ after $R_4\in T_5$.

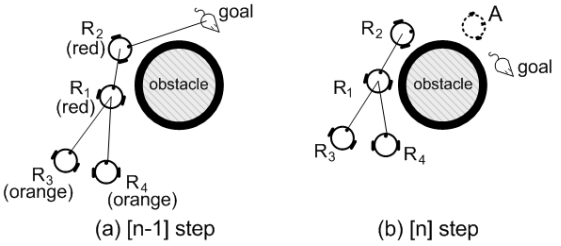


그림 6. $R_T\in T_2$ 이후에 $R_T\in I_2$인 경우.
Fig. 6. Case of $R_T\in I_2$ after $R_T\in T_2$.

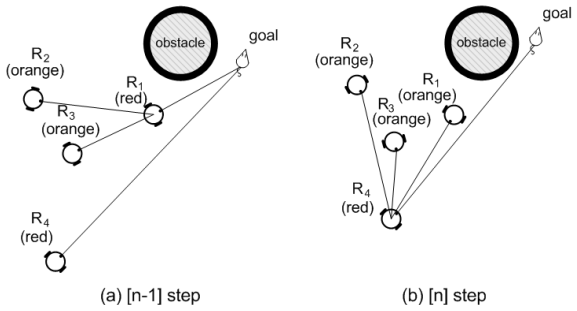


그림 7. 역주행 문제.
Fig. 7. Driving the wrong way.

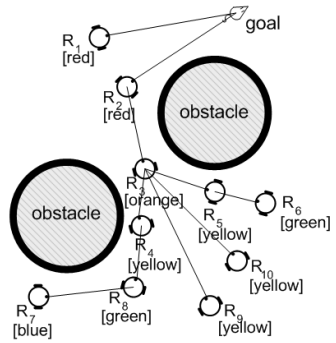


그림 8. 로봇의 컬러에 의한 자기 조직화의 예.
Fig. 8. Example of swarm robots based on color recognition.

5. 시뮬레이션

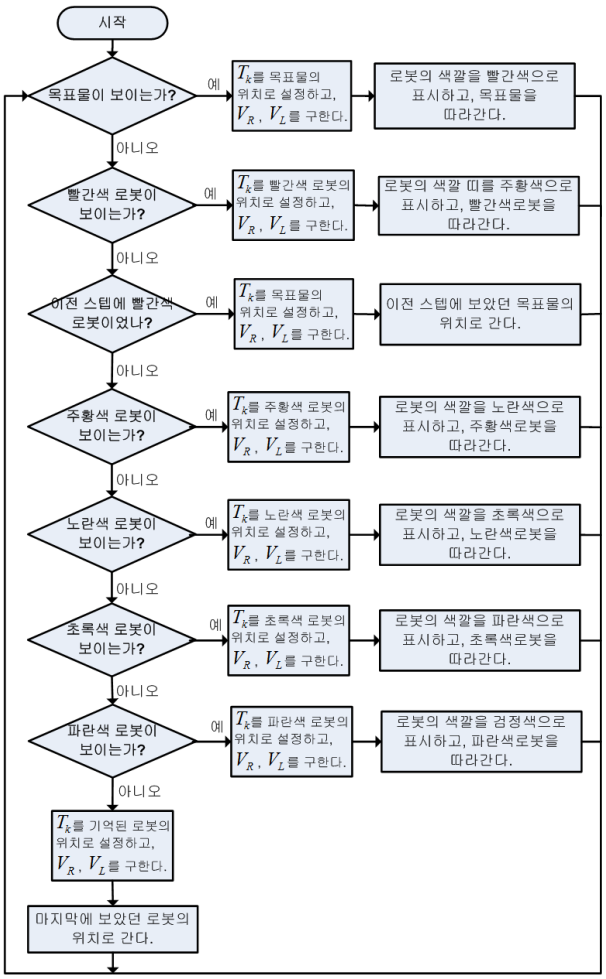
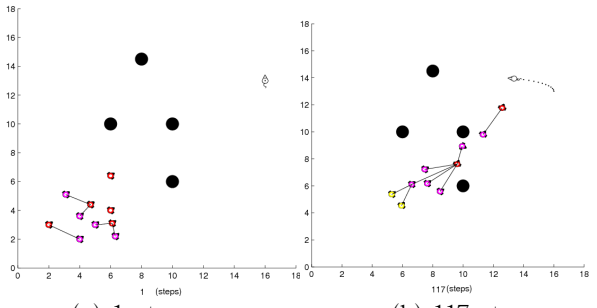
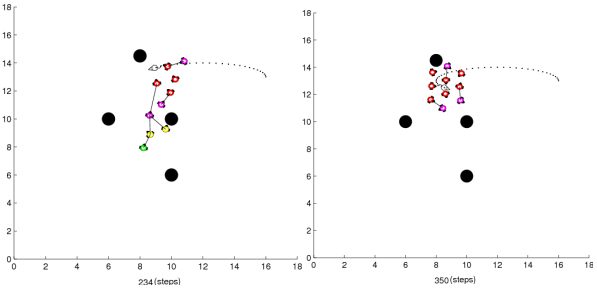


그림 9. 행동 알고리즘.
Fig. 9. Flowchart of behavior algorithm.



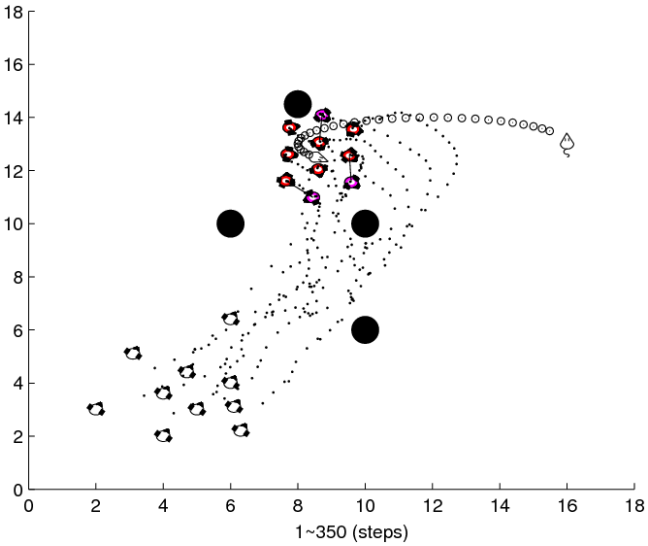
(a) 1 step (b) 117 step



(c) 234 step (d) 300 step

5장에서는 제안된 컬러 인식 기반의 자기 조직화 방법을 바탕으로 시뮬레이션을 한 결과를 보여준다. 그림 10은 초기 스텝 1스텝부터 350스텝까지 스웜 로봇들의 움직임 궤적을 보여준다. 목표물은 쥐모양, 점선은 목표물의 1스텝부터 각각의 스텝까지 이동한 궤적이며 검정색 큰 점은 고정된 장애물이다. 1스텝에서 로봇의 시야에 골이 보이기 때문에 여러 로봇이 빨강을 표시한다. 하지만 움직이는 로봇과 고정된 장애물에 의해 생기는 시야의 제한으로 서로 다른 대상을 향해서 움직인다. 특히, 234스텝에서 녹색 로봇은 동료 노랑로봇의 도움을 받아서 목표물에 도착한다.

그림 10의 모든 궤적을 표시하는 그림에서, 로봇의 첫 번째 스텝 위치는 (4,4)를 중심으로 근처에 있다. 따라서 그림 11에서 보는 것처럼 모든 로봇과 목표물의 상대적 거리합의 평균은 크다. 하지만 그림 10에서 로봇의 마지막 350스텝 위치는 목표물과 제일 가까운 (9, 13) 근처이다. 따라서 그림 11에서 보여지는 것처럼 상대적인 x차이과 상대적인 y차이는 모든 로봇이 목표물을 중심으로 감싸고 있으므로 거의 0에 가깝다. 이 결과는 제안된 방법의 자기조직화 방법이 효과적이라는 것을 보여 준다. 본 논문에서 각각의 로봇은 컬러를 사용하여 자신의 주변 인지 상태를 표시한다. 실제 실험에서 로봇의 컬러는 RGBLED와 LCD로 표현 할 수 있다. 하지만, 인식거리의 범위와 시야각 제한 등으로 인해서 현재의 하드웨어로는 구현하기가 쉽지 않다. 따라서 제안된 알고리즘의 H/W 구현은 차후에 컬러센서와 컬러인식모듈이 좀 더 향상된다면 구현가능 할 것이다.



(e) 1-350 steps

그림 10. 시뮬레이션결과
(큰점: 장애물, 작은 점: 로봇의 이동 궤적, 원: 목표물의 이동 궤적).

Fig. 10. Results of simulation
(closed circle: obstacle, small point: trajectory of robot, open circle: trajectory of goal).

$$distance\ of\ each\ step = \frac{\sum_{i=1}^{N}(R_T - x_i)}{N} \qquad (16)$$

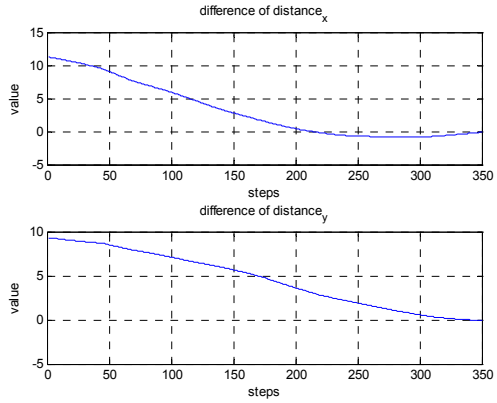


그림 11. 식(16)의 시뮬레이션(x축, y축) 결과.
Fig. 11. Simulation(x-axis, y-axis) results of equation (16)

6. 결 론

본 논문에서는 무리지어 이동하는 유니사이클 로봇을 위한 컬러 인식 기반의 자기 조직화를 제안 하였다. 일반적인 스웜 시스템의 자기조직화 연구는 로봇 축구용 카메라를 비젼 시스템으로 사용하기 때문에 제한된 환경 안에서 모든 로봇의 위치를 알기 위해 서로간의 통신이 필요하다. 저자들은 이와같은 1)장소에 대한 제약 2)통신의 사용 3)모든 로봇의 정보 협력에 의존하는 스웜 시스템을 해결하려고 하였다. 직선시야를 바탕으로 하기 때문에 기존의 연구방법보다 더 현실적이다. 스웜 로봇들 사이의 시각적 도움과 제안된 포텐셜 필드에 의해 모든 스웜 로봇들은 동료 로봇과의 충돌을 피하면서, 제안된 자기조직화 방법은 목표물을 향하여 이동하게 되고, 장애물을 회피할 수 있다. 시뮬레이션은 제시된 여러 경우들을 바탕으로 구성된 컬러인식기반의 자기조직화 방법이 효과적이라는 것을 보여 준다. 앞으로 남은 연구는 로봇의 직선시야 상태 인식을 위하여 LED 컬러 스트링과 컬러 인식 센서로 구성된 하드웨어 시스템을 제작하여 제안하는 자기조직화 방법을 실험적으로 증명하는 것이다.

참 고 문 헌

[1] T. Balch and R. C. Arkin, “Behavior-based formation control for multirobot teams,” *IEEE Transactions on Robotics and Automation*, vol. 14, pp. 926-939, 1998.

[2] Michael Rubenstein, Ying Sai, Cheng-Ming Chuong, and Wei-Min Shen. “Regenerative patterning in Swarm Robots: mutual benefits of research in robotics and stem cell biology,” *Journal of Developmental Biology*, vol. 1, no. 53, pp. 869 - 881, 2009.

[3] Groß R., Bonani M., Mondada F., Dorigo M. In K. Murase, K. Sekiyama, N. Kubota, T. Naniwa, and J. Sitte, editors, Proc. of the 3rd Int. Symp. “Autonomous Self-assembly in a Swarm-bot,” *on Autonomous Minirobots for Research and Edutainment, AMiRE 2005*, pp. 314-322, Springer Verlag, Berlin, 2006.

[4] Z.D. Wang, E. Nakano, and T. Takahashi. “Solving function distribution and behavior design problem for coorperative object handling by multiple mobile robots,” *IEEE Transactions on System*, Man, and Cybernetics, Part A, vol. 33, no. 5, pp. 537-549, 2003.

[5] G. Ye, H. O. Wang and K. Tanaka, “Coordinated motion control of swarms with dynamic connectivity in potential flows,” *In Proceedings of the 16th International Federation of Automatic Control World Congress*, Prague, Czech Republic, 2005.

[6] G. Ye, H.O. Wang, K. Tanaka, Z. Guan, “Managing group behaviors in swarm systems by associations,” *In Proceedings of the 25th American Control Conference*, Minneapolis, Minnesota, pp. 3537-3544, 2006.

[7] D. Minor and M. desJardins, “Predicting and Controlling System-Level Parameters of Multi-Agent Systems,” *AAAI Fall Symposium on Complex Adaptive Systems and the Threshold Effect*, 2009.

[8] R. W. Beard, J. Lawton, and F. Y. Hadaegh, “A coordination architecture for spacecraft formation control,” *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, vol. 9, pp. 777-790, 2001.

[9] W. Ren and R. W. Beard, “Decentralized Scheme for Spacecraft Formation Flying via the Virtual Structure Approach,” *Journal of Guidance, Control, and Dynamics*, vol. 27, pp. 73-82, 2004.

[10] T. Balch and R. C. Arkin, “Behavior-based formation control for multirobot teams,” *IEEE Transactions on Robotics and Automation*, vol. 14, pp. 926-939, 1998.

[11] A. K. Das, R. Fierro, V. Kumar, J. P. Ostrowski, J. Spletzer, and C. J. Taylor, “A vision-based formation control framework,”*IEEE Transactions on Robotics and Automation*, vol. 18, pp. 813-825, 2002.

[12] J. Sullivan, S. Waydo, and M. Campbell, “Using stream functions for complex behavior and path generation,”*In Proceedings of the AIAA Guidance, Navigation and Control Conference*, Austin, Texas, 2003.

[13] S. S. Ge, and Y. J. Cui, “Dynamic motion planning for mobile robots using potential field method,” *Autonomous Robots*, vol. 13, no. 3, pp. 207-222, 2002.

[14] M. Egerstedt and X. Hu, “Formation Constrained multi-agent control,” *IEEE Trans. on Robotics and Automation*, vol. 17, pp. 947-951, 2001.

[15] S.S. Ge, and Y.J. Cui, “Dynamic motion planning for mobile robots using potential field method,” *Autonomous Robots*, vol. 13, no. 3, pp. 207-222, 2002.

[16] D. H. Kim, H. O. Wang, and S. Shin, "Decentralized control of autonomous swarm systems using artificial potential functions : Analytical Design Guidelines," *Int. Journal of Intelligent and Robotic Systems*, vol. 45, no. 4, pp. 369-394, 2006.

저 자 소 개

정하민(Hahmin Jung)
2009년 : 경남대학교 전기전자 공학부 (공학사)
2009년～현재 : 동 대학원 첨단공학과 석사 과정

황영기(Young Gi Hwang)
1974년 : 부산대학교 화학공학과(공학사)
1979년 : 고려대학교 화학공학과(공학석사)
1986년 : 고려대학교 화학공학과(공학박사)
1988년～1989년 : 영국 Univ. of Exeter Post Doc.
1996년～1997년 : 미국 Univ. of Washington 객원교수
1980년～2005년 : 경남대학교 화학공학과 교수
2006년～현재 : 경남대학교 전기공학과 교수

Phone : 055-249-2661, 2002
E-mail : yghwang@kyungnam.ac.kr

김동헌(Dong Hun KIM)
19권 3호 참조.