

유니사이클 스웜 로봇의 자기조직화를 위한 LOS 기반의 국소 경로 계획

정하민*, 김동현**

경남대학교 첨단공학과*, 경남대학교 전기공학과**

LOS-based Local Path Planning for Self organization of Unicycle Swarm Robots.

Hahmin Jung*, Dong Hun KIM**

Department of Advanced Engineering, Kyungnam University*, Department of Electrical Engineering, Kyungnam University**

Abstract - Simple quadratic potential functions for unicycle robot path planning are presented, where proposed algorithm for path planning has the different environment for each robot based on LOS(Line Of Sight) between a target and an obstacle, unlike a conventional path planning. In doing so, the proposed algorithm assumes that each swarm robot equips its own vision instead of a ceiling camera. In particular, this paper presents that each robot follows its different local leader. As a result proposed algorithm reduces local minimum problems by the help of each local leader.

1. 소 개

기존의 경로계획방법에는 모든 로봇에 대한 정보를 사용하였다. 이 같은 잘못된 환경인식 때문에 지역 최소화같은 문제가 생겼다. 그리고 포텐셜 함수를 사용하게 되면서 생기는 지역 최소화 문제를 해결하기위해 여러 방법을 사용하였다[2-4]. 본 논문은 이러한 잘못된 환경 인식 문제를 해결하기위해서 유니사이클 로봇을 대상으로, LOS를 기반으로 하는 서로 다른 로컬리더를 가지게 된다. 로컬리더는 무조건 목표물을 따르지 않도록 상황에 맞춰서 정의된 서로 다른 대상이다. 본 논문에서는 지역 최소화 문제를 해결하기위해서 서로 다른 로컬리더를 쫓아간다. 포텐셜함수는 간단한 이차함수를 사용하였다. 자신의 위치에서 최소지점에 있는 로봇을 쫓아간다. 로봇이 무리짓기 위해서 제안된 행동방식은 로봇의 현재 위치에서 각각 다른 상황을 처리하게 도와주었다.

2. 유니사이클 로봇 모델

로봇 모델의 구성은 3개의 벡터인 $\mathbf{q}_i = (x_i, y_i, \phi_i)^T$ 에 의해서 구성되어진다. 여기서 3개의 벡터는 위치 x, y 그리고 기준 프레임에 대한 방위각으로 표현된다. 운동 모델은 다음과 같다.

$$\mathbf{q}_i = \begin{bmatrix} \dot{x}_i \\ \dot{y}_i \\ \dot{\phi}_i \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos\phi_i & 0 \\ \sin\phi_i & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} v_i \\ w_i \end{bmatrix} \quad (1)$$

제어를 위한 알고리즘은 다음과 같다.

$$v_i = \gamma \rho_i \cos\Delta\phi_i, \quad w_i = k\Delta\phi_i + \dot{\phi}_{di} \quad (2)$$

위식에서 $\rho_i = \sqrt{\Delta x_i^2 + \Delta y_i^2}$, $\Delta x_i = x_{di} - x_i$, $\Delta y_i = y_{di} - y_i$, $\Delta\phi_i = \phi_{di} - \phi_i$, $\phi_{di} = \text{atan2}(\Delta y_i, \Delta x_i)$ 그리고 $k, \gamma > 0$ 이다.

$P_{di}(x_{di}, y_{di})$ 는 좌표의 궤도이다. 이러한 궤도는 가상의 리더로 사용되어진다. 좌표의 값은 다음과 같다.

$$x_{di} = \alpha_1 F_{xi}, \quad y_{di} = \alpha_1 F_{yi} \quad (3)$$

α_1 은 그룹 포메이션을 위한 적응 이득이라 불리지는 양수의 상수값이다. $F_i(F_{xi}, F_{yi})$ 는 위치 함수에 의해서 디자인 되어진다. F_i 의 계산은 다음 장에서 다루어진다.

3. 경로 계획 : 포텐셜 함수 설계

3장에서는 그룹 이동, 장애물 회피, 그리고 그룹 포메이션을 가지는 자기 조직화된 스웜 시스템을 만들기 위해서 APFs설계를 한다. 본 논문에서 에이전트들이 목표물로 이동하는 것은 논문 [1]의 포메이션 제어와는 다르다. 즉 목표물을 향해서 이동 할

때 그룹을 만들어서 무리를 이루어 움직일 뿐이지 특별하게 정형화된 포메이션을 만드는 것은 아니다. 다시 말하면 포메이션을 위한 제어가 아닌 것을 뜻한다.

본 논문에서는 문제를 간소화하기 위해서 이차원의 평면을 고려하였다. 그리고 장애물들은 다른 반경들을 가지는 원 모양으로 가정 하였다. 게다가, 각 로봇은 이웃한 로봇들과 주변의 장애물을 발견하기 위한 센서(주변을 확인 후 거리 파악)들만을 사용한다. 경로 계획을 위한 이차함수로 만들어진 포텐셜 함수는 다음과 같다.

$$U_i^{os} = U_i^o + U_i^s \\ = \sum_{j \in N_{oi}} \left\{ \frac{c_o}{(l_o + \square \psi_j^o \square^2)} \right\} + \frac{1}{2} c_i \square \psi_i^s \square^2. \quad (4)$$

식(4)에 대응하는 힘은 다음과 같다.

$$F_i^{os} = -\nabla U_i^o - \nabla U_i^s \\ = \sum_{j \in N_{oi}} \left\{ \frac{2c_o \psi_j^o}{(l_o + \square \psi_j^o \square^2)} \right\} - c_i \psi_i^s. \quad (5)$$

ψ_i^s 는 목표물과의 거리 벡터이고 c_i 는 목표물에 대한 상수이다. 그리고 c_o, l_o 는 장애물에 대한 상수이다.

4. LOS기반의 근처의 이웃을 따라가는 에이전트들의 그룹 행동

본 장에서는 실제적인 알고리즘을 위해 에이전트들이 갖는 LOS의 세가지 케이스에 대해서 설명한다. 장애물이 없는 경우에는 로봇 사이에서 쉽게 조밀한 포메이션을 얻을 수 있다. 하지만 장애물이 존재 할 경우 상황은 달라진다. 따라서 저자는 LOS기반의 효과적인 포메이션을 얻기 위해 각 로봇을 위한 알고리즘을 제안한다. 이 방법은 각 로봇의 위치에 따라서 로컬 리더를 달리한다. 로컬리더에는 가장 근처의 이웃한 로봇, 글로벌리더 로봇, 목표물이 있다.

LOS 규칙을 정의 하면 다음과 같다.

LOS : $S_k \triangleq \{P_i | \sqrt{(x_1^i - x_1^k)^2 + (x_2^i - x_2^k)^2} \leq R\}$: 에이전트 k의 센서범위(R) 안에 에이전트들이 있다, $I_k \triangleq \{P_j | P_j \subset S_k, \overline{P_k P_j}$ 장애물 근처의 영역) : I_k 는 에이전트 k의 센서범위 안에서 장애물에 의해 보이지 않는 에이전트들을 나타낸다, $N_k = S_k - I_k$: k에이전트가 센서 범위 내에서 인식할 수 있는 에이전트들을 나타낸다.

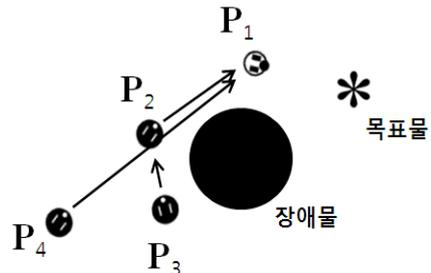


그림. 2 서로 다른 로컬 리더 선택
Figure. 2. Selecting of the local leader for each robot

LOS 알고리즘은 자신을 기준으로 LOS 안에 있는 이웃한 로

봇들 중 로컬리더를 찾을 때 사용 된다. 그림. 3에서 로봇과 로봇사이의 LOS를 의미하는 연결선은 센서 범위 내에서 어떤 장애물들과 가려지지 않고 상대 로봇의 위치 정보를 사용할 수 있는 것을 의미하고, 검은색 로봇은 목표물을 볼 수 없다는 것을 의미하고 흰색 로봇은 목표물을 볼 수 있다는 것을 의미한다.

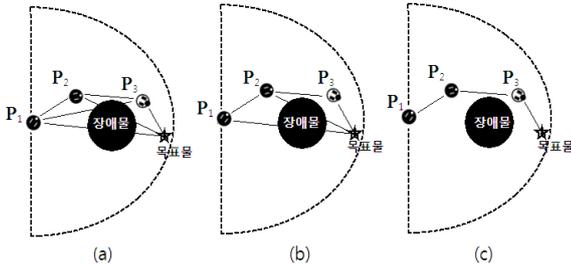


그림 3. LOS를 고려한 세가지 케이스, (a)LOS가 고려되지 않은 경우, (b) 에이전트 사이의 LOS만 고려된 경우, (c)에이전트와 목표물 사이의 LOS가 고려된 경우.
Figure. 3. The three case of LOS (a) no consideration of LOS (b) consideration of LOS between agents, (c) consideration of LOS between an agent and a target

그림. 3 (a)는 LOS가 고려 되지 않았으며 모든 객체의 정보를 알 수 있다는 의미이다. 따라서 P_1 로봇은 장애물 뒤의 P_2, P_3 , 목표물에 대한 정보를 다 사용하여 포텐셜 필드를 형성한다. 그림. 3 (b)는 (a)와는 다르게 장애물에 의해서 보이지 않게된 동료 로봇에 대한 정보를 사용하지 않는다. 하지만 여전히 목표물의 정보는 사용되어진다. 따라서 P_1 로봇은 장애물뒤의 P_3 의 정보는 사용하지 않지만 목표물의 정보를 사용하여 포텐셜 필드를 형성하게 되므로 장애물뒤의 목표물 정보에 의해서 충돌할 수 있다. 그림. 3 (c)는 P_1 로봇이 장애물에 의해서 보이지 않게되는 P_3 와 목표물의 정보를 사용하지 않는다는 의미이다. 이처럼 LOS를 어떻게 고려하느냐에 따라서 좀 더 실제에 가까운 알고리즘을 만들수있을 것이다. 다시 말해서 (a),(b)는 실링카메라를 사용한 경우이고, (c)는 각 로봇이 자신만의 카메라를 장착하고 움직이는 것과 같음을 알수있다.

그림. 4는 로봇의 행동 방식을 나타낸다. 각각의 로봇은 LOS를 가지고 자신의 상황에 맞게 대상을 달리하여 움직인다. 그리고 LOS를 고려하기 때문에 맵상의 전체 정보를 사용하지 않게 된다. 따라서 로봇은 독립적으로 움직일수 있다. 그림. 2에서 로봇 P_1, P_2, P_3, P_4 는 자신이 위치한 곳의 조건에 따라서 로컬 리더를 변경하여 선택한다. 따라서 식(5)에서 로봇과 목표물을 나타내는 벡터 식 ψ^g 의 g 값으로 로봇의 변경된 로컬 리더의 정보가 사용된다. 그림. 2의 상황에서 그림. 4의 행동 방식을 보고 로봇의 움직임을 알수있다. P_1 은 목표물과 가장 가까운 거리에 있기 때문에 리더가 된다. 리더 로봇은 목표물을 따라가고, P_2 와 P_4 는 리더는 아니지만 리더를 볼 수 있기 때문에 리더를 따라간다. P_3 는 목표물을 보지 못하고, 리더도 보지 못하는 상황이다. 따라서 주변의 로봇 중에서 선택을 한다. 현재의 상황에서는 P_4 보다는 P_2 와의 거리가 더 가깝기 때문에 P_2 를 로컬리더로 생각하고 이동한다.

5. 시뮬레이션

본 장에서는 시뮬레이션을 통해서 제안된 알고리즘의 성능을 평가한다. 그림. 5는 스웸 로봇들이 움직이는 목표물을 각각 효과적으로 따라가는 것을 보여준다. 두 경우의 시뮬레이션에 관한 스냅샷은 로봇들간에 부딪치지 않는 간격을 유지하여 포메이션을 이루고 무리지어 목표물을 향해서 이동하는 것을 보여준다. 이때 스웸 로봇들은 각각 장애물을 회피하고 LOS에 따라서 로컬 리더를 적절히 선택하였다.

6. 결 론

본 논문에서는 모델링된 유니사이클로봇을 대상으로 실제상황에 적합한 LOS 기반의 포텐셜 알고리즘을 만들었다. 그리고 간단한 이차함수를 사용하여 자신과 가장 가까운 로봇을 선택하는 행동방법을 사용하였다. 시뮬레이션은 이러한 내용을 잘 보여주

었다. 좀 더 알고리즘을 발전시켜 실제 유니사이클 로봇으로 검증을 하여야 한다.

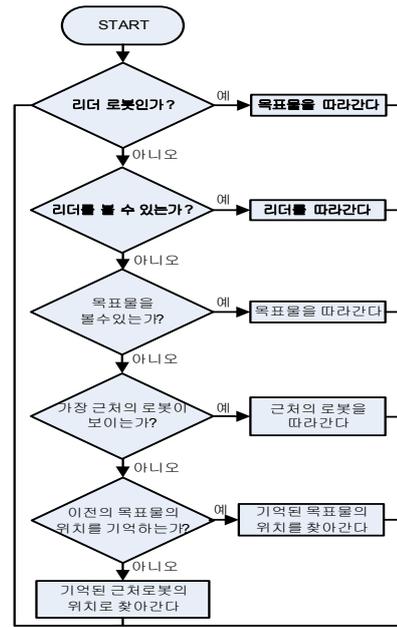


그림.4 행동 방식 Figure. 4. Behavior flowchart

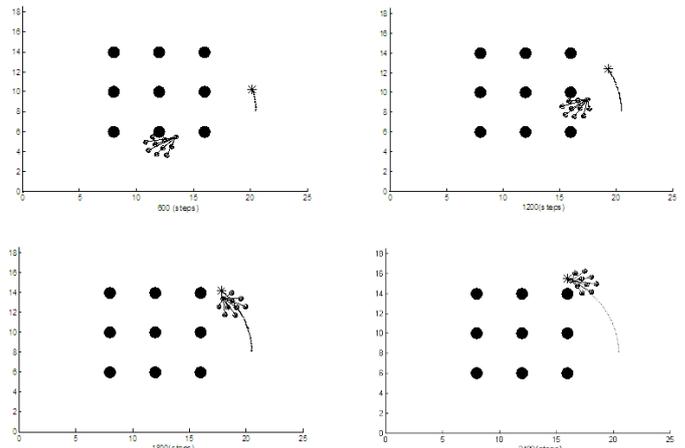


그림. 5 제안된 알고리즘-움직이는 목표물 Figure. 5. Proposed algorithm-moving target

[참 고 문 헌]

[1] T. Balch, and M. Hybinette, "Behavior-based coordination of large-scale robot formations," Proc. Fourth Int. Conf. on Multi Agent Systems, pp. 363-364, 2000.
 [2] D. H. Kim and S. Shin, "New Repulsive Potential Function with an Angle Distribution for Local Path Planning," Advanced Robotics, vol. 20, pp. 25-47, January 2006.
 [3] D. H. Kim, S. Shin, and H. O. Wang, "Decentralized Control of Autonomous Swarm Systems, Using Artificial Potential Functions : Analytical Design Guidelines," Int. Journal of Intelligent and Robotic Systems, vol. 45, pp. 369-394, April 2006.
 [4] D. H. Kim, "Escaping Route Method for a Trap Situation in Local Path Planning," International Journal of Control, Automation, and Systems, vol. 7, no. 3, pp.495-500,2009.