

자율 이동 로봇의 정렬 군지능 알고리즘 구현

김장현*, 공성곤
 송실대학교 전기공학과

Implementation of the Arrangement Algorithm for Autonomous Mobile Robots

Jang-Hyun Kim and Seong-Gon Kong
 Department of Electrical Eng., Soongsil University

Abstract - In this paper, Fundamental rules governing group intelligence "arrangement" behavior of multiple number of autonomous mobile robots are represented by a small number of fuzzy rules. Complex lifelike behavior is considered as local interactions between simple individuals under small number of fundamental rules. The fuzzy rules for arrangement are generated from clustering the input-output data obtained from the arrangement algorithm. Simulation shows the fuzzy rules successfully realizes fundamental rules of the flocking group behavior.

1. 서론

인공생명(artificial life)의 연구에서는 모든 생명현상을 나타내고 있는 개체는 기능이 단순한 여러 개의 구성요소들에 의하여 조직되어 있으며, 그러한 구성요소들이 기본적인 규칙에 의하여 서로 국부적으로 상호작용을 함으로써 생명현상을 특징짓는 복잡한 행동패턴들을 나타내고 있다고 가정한다. 이것은 각 구성요소의 개별행동을 지배하는 전체적인 제어 메커니즘 없이 많은 수의 단순한 구성요소들의 조직화된 상호작용에 의하여 복잡한 생명현상을 보일 수 있다는 것을 의미한다[2].

이 논문에서는 생명현상을 보이고 있는 개체가 많은 수의 단순한 구성요소들의 집합으로 이루어져 있으며 그러한 구성요소들이 적은 수의 근본규칙들에 의하여 서로 국부적인 상호작용을 함으로써 복잡한 행동패턴들을 나타낸다는 가정 아래, 여러 대의 자율이동로봇(autonomous mobile robot)들의 군지능을 나타낼 수 있는 적은 수의 근본규칙을 찾아내고 이 규칙들을 IF-THEN 형태의 퍼지규칙에 의하여 표현한다. 각 자율이동 로봇은 기능이 매우 제한되어 있으며, 개체간 명확한 형태의 통신을 할 수 없음에도 불구하고, 한 개체가 서로 다른 개체와의 거리와 상대 개체들간의 위치에 의해서 정해지지 않은 중심방향의 위치로 군집 및 정렬을 이루는 자율이동로봇의 군행동을 생각해 보았다. 이러한 자율이동로봇의 정렬 군지능 알고리즘의 특성을 몇 개의 규칙으로 표현하기 위해 정렬 알고리즘으로 정확하게 계산된 군집하는 자율이동로봇의 입출력 데이터를 클러스터링하여 적은 양의 퍼지규칙을 갖는 자율이동로봇으로 모델링하였다.

2. 자율이동로봇의 정렬 알고리즘

2.1 자율이동로봇의 군집 및 정렬

자율이동 로봇은 스스로의 판단아래 자유로이 이동할 수 있는 독립적인 개체이지만, 각 개체의 기능은 제한되어 있으며 다른 개체와 명확한 형태의 통신도 불가능하다. 복잡한 생명현상을 특징으로 하고 있는 인공생명 시

스템을 구현하기 위하여, 여러 대의 자율이동로봇을 설계하였으며 방향성 및 속도를 갖고 있는 자율이동로봇이 정렬(arrangement)을 위하여 서로 군집(flocking)을 하는 군행동(group behavior)을 정의하였다.

자율이동로봇이 군집과 정렬하는 군지능 알고리즘은 처음 군집 및 정렬을 이루기 위해서 먼저 각각의 자율이동로봇이 가장 먼 다른 자율이동로봇과 가장 가까운 로봇의 위치를 계산하여 군집을 이루게 되고 가장 가까운 자율이동로봇과 그 다음 가까운 자율이동로봇의 거리와 각도를 계산하여 정렬을 이루게 되며 자율이동로봇이 이동해야 할 상대적인 거리와 회전해야 할 각도를 계산한다. 하지만 자율이동로봇은 실제적으로 제한된 거리 \hat{r}^{k+1} 와 각도 $\hat{\theta}^{k+1}$ 만으로 이동할 수 있다.

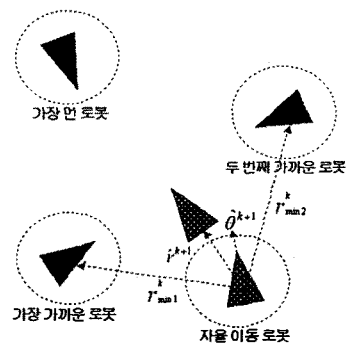


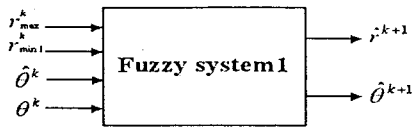
그림 1: 군집 및 정렬을 위한 로봇의 이동

자율이동로봇의 군집 및 정렬을 위한 이동을 그림 1에 나타내었다. 군집은 모든 자율이동로봇의 위치에서 목표물이 없이 가장 중앙에 근접하여 모여드는 것을 기본적인 원칙으로 하였으며 자율이동로봇의 정렬은 가장 가까운 로봇과 두 번째로 가까운 로봇을 인식하여 자율이동로봇 수만큼의 다각형을 형성하며 최종적인 목적은 다수의 자율이동로봇이 원을 형성하는 것을 기본 원칙으로 하고 있다. 자율이동로봇은 이동 후 다시 다른 로봇들의 위치를 파악하게 되며 이러한 과정을 반복하게 된다[4].

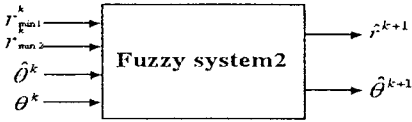
2.2 퍼지 시스템에 의한 군집 및 정렬

자율이동로봇의 군집 및 정렬의 군지능 알고리즘 입출력 변수는 두 가지로 나눌 수 있다. 먼저 자율이동로봇이 군집할 때의 입출력 변수는 로봇들간의 상대적인 거리와 상대적인 각도가 주어지면 군집을 위해 이동 할 수 있다는 점에 기초하여 입력변수로는 가장 먼 자율이동로봇과 가장 가까운 자율이동로봇의 상대적인 거리와 각도를 이용하며, 근접하여 정렬 시에는 가장 가까운 두 자율이동로봇을 이용한다. 입출력 변수의 구성도는 그림 2에 나타내었다.

This research was supported partially by Korea Science and Engineering Foundation.(KOSEF: 96-0102-13-01-3)



(a) 군집을 위한 퍼지시스템



(b) 정렬을 위한 퍼지시스템
그림 2: 군집능의 퍼지시스템

그림 2의 (a)는 자율이동로봇이 군집 할 때의 입출력 변수의 구성으로서 k번째 단계에서 개체의 가장 먼 자율이동로봇의 상대적인 거리 r_{max}^k 와 각도 θ_{max}^k , 가장 가까운 자율이동로봇의 상대적인 거리 r_{min}^k 와 각도 θ_{min}^k . 그리고 자기 자신의 각도 θ^k 를 입력으로 실제 이동하여야 할 거리 \hat{r}^{k+1} 와 실제 회전하여야 할 각도 $\hat{\theta}^{k+1}$ 를 계산한다.

그림 2의 (b)는 정렬을 하는 입출력 변수의 구성으로써, k번째 단계에서 개체의 가장 가까운 자율이동로봇의 상대적인 거리 r_{min}^k 와 각도 θ_{min}^k 와 두 번째 가까운 자율이동로봇의 상대적인 거리 r_{min2}^k 와 각도 θ_{min2}^k 의 그리고 자기 자신의 각도 θ^k 를 입력으로 실제 이동하여야 할 거리 \hat{r}^{k+1} 와 실제 회전하여야 할 각도 $\hat{\theta}^{k+1}$ 를 계산한다. 이때 $\hat{\theta}^{k+1}$ 의 최대값은 30° , 최소값은 0° 로 제한하였으며 반시계 방향일 경우 양의 값을, 시계방향일 경우 음의 값을 갖는다. 또한, \hat{r}^{k+1} 는 큰값인 0.2과 작은값인 0.05 그리고 미세조정인 0.025의 세 가지로 이동하게 된다. 이와 같이 주어지는 자율이동로봇은 두 종류의 입출력 변수를 가지고 각각의 입출력 데이터를 얻어서 군집 및 정렬을 각각 클러스터링을 하여 두 종류의 퍼지규칙을 얻었다.

3. 퍼지 규칙 생성

3.1 클러스터링 알고리즘

클러스터링을 이용한 퍼지 시스템 모델링에는 Sugeno 퍼지모델이 사용되며, 모델링 과정은 주어진 입출력 공간에서의 데이터를 클러스터링하여 클러스터 중심을 결정하는 과정과 결정된 클러스터 중심에 기초하여 퍼지규칙으로 매핑하는 과정으로 나누어진다.

Sugeno 퍼지모델의 규칙 형태는 MISO인 경우, 식 (1) 처럼 주어진다.

$$\text{IF } x_1 \text{ is } A_{i1}, x_2 \text{ is } A_{i2}, \dots, x_n \text{ is } A_{in} \quad (1) \\ \text{THEN } y_i = a_0 + a_{i1}x_1 + \dots + a_{in}x_n$$

여기서 $A_{i1}, A_{i2}, \dots, A_{in}$ 는 퍼지 입력 멤버십함수로서 가우시안 함수를 사용하였으며, $a_0, a_{i1}, \dots, a_{in}$ 는 데이터가 주어지면 결정되어야 하는 상수이다.

클러스터링을 통해 클러스터 중심을 결정하는 과정은, 주어진 입출력 데이터를 $[0,1]$ 로 정규화 시키고 각 데이터에서 포텐셜값을 식 (2)로 계산한다.

$$P_i = \sum_{m=1}^N \exp(-\alpha \|x_i - x_m\|^2), \quad \alpha = 4/r_0^2 \quad (2)$$

이때 $i=1, \dots, M$ 이며 r_0 는 양의 상수로서 r_0 밖의 데이터는 포텐셜 값에 영향을 거의 주지 못한다.

첫번째 클러스터 중심 x_1^* 는 P_i 중에서 가장 큰 포텐셜값 P_1^* 을 갖는 위치의 데이터가 된다. 두 번째 클러스터 중심 x_2^* 의 결정은 첫 번째 클러스터 중심의 영향을 제거한 포텐셜 값을 식 (3)과 같이 구하며 이때 가장 큰 포텐셜 값 P_2^* 의 위치가 두 번째 클러스터 중심이 된다.

$$P_i = P_i - P_i^* \exp(-\beta \|x_i - x_1^*\|^2), \quad \beta = 4/r_b^2 \quad (3)$$

이때 r_b 는 r_0 보다 큰 양의 상수로서 결정된 클러스터 중심 근처에 클러스터 중심이 생성되는 것을 막는다.

m번째 클러스터 중심 x_m^* 는 m-1번째 클러스터 중심의 영향을 식 (4)와 같이 제거한 후 계산한 포텐셜값 중 최대인 위치의 데이터가 된다.

$$P_i = P_i - P_{m-1}^* \exp(-\beta \|x_i - x_{m-1}^*\|^2) \quad (4)$$

이러한 과정은 포텐셜 값이 일정한 범위 ($\bar{\epsilon}, \underline{\epsilon}$)에 도달할 때까지 반복하게 된다.

M개의 클러스터 중심 $\{x_1^*, x_2^*, \dots, x_M^*\}$ 이 결정되면 M개의 퍼지 규칙으로 매핑하게 된다. 퍼지규칙의 전건부 파라미터 중 입력 멤버십함수의 위치는 클러스터 중심의 입력공간의 좌표로, 폭은 경험에 기초하여 결정하며 후건부 파라미터 ($a_0, a_{i1}, \dots, a_{in}$)는 선형 최소 자승법을 이용해서 최적화 한다.

3.2 퍼지 규칙의 생성

클러스터링을 위한 입출력 데이터는 50번씩 90회를 이동하면서 랜덤하게 생성된 5개의 로봇과 25번씩 10회를 이동하면서 랜덤하게 생성된 20개의 로봇의 이동으로부터 추출하였으며 클러스터링에 사용 된 파라미터로는 $r_0=0.5$, $r_b=2.5$, $\bar{\epsilon}=0.3$, $\underline{\epsilon}=0.1$ 을 사용하였다. 클러스터링 결과 군집시 10개의 퍼지규칙과 정렬시 7개의 퍼지 규칙을 생성하였으며 규칙을 가지는 입력 멤버십 함수를 그림 3과 4에 나타내었다.

IF r_{max}^k is A_{i1} , r_{min}^k is A_{i2} , θ^k is A_{i3} , θ^k is A_{i4}

THEN, $\hat{r}_i^{k+1} = a_0 + a_{i1}r_{max}^k + a_{i2}r_{min}^k$

$$\hat{\theta}_i^{k+1} = b_0 + b_{i1}r_{max}^k + b_{i2}r_{min}^k + b_{i3}\theta^k + b_{i4}\theta^k \\ (i = 1, 2, 3, \dots, 10)$$

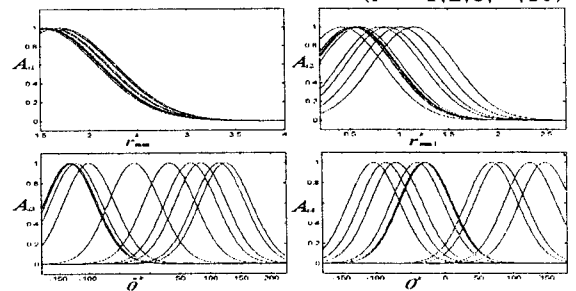


그림 4: 군집시 얻은 퍼지규칙의 입력멤버십함수

IF r_{min1}^k is A_{i1} , r_{min2}^k is A_{i2} , θ^k is A_{i3} , θ^k is A_{i4}

THEN $\hat{r}_i^{k+1} = a_0 + a_{i1}r_{min1}^k + a_{i2}r_{min2}^k$.

$$\theta_i^{k+1} = b_0 + b_1 r_{\min 1}^k + b_2 r_{\min 2}^k + b_3 \theta^k + b_4 \theta^k$$

(i = 1, 2, 3, \dots, 7)

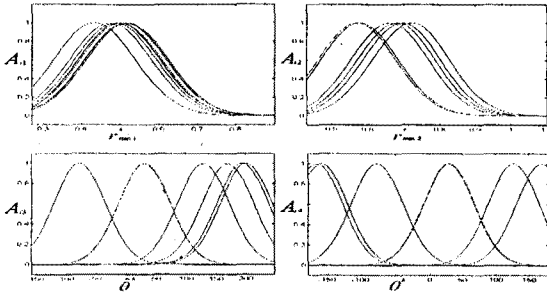


그림 4: 정렬시 얻은 퍼지규칙의 입력멤버십함수

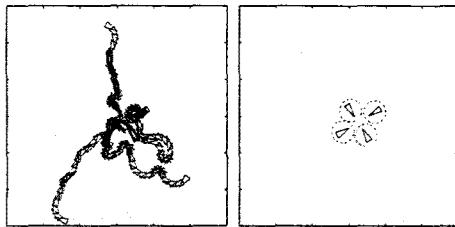
입력 멤버십 함수에서, θ^k 은 두 로봇의 각도를 이용하여 구해진 다음 단계로 이동할 방향을 나타낸다. 군집시 자율이동로봇의 방향은 식(5)와 같이 주어지고 정렬시 로봇의 방향은 식(6)와 같이 주어진다.

$$\theta^k = \begin{cases} \theta_{\max}^k & \text{if } r_{\max}^k - r_{\min 1}^k > \epsilon \\ \frac{\theta_{\max}^k + \theta_{\min 1}^k}{2} & \text{if } r_{\max}^k - r_{\min 1}^k \leq \epsilon \end{cases} \quad (5)$$

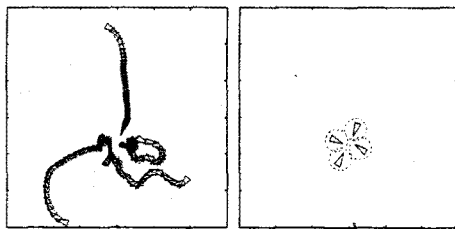
$$\theta^k = \frac{\theta_{\max}^k + \theta_{\min 1}^k}{2} \quad (6)$$

4. 시뮬레이션

자율이동로봇의 군집 및 정렬을 위한 알고리즘을 이용한 시뮬레이션과 퍼지규칙을 이용한 시뮬레이션을 비교하고 성능을 비교하였다.

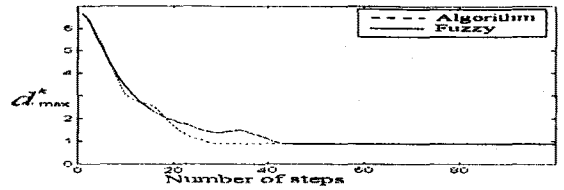


(a) 이동 궤적 (b) 최종 결과
그림 5: 알고리즘을 이용한 자율이동로봇

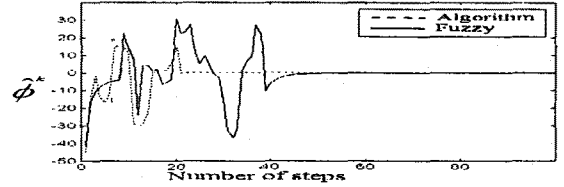


(a) 이동 궤적 (b) 최종 결과
그림 6: 퍼지규칙에 의한 자율이동로봇

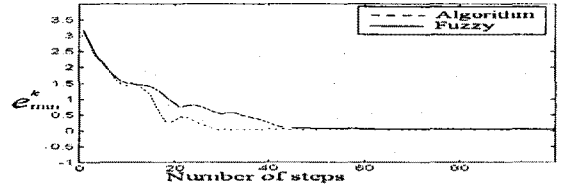
그림 5와 그림 6의 결과를 통해 클러스터링 된 퍼지규칙으로 알고리즘과 같은 자율이동로봇을 설계할 수 있음을 알 수 있다.



(a) 가장 먼 로봇과의 거리



(b) 자율이동로봇의 실제적인 회전각



(c) 주위 두 로봇의 거리 에러값

그림 7: 자율이동로봇의 성능비교

그림 7은 알고리즘에 의한 자율이동로봇과 퍼지규칙을 이용한 자율이동로봇의 군집 및 정렬의 성능을 비교하였다. 자율이동로봇이 군집할 때는 그림(a)의 d_{\max}^k , 정렬할 때는 그림(b)의 θ^k 와 그림(c)의 e_{\min}^k 를 서로 비교하여 알고리즘에 의한 자율이동로봇과 퍼지규칙을 이용한 자율이동로봇의 성능을 비교하였다.

5. 결론

상대적인 거리와 각도만을 이용하여 군집 및 정렬을 행하는 알고리즘을 갖는 자율이동로봇으로부터 입출력 데이터를 수집하고 클러스터링하여 퍼지규칙을 생성함으로써 비슷한 행동특성을 보여주는 자율이동로봇을 설계하였고 성능에 대한 두 자율이동로봇을 비교하였다.

앞으로 연구되어야 할 방향은 이동하는 과정에서 자기 스스로 판단을 행할 수 있는 특성을 규칙으로 표현함으로써 보다 군집능 행동특성에 가까운 자율이동로봇을 설계하는 것이다.

(참고 문헌)

- [1] C. G. Langton, (ed.) *Artificial Life II*, Addison Wesley, 1992.
- [2] M. Sipper, "An Introduction to Artificial Life, *Explorations in Artificial Life*, pp. 4-8, 1995.
- [3] C. W. Reynolds, "Flocks, Herds, and Schools: A Distributed Behavioral Model," *Computer Graphics*, Vol. 21, No. 4, pp. 25-34, July 1987.
- [4] D. Terzopoulos, X. Tu, and R. Grzeszczuk, "Artificial Fishes: Autonomous Locomotion, Perception, Behavior, and Learning in a Simulated Physical World," *Artificial Life I*, pp. 327-351, 1994.
- [5] J. Xiao, Z. Michalewicz, L. Zhang, and K. Trojanowski, "Adaptive Evolutionary Planner/Navigator for Mobile Robots", *IEEE Trans. Evolutionary Computation*, Vol. 1, No. 1, pp. 18-28, April 1997
- [6] Moshe Sipper, "An Introduction To Artificial Life", *Explorations in Artificial Life*(special issue of AI Expert), pp. 4-8, September 1995.