

퍼지 로직을 적용한 로봇축구 전략 및 전술

A Robot Soccer Strategy and Tactic Using Fuzzy Logic

이정준*, 지동민*, 이원창**, 강근택**, 주문갑**

Jeongjun Lee, Dongmin Ji, Won Chang Lee, Geuntaek Kang, Moon G. Joo

* 부경대학교 대학원 전자공학과

** 부경대학교 전자컴퓨터정보통신공학부

요 약

본 논문은 인접한 두 로봇의 위치와 역할에 따라 로봇의 행동을 결정하는 퍼지 로직 중재자를 사용한 로봇 축구의 전략 및 전술을 제안한다. 기존의 Q 학습 알고리즘은 로봇의 수에 따라 상태의 수가 기하급수적으로 증가하여, 많은 연산을 필요로 하기 때문에 실시간 연산을 필요로 하는 로봇 축구 시스템에 알맞지 않다. Modular Q 학습 알고리즘은 해당 지역을 분할하는 방법으로 상태수를 줄였는데, 여기에는 로봇들 간의 협력을 위하여 따로 중재자 알고리즘이 사용되었다. 제안된 방법은 퍼지 규칙을 사용하여 로봇들 간의 협력을 위한 중재자 알고리즘을 구현하였고, 사용된 퍼지 규칙이 간단하기 때문에 계산 량이 작아 실시간 로봇 축구에 적합하다. MiroSot 시뮬레이션을 통하여 제안된 방법의 가능성을 보인다.

Abstract

This paper presents a strategy and tactic for robot soccer using fuzzy logic mediator that determines robot action depending on the positions and the roles of adjacent two robots. Conventional Q-learning algorithm, where the number of states increases exponentially with the number of robots, is not suitable for a robot soccer system, because it needs so much calculation that processing cannot be accomplished in real time. A modular Q-learning algorithm reduces a number of states by partitioning the concerned area, where mediator algorithm for cooperation of robots is used additionally. The proposed scheme implements the mediator algorithm among robots by fuzzy logic system, where simple fuzzy rules make the calculation easy and hence proper for robot soccer system. The simulation of MiroSot shows the feasibility of the proposed scheme.

Key words : 퍼지 로직, 로봇축구, Q-학습 알고리즘, Modular Q-학습 알고리즘, 중재자 알고리즘, MiroSot

1. 서 론

영상을 기반으로 한 자율 이동 로봇 시스템은 앞으로 항공 우주 분야, 공장 및 가정 자동화와 같이 우리 사회의 여러 분야에서 적극 활용될 전망이다. 자율 이동 로봇이 자율 이동을 하기 위해서는 영상 처리, 로봇의 위치 추정, 장애물 회피 및 경로 계획과 같은 많은 작업을 요구 하게 된다. 이러한 작업들은 퍼지 논리, 유전자 알고리즘 및 신경망 이론 등을 적용한 많은 연구가 제안 되어 왔다. 그러나 다양한 분야에서 이동 로봇들이 보다 적절하고 원활하게 활용되기 위해서는 로봇 하나하나의 행동 보다는 로봇들 간의 협력이 중요시 될 것이다. 본 논문은 이러한 이동 로봇들 간의 협력 체계를 구성하는 방법의 퍼지 논리를 제시하기 위하여 로봇축구 시스템을 활용하였다.

로봇축구 시스템은 로봇의 규격 및 그 운용 방법에 따라 HuroSot, KheperaSot, MiroSot, NaroSot, RoboSot, SimuroSot 등이 있다 [1]. 이 중에서 본 논문은 가장 널리 사용되는 시스템인 Middle League MiroSot 환경을 이용하였다. Middle League MiroSot은 7.5cm * 7.5cm * 7.5cm 규격 5대의 로봇으로 오렌지색 골프공을 상대편 골대에 더

많이 넣은 팀이 승리하는 경기이다. MiroSot 로봇 축구 시스템의 Host 컴퓨터가 처리하는 알고리즘은 그림 1 과 같이 크게 영상 처리 알고리즘, 주행 알고리즘, 전략 및 전술 알고리즘으로 나눌 수 있다 [2]. 이중 로봇의 협력 체계에 가장 밀접한 관계가 있는 전략 및 전술 알고리즘이 앞으로 퍼지 논리를 적용할 부분이다 [3].

전략 및 전술 알고리즘으로 많이 알려진 Q-학습 알고리즘[2]은 알고리즘을 수행할수록 학습을 하기 때문에 결과 값이 좋아지는 이점이 있지만, Q 값들이 적정한 값으로 수렴을 하기 위해서는 개체의 수많은 경험과 반복과정이 필요하다. 그뿐만 아니라 주어진 일에 참여하는 개체의 수가 증가할수록 상태수가 지수 함수적으로 증가하기 때문에 실시간으로 데이터를 처리해야 하는 로봇 축구 시스템에서는 적합하지 않다. 이를 개선한 Modular Q-학습[4] 알고리즘은 계산 양을 다소 줄이기는 했으나, 로봇 행동(Robot action)을 협력하기 위해 다시 중재자모듈[2]이라는 별도의 알고리즘을 필요로 한다. 그러나 본 논문에서 새롭게 제시하는 퍼지 로직을 적용한 로봇축구 전략 및 전술 알고리즘은 주행 알고리즘을 선택하는 과정과 로봇 행동(Robot action)을 협력 하는 과정을 퍼지 로직을 이용하여 동시에 구현함으로써, 계산 양을 줄여 로봇 축구에 보다 적합한 알고리즘을 제시하였다.

접수일자 : 2005년 9월 20일

완료일자 : 2006년 1월 24일

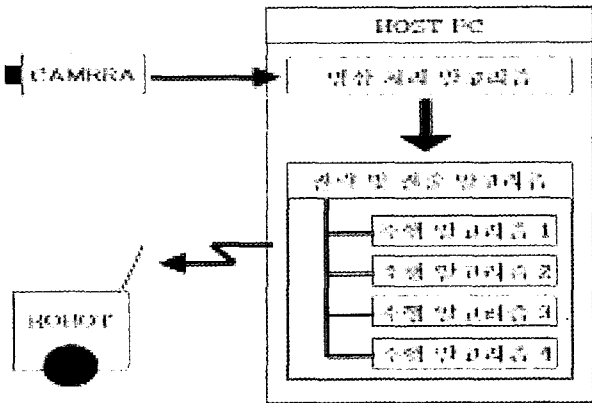


그림 1. Host 컴퓨터 알고리즘 다이어그램.
Fig. 1. Diagram of Host computer algorithm.

2. 기존의 알고리즘

로봇축구의 전략과 전술을 위한 알고리즘은 많은 수가 제시되어져 온 것은 아니다. 이는 로봇축구 전략이 각 로봇축구 팀 내부적으로 경험을 토대로 하여 만들어져 왔기 때문이다. 하지만, 2000년대에 들어서면서 로봇축구의 기반이라고 할 수 있는 로봇제어부와 비전부가 완성이 되면서 로봇 간의 협력에 관심이 집중되었고 그에 대한 알고리즘이 발표되기 시작하였다. 그 중 로봇축구 교재라고 할 수 있는 책[2]에서 이미 소개가 되었던 강화학습 중 하나인 Q-학습법과 Modular Q-학습법을 이용한 전략을 알아보도록 하겠다.

2.1 강화 학습

우선 강화 학습 (reinforcement learning)이란 생물의 학습 방법을 응용한 방법을 일컫는다.

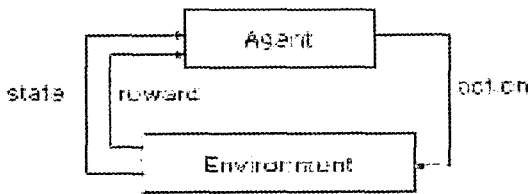


그림 2. 강화 학습에서 개체와 환경의 상호작용.
Fig. 2. Relation with agent and environment in reinforcement learning.

그림 2와 같이 특정 개체(Agent)가 행동을 취하면 환경에 의해 행동의 결과가 산출되고 이를 개체가 받아서 또 다른 행동을 취하는 구조를 가진다[8]. 강화학습을 위한 알고리즘으로써는 동적 프로그래밍, 몬테 카를로 방법, 시간차 학습이 있다. 지금 소개 할 Q-학습과 Modular Q-학습은 시간차 학습에 속한다.

2.2 Q-학습

Q-학습은 상태 전이 확률 함수 $T(s_t, a_t, s_{t+1})$ 와 보상 함수 $R(s_t, a_t)$ 를 두어서 적절한 상태 공간과 상태 사이의 Q의 조절로써 최적의 정책을 얻어내는 알고리즘이다.

$T(s_t, a_t, s_{t+1})$ 는 상태 s_t 에서 행동 a_t 를 수행 시 다음 상태 s_{t+1} 이 될 확률 함수이다.

$R(s_t, a_t)$ 는 상태 s_t 에서 행동 a_t 를 선택할 때 받는 예상 포상이다.

시간 t에서 개체는 상태 s_t 에서 행동 a_t 를 선택하고 포상 r_t 를 받는다. 개체는 자신의 상태와 선택한 행동에 따라 다음 포상을 예상하고 최대가 되는 행동을 찾는다.

$$R(s_t, a_t) = E \sum_{i=0}^{\infty} \omega^i r_{t+i} \quad (1)$$

식(1)은 예상포상 R을 구하는 식이다. ω 는 절감계수이며, $0 \leq \omega < 1$ 의 범위를 가진다.

또한 상태 s에서 시작해서 정책 π 를 따를 때의 예상 포상을 정책에 대한 상태 값 함수 (state value function)라 하며 식(2)와 같이 정의한다.

$$V^\pi(s) \equiv R(\pi(s), a) + \omega \sum_{s' \in S} T(\pi(s), a) V^\pi(s') \quad (2)$$

이때, Q학습 알고리즘에서는 상태값을 Q라고 정의하므로, 정책 π 에 대해 Q값을 식(3)과 같이 정의한다.

$$Q^\pi(s, a) \equiv R(\pi(s), a) + \omega \sum_{s' \in S} T(\pi(s), a) V^\pi(s') \quad (3)$$

Q학습은 Q값이 최적이 되도록 하는 것이 목적이므로, 각 행동에 대한 상태 값들 중 가장 큰 값을 취하여 보상한다. 이는 두가지 경우로 나뉘는데 결정적인 포상과 행동인 경우(식(4))와 비결정적인 포상과 행동인 경우(식(5))이다. 각각의 식은 다음과 같다.

$$Q(s, a) \leftarrow r + \omega \max_{a'} Q(s', a') \quad (4)$$

$$Q(s, a) \leftarrow Q(s, a) + \alpha (r + \omega \max_{a'} Q(s', a') - Q(s, a)) \quad (5)$$

여기서 현재의 상태와 행동을 각각 s, a라 하고 가능한 다음 상태와 그 상태에서의 행동을 s', a'이라 한다.

하지만, Q-학습 알고리즘은 다개체가 존재하는 복잡한 환경에서는 각 개체가 다른 개체의 모든 상태를 고려하여 상태를 만들기 때문에 공간상의 단점을 가지고 있다.

2.3 Modular Q-학습

Q-학습의 단점을 극복하기 위해 제안된 알고리즘이 바로 Modular Q-학습 알고리즘이다.

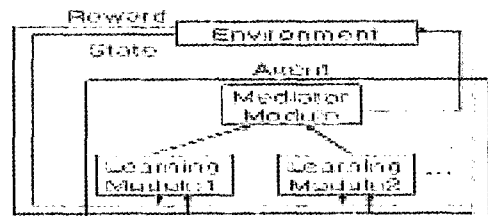


그림 3. Modular Q-학습 구조
Fig. 3. Structure of Modular Q-Learning.

그림 3과 같이 여러 개체가 존재하는 복잡한 환경에서 각 개체가 다른 개체의 상태를 고려해야 되는 경우를 줄이고 이

를 대신하여 중재 모듈 (Mediator Module)을 만들어서 각 학습 모듈의 의견을 수렴하여 각 개체들이 취해야 할 최종 행동들을 결정을 내린다.

하지만, 실제 실험에서는 무한정의 반복을 통해 모든 상태에서 Q값들의 수렴은 보장하기가 힘들다. 그래서 중재 모듈에서는 상태와 Q값들을 고려하여 최적의 결과를 내리는 함수 f 를 만들고 각 모듈의 행동이 적용된 함수 f 에서의 출력값들 중 최대 값을 주는 행동을 취하게 한다. 식(6)은 이를 수식화 한 것이다.

$$\arg \max_a f(Q_i(s_j, a), \theta_j, d_j) \quad (6)$$

위의 θ_i 와 d_i 는 정규화 된 목표 각과의 각도 오차와 다른 로봇과의 거리 오차이다.

보다시피, 잘 만들어진 수식 f 를 가져야 하기 때문에 이를 위한 알고리즘이 필요로 하게 되고, 이로 인해 유연성도 부족하다.

본 논문에서는 위 두 알고리즘을 대체할 수 있는 것으로 써 퍼지를 선택하였고, 퍼지를 통한 전략 및 전술 알고리즘을 구축하였다.

3. 제안된 알고리즘

3.1 주행 알고리즘

주행 알고리즘이란 축구 로봇이 주변 환경 정보를 받아들여 자신이 이동해야 할 경로를 생성하고 생성된 경로를 따라 이동하도록 제어하는 일련의 행동으로, 축구 로봇의 항법이라 할 수 있다.

퍼지 로직을 적용한 로봇축구 전략 및 전술에서 사용되는 주행 알고리즘은 Shoot, Assist, Defend 및 Screen이 있다.

3.1.1 공격 로봇의 알고리즘

Shoot 알고리즘은 그림 4.(a)의 □로봇과 같이 공에 접근하여 상대방 골대로 공을 몰아가는 경로를 생성한다. 이를 위해서 본 논문은 Limit-cycle Navigation[5]을 택하였다. Limit-cycle Navigation은 이전에 많이 사용되어진 벡터장법[6]에 비하여 모든 영역의 위치에서 원하는 원으로 로봇을 움직이게 하는 필드를 식(7)과 같이 간단한 식으로 표현할 수 있다.

$$\begin{aligned} x'_1 &= x_2 + x_1(1 - x_1^2 - x_2^2) \\ x'_2 &= -x_1 + x_2(1 - x_1^2 - x_2^2) \end{aligned} \quad (7)$$

Assist 알고리즘은 그림 4.(a)의 △로봇과 같이 공과 대칭이 되는 영역에서 Shoot 동작을 할 수 있는 위치로 이동한다. 다른 공격수가 Shoot을 하고 있을 상황에 보다 좋은 위치로 이동하여 특정한 상황이 되면 Shoot을 시도 한다.

3.1.2 수비 로봇의 알고리즘

Defend 알고리즘은 그림 4.(b)의 □로봇과 같이 공을 상대방 진영으로 몰아내기 위한 경로를 생성한다. 이는 Shoot 알고리즘에서 공의 목표 지점이 골대가 아니라 상대 진영이 된 것과 유사하다.

Screen 알고리즘은 그림 4.(b)의 △로봇과 같이 골키퍼를 보조하는 행동을 취한다. 이런 보조적인 움직임을 취하다 특정한 상황이 되면 Defense를 수행 하던 수비 로봇과 교체를 한다.

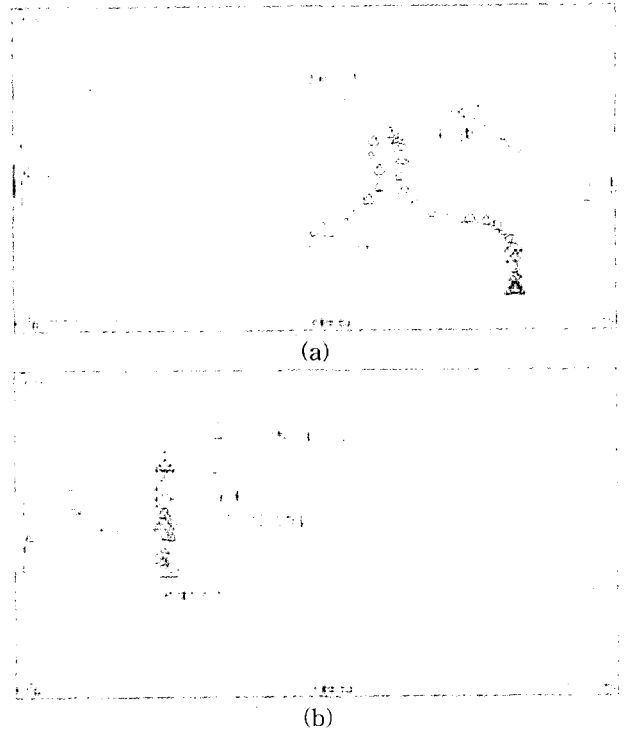


그림 4. 주행 알고리즘
(a) Shoot과 Assist (b) Defend와 Screen

Fig. 4. Navigation Algorithm
(a) Shoot and Assist (b) Defend and Screen

3.2 퍼지 로직을 적용한 로봇축구 전략 및 전술

본문 2에서 언급한 4가지의 주행 알고리즘을 가지고 본 절에서는 4대의 로봇이 서로 협력 체계를 갖는 퍼지 논리를 구현한다.

3.2.1 특정 영역

로봇 축구의 기본 전략으로는 그림 5.(a)와 같이 골키퍼를 제외한 4대의 로봇이 자신만의 영역을 갖는 지역방어 전략을

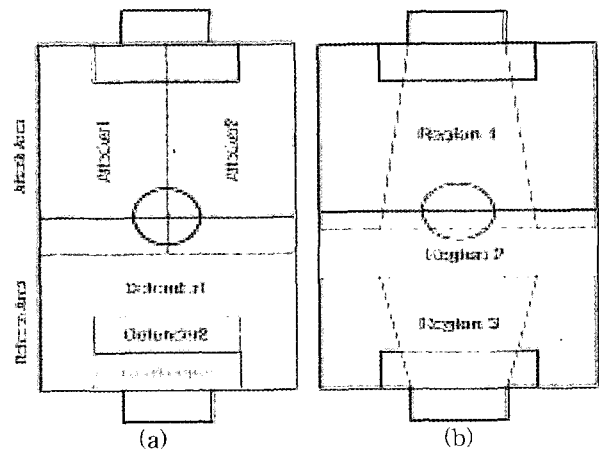


그림 5. 로봇의 영역 (a) 로봇의 고유 영역 (b) 행동 교환을 위한 영역

Fig. 5. Region of robots. (a) Normal region of robots. (b) Region for exchange action of robots.

택하였으며, 자신의 영역을 넘어 도움을 주는 것과 같은 특정한 행동을 고려하기 위해서는 공이 그림 5.(b)와 같은 영역에 있어야만 한다. 그 이유는 로봇 축구는 실시간으로 데이터를 처리해야하는 환경이므로 자신의 영역에서 로봇이 움직일 경우는 공이 계산 양을 늘릴 필요가 없기 때문이다.

3.2.2 지식 베이스

퍼지 로직을 적용한 로봇축구 전략 및 전술을 구현하기 위해 우선 그림 6과 같이 언어를 기반으로 하는 언어 지도 (linguistic map)를 제안한다. 이 언어 지도들은 명확한 값 (crisp value)을 퍼지 제어기에서 사용하는 불명확한 값 (fuzzy value)으로 변환하는 역할을 하며, 퍼지화 (Fuzzyfication) 방법으로는 가장 많이 사용되는 이동변 삼각형 방법을 택하였다.

퍼지 모델의 첫 번째 입력 및 두 번째 입력 d 와 θ_b 는 식 (8)과 같이 정의 한다. 이때 로봇 m 과 공과의 거리차를 d_m , 각도차를 θ_m 이라 하고, 로봇 n 과의 공과의 거리차를 d_n , 각도차를 θ_n 이라 한다.

$$\begin{aligned} d &= d_m - d_n \\ \theta_b &= |\theta_m| - |\theta_n| \end{aligned} \quad (8)$$

세 번째 입력 θ_g 는 식(9)과 같이 정의한다. 이때 로봇 m 과 골대와의 각도차를 θ'_m , 로봇 n 과 골대와의 거리차를 θ'_n 이라 한다.

$$\theta_g = |\theta'_m| - |\theta'_n| \quad (9)$$

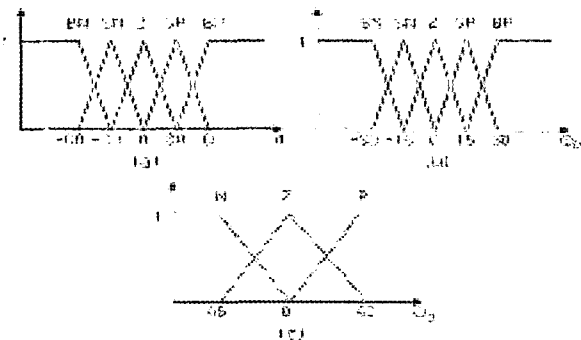


그림 6. 소속 함수 (a) d에 대한 소속 함수 (b) θ_b 에 대한 소속 함수 (c) θ_g 에 대한 소속 함수

Fig. 6. Membership functions. (a) Membership function for d (b) Membership function for θ_b (c) Membership function for θ_g

퍼지화(Fuzzyfication)한 입력을 통하여 얻는 출력은 그림 5.(b)의 Region에 따라 다른 결과 값을 가지는데 이는 공격 영역과 수비 영역에서 사용되는 주행 알고리즘이 다르기 때문이다.

만약 고려하는 영역이 Region 1이라면 고려되는 두 대의 로봇이 가지는 주행 알고리즘은 그림 7.(a)와 같이 Shoot, Assist 및 주행 알고리즘을 바꾸지 않는 No change가 되며, Region 2라면 그림 7.(b)와 같이 No change 와 change, Region 3이라면 그림 7.(c)와 같이 Defense, Screen 및 No change가 된다. 출력의 값이 이분법적인 값이므로 비교적 연산이 간단한 singleton 방식을 택하였다.

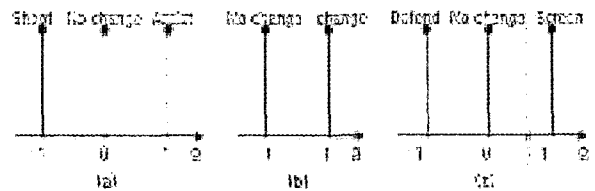


그림 7. 출력 값의 소속 함수

(a) Region 1 (b) Region 2 (c) Region 3
Fig. 7. Membership function of Ouput
(a) Region 1 (b) Region 2 (c) Region 3

3.2.3 Region 1의 퍼지 논리

본문 3.2.2에서 제시한 총 75개의 입력 변수에 대한 소속 함수의 조합에 대하여 Region 1에서는 다음의 식(10)으로 아래 표와 같은 출력 규칙을 정의한다.

$$\begin{aligned} R^i: & \text{If } d^i \text{ is } A^i \text{ and } \theta_b^i \text{ is } B^i \text{ and } \theta_g^i \text{ is } C^i, \\ & \text{Then Robot_action is } \Omega^i \end{aligned} \quad (10)$$

표 1. θ_g 이 N인 경우의 출력 규칙.

Table 1. Robot_action when θ_g is N.

θ_b	BN	SN	Z	SP	BP
BN	Shoot	Shoot	Shoot	Shoot	No change
SN	Shoot	Shoot	Shoot	No change	No change
Z	Shoot	Shoot	No change	No change	No change
SP	Shoot	No change	No change	No change	Assist
BP	No change	No change	No change	Assist	Assist

표 2. θ_g 이 Z인 경우의 출력 규칙.

Table 2. Robot_action when θ_g is Z.

θ_b	BN	SN	Z	SP	BP
BN	Shoot	Shoot	No change	No change	No change
SN	Shoot	No change	No change	No change	No change
Z	No change	No change	No change	No change	No change
SP	No change	No change	No change	No change	Assist
BP	No change	No change	No change	Assist	Assist

표 3. θ_g 이 P인 경우의 출력 규칙.

Table 3. Robot_action when θ_g is P.

θ_b	BN	SN	Z	SP	BP
BN	Shoot	Shoot	No change	No change	No change
SN	Shoot	No change	No change	No change	Assist
Z	No change	No change	No change	Assist	Assist
SP	No change	No change	Assist	Assist	Assist
BP	No change	Assist	Assist	Assist	Assist

3.2.4 Region 2의 퍼지 논리

Region 2는 공격수와 수비수를 교환하기 위한 영역으로 식(8)을 이용하여 75개의 입력 변수에 대한 소속 함수의 조합에 대하여 공격수와 수비수를 전환하는 Change와 전환하지 않는 No Change 두 개의 출력을 가지며, 위의 표와 비슷

한 결과 형식을 갖기 때문에 결과를 생략한다.

3.2.5 Region 3의 퍼지 논리

Region 3은 수비 영역 이므로 골대와의 각도를 고려하지 않는 d 와 θ_b 만으로 아래의 식을 통하여 다음 표와 같은 출력 규칙을 정의한다.

$$R^i: \text{If } d^i \text{ is } A^i \text{ and } \theta_b^i \text{ is } B^i, \quad (11)$$

$$\text{Then Robot_action is } \Omega^i$$

표 4. Region 3에서의 출력 규칙.
Table 4. Robot_action in Region 3.

Ω^i	BN	SN	Z	BP	BP
BN	Defence	Defence	Defence	No change	No change
SN	Defence	Defence	No change	No change	No change
Z	Defence	No change	No change	No change	Screen
BP	No change	No change	No change	Screen	Screen
BP	No change	No change	Screen	Screen	Screen

3.2.6 행동 결정

3.2.3, 3.2.4 및 3.2.5 절의 출력 규칙에 따라 여러 개의 퍼지 제어 규칙으로부터 퍼지 값을 추론하기 위해서는 의사 결정 논리(decision making logic)가 필요하다. 본 논문에서는 다음 식과 같이 product[7] 연산을 사용하기로 한다.

$$\mu^i = \mu_d^i \times \mu_{\theta_b}^i \times \mu_{\theta_s}^i \quad (12)$$

퍼지 추론기로부터 출력된 여러 개의 비정확한 값(fuzzy value)들을 모아 정확한 값(crisp value)으로 변형시키는 Defuzzification 방법으로는 다음 식과 같이 Center-average 방법을 사용 하였다.

$$(\text{Robot_action}) = \frac{\sum_i \mu^i \times \Omega^i}{\sum_i \mu^i} \quad (13)$$

이렇게 얻어진 퍼지 추론 값은 그림 7에서 언급한 출력의 소속 집합에 가장 가까운 값의 주행 알고리즘으로 로봇의 행동을 정하게 되며, 고려되지 않는 나머지 로봇은 반대의 행동을 취하게 된다.

4. 시뮬레이션

Region에 따른 퍼지 룰의 결과를 SimuroSot으로 확인하여 보았다. SimuroSot 은 MiroSot, RoboSot, 등 로봇축구의 한 장르으로써 FIRA에 등록이 되어 있다. FIRA에서는 SimuroSot용 프로그램으로 두가지를 소개하였는데 Middle League SimuroSot과 Large League SimuroSot이 바로 그것이다. 그 중에서 대회에서 많이 쓰이는 것으로는 Middle League SimuroSot이 있다. 본 논문에서는 FIRA의 웹 사이트에서 Middle League SimuroSot 프로그램과 설명서를 다운로드하여 실험하였다.

실험 환경은 pentium III 2.2GHz Celeron CPU를 탑재하고 있는 데스크탑 컴퓨터로 하였으며, 실험 시에는 컴퓨터에

부하를 줄 불필요한 프로그램은 모두 다 끄고, 오직 필요한 프로그램인 SimuroSot프로그램과 VC++6.0 만 구동하였다. 실험을 위해 VC++6.0으로써 전략 및 전술을 담은 DLL(Dynamic Link Library) 파일을 제작하여 SimuroSot에 적용을 하였고, 이는 SimuroSot 매뉴얼에서 배웠다. 또, 로봇과 공의 위치를 실시간으로 얻기 위해서 DLL에서 파일에 접근하여 저장하는 방식으로 데이터를 얻었으며, 이를 그래프화 하기 위해서 VC++6.0으로 그래프 프로그램을 작성하여 그림 8, 9, 10과 같은 이미지를 얻었다.

실험 결과 그림에서는 각 로봇의 이동 궤적을 네모 혹은 세모의 도형으로 표시하였다. 그리고 각 로봇의 시작 지점은 다른 도형보다 좀 더 크게 표시하였다. 공도 로봇과 같은 형식을 가지고 있는데, 다만 공은 동그라미 도형으로 표시하였다. 각 로봇이 가지는 행동의 변화는 각 로봇의 시작 지점의 옆에 텍스트로 표시하였다.

Region 1에서의 로봇 간의 행동 교환은 그림 8에 기술하였다. 두 로봇의 행동은 Shoot과 Assist이며, Shoot행동을 하는 로봇은 네모 도형으로, Assist행동을 하는 로봇은 세모 도형으로 표시하였다. 우선 Shoot 로봇의 양상을 보겠다. Shoot 로봇은 처음에는 Shoot을 수행하기 위해 공을 향하여 이동하였다. 그러다가 상대 로봇과의 접촉에 의해 공이 Assist 로봇에 더 유리하게 위치하였다. 그래서 알고리즘에 의해 Shoot 로봇은 공과 일정한 거리를 유지하는 Assist를 하였다. 반대로, Assist 로봇은 공이 가까이 다가오게 되자, 알고리즘에 의해 Shoot행동을 취하여 공을 드리블해서 골을 향하여 이동하였다.

Region 2에서의 Shoot 로봇과 Defend 로봇 간의 행동 교환에 대해 그림 9에 표시하였다. 그림에서 보면 Defend 로봇은 자신의 역할을 수행하기 위해 제 2 사분면에 있고, Shoot 로봇은 3 사분면에서 Shoot을 시도하고 있었다. 이때 다른 Defend 로봇의 수비 역할에 의해 공은 3 사분면에서 4 사분면으로 향해 빠른 속도로 나아갔다. 공은 Region 2영역에 들어오게 되었고, 알고리즘에 의해 Shoot 로봇이 공격을 수행할 수 없다고 판단, 공수를 교대하게 되었다. 그래서 2 사분면에 있던 Defend 로봇이 빠른 속도로 공을 향해 이동하였다.



그림 8. Region 1 영역에서의 Shoot 로봇과 Assist로봇의 퍼지 논리 선택 결과.

Fig. 8. Result of algorithm execution between Shoot robot and Assist robot in Region 1.

그림 10은 Region 3에서의 역할 교환에 대해 보여준다. 상대 로봇이 공을 몰고 접근을 함으로써, Defend를 수행하던 Defend 로봇은 수비를 위해 중앙으로 이동하였다. 하지만 상

대 로봇이 Defend 로봇을 뚫고 지나가게 되고, 공이 Screen 로봇에 더 가까워지자 알고리즘에 의해 역할이 바뀌게 되었다. 때문에 Screen 로봇이 Defend를 수행하고 Defend 로봇은 빠르게 Screen을 위해 원래 자리로 돌아가게 되었다.

위 세 결과를 종합해볼 때, Region 1, 2, 3 에서의 각 결과를 보면, 모두 알고리즘 수행에 있어서 무리하게 한 알고리즘의 수행을 고집하지 않고, 상황에 따라 적절하게 수행함을 알 수 있다.

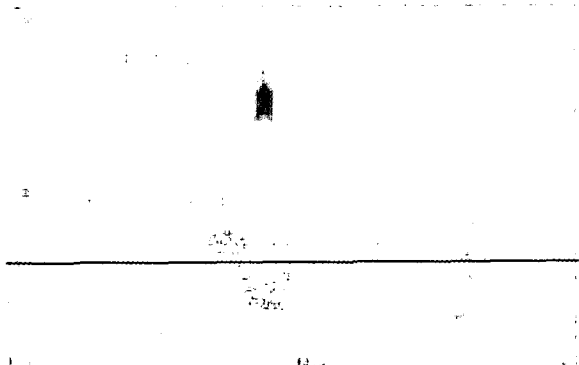


그림 9. Region 2 영역에서의 Shoot 로봇과 Defend 로봇의 퍼지 논리 결정 결과.

Fig. 9. Result of algorithm execution between Shoot robot and Defend robot in Region 2.

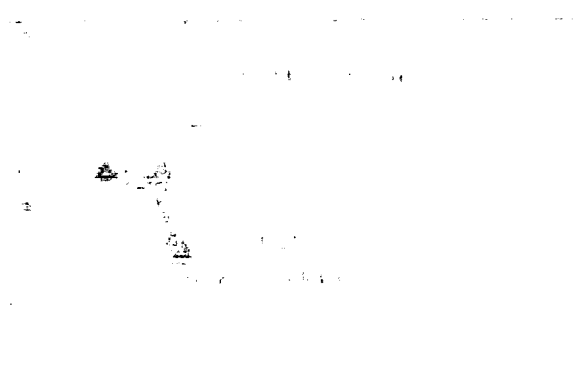


그림 10. Region 3 영역에서의 Defend 로봇과 Screen 로봇의 퍼지 논리 결정 결과.

Fig. 10. Result of algorithm execution between Defend robot and Screen robot in Region 3.

5. 결론 및 향후과제

지금까지 우리는 기존에 로봇축구에 사용이 되었던 Q-학습 알고리즘과 Modular Q-학습 알고리즘을 알아보고, 이 알고리즘의 단점을 고찰하였다. 그리고 본 논문에서 제안하는 퍼지 로직 시스템을 적용한 로봇축구 전략 및 전술을 알아보고, FIRA에 등록되어있는 SimuroSot에 쓰이는 Middle League SimuroSot Program을 이용하여 퍼지 로직 시스템을 적용한 전략 및 전술이 실제 로봇축구 경기에서 얼마나 효과를 가지는지 알아보았다.

현대 로봇축구에서 승부를 판가름 할 수 있는 세 요소는 빠른 비전, 정확한 로봇 제어, 그리고 전략 및 전술이며, 그 중 전략 및 전술에 쓰이는 알고리즘인 Q-학습 알고리즘은

강화학습의 일종으로 전략의 학습에 유용하지만, 많은 메모리와 부하를 가진다는 단점을 가짐을 고찰하였고, 보안을 위해 나온 Modular Q-학습 알고리즘은 중재모듈에서 선택을 위한 수식이 필요하기에 유연성이 부족하다는 결론을 얻었다.

그리하여 새로운 알고리즘인 퍼지 로직 시스템을 사용한 전략 및 전술 알고리즘을 제시하였다. 구체적으로, 우선 시스템에 사용한 퍼지 모델을 제시하였고, 적용을 위해 운동장에서 교환을 위한 부분 3부분을 나누었다. 그리고 이를 Region 1, 2, 3으로 명명하였다. 새로운 시스템의 시뮬레이션을 위해 SimuroSot을 사용하였고, 제작한 프로그램의 메인 루틴에서는 공의 위치에 따라 분기하여 영역에 따라 각자의 퍼지 모델을 적용한 역할 교환 알고리즘을 수행하였다. 그 결과 각 영역에서의 교환 상황 그림을 얻을 수 있었고, 제안된 알고리즘이 효과가 있음을 알았다.

그러나 퍼지 로직을 사용한 시스템을 설계하는데 있어서 출력 규칙을 정하는데 사용된 퍼지 모델이 모든 경우를 표현한다고 할 수 없다. 때문에 적응 퍼지 제어를 적용하여 상황에 적응도가 있는 알고리즘 설계가 요구된다.

참 고 문 헌

- [1] 김종환 저, 로봇 축구 시스템, 대영사, 2000.
- [2] 김종환 외 8인, 로봇축구공학, 브레인코리아, 2002.
- [3] J.H. Kim, K.-C. Kim, D.-H. Kim, Y.-J. Kim and P. Vadakkepat, "Path Planning and Role Selection Mechanism for Soccer Robots," IEEE Int'l Conf. on Robotics and Automation, Belgium, pp. 3216-3221, May 1998.
- [4] K.-H. Park, Y.-J. Kim and J.-H. Kim, "Modular Q-learning based Multi-agent Cooperation for Robot Soccer", Robotics and Autonomous Systems, vol. 35, no. 2, pp. 109-122, May, 2001.
- [5] Dong-Han Kim and Jong-Hwan Kim, "Limit-cycle Navigation Method for Soccer Robot," International Conference on Artificial Intelligence, Las Vegas, June 25-28, 2001.
- [6] D.H. Kim, Y.-J. Kim, K.-C. Kim, J.-H. Kim and P. Vadakkepat, "Vector Field Based Path Planning and Petri-net Based Role Selection Mechanism with Q-learning for the Soccer Robot System," Intelligent Automation and Soft Computing, Vol. 6, No. 1, 2000.
- [7] Li-Xin Wang, A course in Fuzzy Systems and Control, Prentice Hall PTR, 1997.
- [8] K. Kostiadis and H. Huosheng, "Reinforcement learning and co-operation in a simulated multi-agent system," in Proc. 1999 IEEE/RSJ Int. Conf. Intelligent Robots Systems, vol. 2, Oct. 17.21, 1999, pp. 990.995.

저 자 소 개



이정준(Jeongjun Lee)
2004년 : 부경대학교
전자컴퓨터정보통신공학부 졸업
2004년~현재 : 동 대학원 전자공학과
석사 과정

관심분야 : 퍼지 이론, 인공지능
E-mail : houseforce2000@hanmail.net



지동민(Dongmin Ji)
2004년 : 부경대학교
전자컴퓨터정보통신공학부 졸업
2004년~현재 : 동 대학원
전자공학과 석사 과정

관심분야 : Embedded System, 로봇 제어
E-mail : jiddong0@hanmail.net



이원창(Won Chang Lee)
1983년 : 서울대학교 제어계측공학과
(공학사).
1985년 : 한국과학기술원
전기 및 전자공학과(공학석사).
1992년 : 포항공과대학교
전자전기공학과(공학박사).
1993년~현재 : 부경대학교 전자컴퓨터정
보통신공학부 교수.

관심분야 : Embedded System, 로봇 제어
E-mail : wlee@pknu.ac.kr



강근택(Geuntaek Kang)
1976년 : 서울대학교 공과대학
응용물리학과 (공학사).
1984년 : 일본 동경공업대학
시스템과학전공 (공학석사).
1987년 : 일본 동경공업대학
시스템과학전공
(공학박사).
1987년~현재 : 부경대학교 전자컴퓨터정보통신공학부
교수.

관심분야 : Fuzzy System
E-mail : gtkang@pknu.ac.kr



주문갑(Moon G. Joo)
1992년 : 포항공과대학교 (공학사).
1994년 : 포항공과대학교
정보통신공학과 (공학석사).
2001년 : 포항공과대학교
전자컴퓨터공학부 (공학박사).
2003년~현재 : 부경대학교 전자컴퓨터정
보통신공학부
조교수.

관심분야 : 지능제어, 산업자동화, 홈오트메이션
E-mail : gabi@pknu.ac.kr