論文2003-40CI-4-2

축구 로봇의 공격 의도 추출기 설계

(Development of Attack Intention Extractor for Soccer Robot system)

朴 해 리 *, 鄭 軫 宇 **, 卞 增 男 *

(Haerhee Park, Jin-Woo Jung, and Zeungnam Bien)

요 약

지능 제어, 통신, 컴퓨터 및 센서 기술, 영상 처리, 메카트로닉스 등과 같은 다양한 분야에서 로봇 축구 시스템에 대한 연구가 진행되고 있다. 그중 전략 연구는 대부분 공격 전략 연구에 치중하고 있으며, 점차 지능적인 공격 전략을 구현하는 방향으로 흘러가고 있다. 이에 따라 과거의 단순한 수비 전략으로는 완전한 수비가 불가능하게 되었다. 따라서, 지능적인 공격을 효율적으로 수비할 수 있는 수비 전략이 필요하며, 효율적인 수비를 위하여 공격자 로봇의 의도 추출이 필요하다. 본 논문에서는, 퍼지 최대 최소 신경망을 이용한 축구 로봇의 공격 의도 추출기를 설계하였다. 첫째로, 축구 로봇 시스템에서의 의도를 정의하고, 의도 추출에 대하여 설명한다. 다음으로 설계한 퍼지 최대 최소 신경망을 이용하여 설계한 축구 로봇의 의도 추출기에 대하여 설명한다. 퍼지 최대 최소 신경망은 패턴분류 방법 중의 하나로 온라인 적용, 짧은 학습 시간, 소프트 결정(soft decision) 등의 많은 장점을 갖고 있다. 따라서, 다이나믹한 환경을 가진 축구 로봇 시스템의 의도 추출에 적합하다. 이 의도 추출기는 상대 팀 로봇이 공격시 어떠한 상황에서 어떠한 행동을 할 것인가를 미리 알아내어 수비 시 이용할 수 있도록 하며, 학습을 통하여 의도 추출을 함으로써 상대 팀 경기를 보고 팀의 전략을 파악하는 전략 분석기로도 사용이 가능하다. 자체 제작한 3대3 로봇 축구 시뮬레이터를 이용하여 시뮬레이션을 하였으며, 학습을 함에 따라서 의도 추출률이 증가함을 확인할 수 있었다.

Abstract

There has been so many research activities about robot soccer system in the many research fields, for example, intelligent control, communication, computer technology, sensor technology, image processing, mechatronics. Especially researchers research strategy for attacking in the field of strategy, and develop intelligent strategy. Then, soccer robots cannot defense completely and efficiently by using simple defense strategy. Therefore, intention extraction of attacker is needed for efficient defense. In this thesis, intention extractor of soccer robots is designed and developed based on FMMNN(Fuzzy Min-Max Neural networks). First, intention for soccer robot system is defined, and intention extraction for soccer robot system is explained. Next, FMMNN based intention extractor for soccer robot system is determined. FMMNN is one of the pattern classification method and have several advantages: on-line adaptation, short training time, soft decision. Therefore, FMMNN is suitable for soccer robot system having dynamic environment. Observer extracts attack intention of opponents by using this intention extractor, and this intention extractor is also used for analyzing strategy of opponent team. The capability of developed intention extractor is verified by simulation of 3 vs. 3 robot soccer simulator. It was confirmed that the rates of intention extraction of each experiment increase.

Keywords : Intention extraction(의도 추출), Soccer robot(축구 로봇), FMMNN(퍼지 최대 최소 신경망)

* 正會員, ** 學生會員, 韓國科學技術院 電子電算學科 電氣 및 電子工學

(Division of Electrical Engineering, Department of Electrical Engineering and Computer Science, KAIST)

※ 본 연구는 인간친화 복지 로봇시스템 연구센터, BK21 프로그램으로부터 부분적 재정 지원을 받아 수행되었다.

接受日字:2003年4月1日, 수정완료일:2003年6月17日

1. 서 론

로봇 축구 경기는 다수의 로봇으로 구성된 한 팀이 경기장 위에 설치되어 전체가 관찰 가능한 카메라로부터 시시각각 변하는 환경을 관찰하여, 협동하면서 상대팀과 경쟁한다는 시스템 특성상, 하드웨어의 성능을 높이는 연구에서부터 소프트웨어 즉 전략 연구에 이르기까지 많은 분야의 연구가 이루어지고 있으며, 특히 Multi-agent system의 다양한 연구 분야에 훌륭한 실험 환경을 제공하고 있다.

소프트웨어 분야의 연구는 주로 센싱을 통하여 얻은 환경 정보로부터 목적 달성, 즉 골을 넣고 방어를 하기 위한 적합한 행동을 결정하는 의사 결정(decision making) 분야가 다루어져 왔다. 의사 결정을 구현하는데 사용된 기법 또한 다양한데, Stochastic Learning Automata[1], 진화 알고리즘(genetic algorithm)[2], 역전파 알고리즘(error back-propagation algorithm)을 이용하여 학습시킨 다층 신경망(multiplayer perceptrons)[3, 4], Petri Net과 Q-learning 등을 이용하여 의사 결정 구조를 설계한 연구가 있다. 또한, 상황에 따라 적용될 전술을 최소 2개 이상 데이터 베이스화하여 행위를 결정하는 연구도 이루어지고 있다[5].

최근에 이르러서는 로봇들 간의 협동 작업 구현에 대한 연구가 활발히 진행되고 있는데, 초기에는 공격수, 수비수 골키퍼로 각 로봇에게 역할을 확정 분담하는 방법으로 구현하였고[3], 그 다음 단계로 상황에 따라 각 로봇의 역할을 바꾸는(role exchange) 방법이 주류를 이루었다[6-8]. 이후 협동 작업에 대한 연구가 더욱 진행되어 같은 팀 로봇 간 통신을 통해 한 팀의 다른 로봇이 어떠한 행동을 취할 것인가 하는 의도를 파악하여 자신의 행동을 결정하는데 이용하는 시스템이 구현되었으며[9], 패스를 구현하는 연구 또한 진행되고 있다[5, 10].

현재까지 이루어진 전략 분야의 연구를 살펴보면 주로 공격에 대한 전략에 치중하고 있음을 알 수 있다. 공격 행동으로 슛 드리블 및 최근에는 패스를 구현하고 있으나, 수비의 경우 상대팀 로봇이 공을 잡았을 때 상대팀 선수를 막기, 공을 빼앗기 등의 행동을 공이 어느 위치에 있는가 등으로 간단히 구현하고 있다. 그러나, 지능적인 공격, 특히 협동 작업을 지능적으로 구사하려는 연구가 이루어지고 있으므로, 단순한 수비 전략만으로는 효율적인 수비를 할 수 없다. 실제 사람의 축구 경기에서도 공격 능력뿐 아니라 수비 능력도 중요한 만큼 로봇 축구에서도 수비에 대한 연구가 필요하다. 따라서, 사람의 축구 경기에서, 상대팀의 과거 경기를 분석하고, 상대팀 선수의 의도를 파악하여 수비를 하는 것과 같이, 로봇 축구에서도 효율적인 수비를 위하여 상대팀 로봇의 의도를 파악할 필요가 있다.

또한 근래에 이르러 사람에게 직접 서비스를 제공하는 복지 로봇의 개발이 많이 이루어짐에 따라서, 공동 작업을 하는 인간과 로봇 간의 원활한 작업 수행을 위하여, 인간이 공동 작업자의 의도를 파악하는 것과 마찬가지로 로봇이 자신과 공동 작업을 하거나 자신의 행동에 영향을 미치는 대상의 의도 추출을 구현하려는 연구가 이루어지게 되었다. 이러한 연구는 주로 로봇이 인간에게 나은 서비스를 제공하기 위하여[21] 또는 공동 작업하는 다른 로봇과 원활한 작업 수행을 위하여[22] 연구가 진행되고 있으므로, 의도 추출자와 의도 추출 대상의 관계가 협동 또는 보조 관계에 있는 경우가 대부분이다. 또한 의도 추출자 및 의도 추출 대상이 단독으로 행동하는 시스템에 대한 연구가 대부분인 반면, 축구 로봇의 의도 추출에 대한 연구는 의도 추출자와 의도 추출 대상이 경쟁 관계에 있다는 점, 의도 추출 대상은 협동 작업을 하는 둘 이상의 로봇들로 구성된 그룹에 속해 있다는 점에서 의도 추출 자체의 연구에서도 큰 의미를 갖는다.

본 연구는 로봇 축구 시스템에서 센싱을 통하여 얻을 수 있는 매 시간 각 로봇 및 공의 위치, 로봇의 몸 방향 정보로부터 상대팀 로봇과 우호적 또는 적대적 관계에 있는 다른 로봇들을 고려한, 상대팀 로봇의 공격 의도를 추출하는 것을 목표로 한다.

Ⅱ장에서는 의도 추출을 설명하기 위하여 먼저 의도를 정의한다. 의도의 정의에 대한 사전적 정의와 축구 로봇에서의 정의를 설명하며, 의도추출의 형태 및 축구 로봇에서 구현한 형태를 살펴본다. Ⅲ장에서는 축구 로봇에서의 의도 추출과, 축구로봇을 위하여 설계한 의도 추출기 구조에 대하여 설명한다. Ⅳ장에서는 Ⅲ장에서 설계한 의도 추출기를 자체 제작한 3 대 3 로봇 축구 시뮬레이터에 맞게 구현, 시뮬레이션 결과를 언급한다.

Ⅱ. 의도 추출

1. 의도의 정의

의도(Intention)에 대한 사전적 정의는 다음과 같다.

- 무엇을 이루려는 생각[11]
- 하고자 하는 생각이나 계획[12]
- An idea or plan of what going to do[13]
- A course of action that one proposes to follow[14]

즉, 의도는 현재 이후에 하고자 하는 계획, 마음에 품고 있는 생각을 말하며, 현재에는 그 계획이나 생각을 실현하기 위하여 하는 행동이 외부에서 관찰되지 않는 것을 말한다. 사람이 어떠한 행동을 할 때에는 이루고자 하는 목적이 있기 때문이며, 위의 사전적 정의를 종합해 볼 때, 의도는 현재 이후에 이루고자 하는 목적이 되며, 또한 목적을 이루기 위하여 현재 이후에 하고자 하는 계획, 즉 행동이 될 수 있다.

이로부터 축구 로봇에서 의도를 다음과 같이 정의한다.

- 축구 로봇에서 의도:

주어진 상황에서 목적을 달성하기 위하여 현재 이후에 하고자 하는 행동

축구 로봇에서 주어진 상황이란 두 팀의 로봇들의 위치, 속도, 몸 방향, 공의 위치, 속도, 진행 방향, 그리고 각 개체, 즉 로봇들과 공들 간의 거리 및 변화량, 각도차 등이 된다. 예를 들면, 의도를 추출할 대상, 즉 관찰 대상이 현재 어느 위치에 있고, 같은 팀 로봇들과 거리는 얼마나 떨어져 있으며, 공과의 거리 및 거리의 변화량은 얼마인가, 공을 소유하고 있는가 등이다. 따라서, 주어진 상황은 한 시점에서의 정보만을 뜻하는 것이 아니라 적어도 두 시점 이상의 정보들로 이루어진다. 이는 관찰 대상이 어떠한 의도를 갖고 있는지를 판단하기 위하여 의도 추출 대상이 과거 어떤 행동을 보였는가를 파악해야 하기 때문이다.

2. 의도 추출

사람의 경우 다른 사람의 의도를 파악하고자 하는 의도 추출자는 의도 추출 대상의 의도가 자신의 의사를 결정하거나 어떠한 행동을 함에 있어서 필요하기 때문에 의도를 파악하고자 한다. 이러한 필요성은 자신의 의사를 결정할 수 있는 능력을 가진 지능적인 개체 간의 관계로부터 나오는데, 이러한 관계는 3 가지로 분류할 수 있다.

첫째는 의도 추출자가 의도 추출 대상이 하고자 하는 행동을 대신 해 주는 경우이다. 즉 보조(support) 관계에 있는 경우로, 의도 추출자는 의도 추출 대상이 하고자 하는 목적만을 파악하면 된다. 이 목적을 달성하기 위한 행동, 즉 목적 구현은 의도 추출자가 대신한다. 이러한 관계는 주로 장애인을 돕는 로봇에서 볼 수 있는데, 장애인이 물을 먹고 싶다는 의도를 파악하여 장애인이 물을 마실 수 있도록 물컵을 옮겨주는 시스템이 한 예이다[15]. 이 경우, 의도는 의도 추출 대상의 목적이 된다. 환경 정보, 의도를 판단하는 기준이 되는 정보들로부터 의도 추출 대상의 목적을 추출한다. 이 목적을 이루기 위한 행동은 의도 추출자, 의도 추출 대상이 모두 알고 있으며, 의도 추출자가 이 행동을 하는 주체가 된다.

둘째는 의도 추출자가 의도 추출 대상과 공통을 목표를 달성하기 위하여 함께 행동하는 경우이다. 즉, 협동(cooperation) 관계에 있는 경우로, 의도 추출자는 의도 추출 대상이 하고자 하는 목적 뿐 아니라, 그 목적을 달성하기 위하여 하려는 행동까지 알고 있어야 한다. 즉, 의도 추출 대상이 하려고 하는 행동을 파악하여 그를 돕기 위한 자신의 행동을 결정한다. 보조 관계가 아닌 대부분의 의도 추출 시스템이 이에 속하며, 로봇과 인간이 물건을 함께 목표 지점까지 원하는 방향으로 나르는 시스템이 이에 속한다[16-18]. 이 경우, 의도는 의도 추출 대상의 행동이 된다. 환경 정보들로부터 먼저 의도 추출 대상의 목적을 파악하고, 그 목적을 이루기 위한 행동을 파악한다.

셋째는 의도 추출자가 의도 추출 대상과 상반된 목표를 갖고 있는 경우이다. 의도 추출자는 의도 추출 대상의 목표를 알고 있고, 의도 추출자는 이 목표가 달성되지 못하도록 방해하는 경쟁(competition) 관계이다. 의도 추출자는 의도 추출 대상의 목표를 알고 있으며, 목표를 달성하기 위하여 의도 추출 대상이 하려는 행동을 파악하여, 이를 막기 위한 적절한 행동을 취해야 한다. 이러한 관계의 좋은 예는 게임, 경기를 들 수 있는데, 로봇 축구 시스템이 그 예이다. 상대팀이 자신의

팀의 골대에 골을 넣고자 하는 목적을 이루지 못하도록 방해하기 위하여, 의도 추출자는 상대팀이 어떠한 행동을 하려 하는지 파악한다. 이 경우, 의도는 의도 추출 대상의 행동이 된다. 의도 추출자가 알고 있는 의도 추출 대상의 목표를 달성하기 위하여 어느 행동을 선택할지를 파악한다. 로봇 축구에서, 상대팀 로봇의 의도를 추출시, 골인이라는 목표를 달성하기 위하여, 현재 이후에 슛, 패스, 드리블, 캐치(공잡기) 등의 행동 중 어느 것을 선택할 것인지를 파악하는 시스템이 그 예이다.

이와 같이 의도의 형태는 의도 추출의 목적에 따라서 달라지며, 보조 관계와 같이 의도를 추출하여 의도 추출 대상이 원하는 작업을 의도 추출자가 하는 경우와(<그림 1(a)>), 협동 또는 경쟁 관계와 같이 의도 추출 대상이 직접 작업을 하는 경우로 나뉜다(<그림 1(b)>).

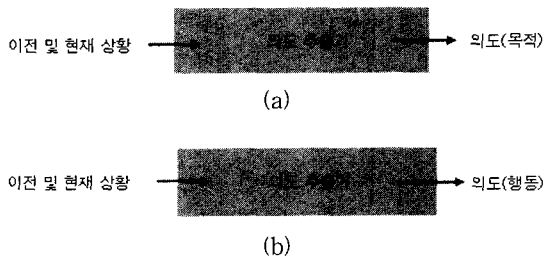


그림 1. 의도 추출기의 구조
Fig. 1. ructure of Intention Extractor.

Ⅲ. 축구 로봇의 의도 추출기

1. 축구 로봇의 의도 추출

봇 축구 시스템은 다음과 같은 특징을 갖고 있다.

- 한 팀 당 다수의 로봇이 공통의 목표(골인)를 달성하기 위하여 협동 작업을 한다.
- 같은 수의 로봇으로 구성된 두 팀이 상반된 목표를 달성하기 위하여 경쟁을 한다. 즉, 상대팀의 골대에 골인을 하고, 상대팀이 자신의 팀 골대에 골인을 하지 못하도록 하는 상반된 목표를 갖고 있다.

의도 추출 측면에서는, 한 개체의 의도를 추출하거나, 협동 관계에 있는 개체의 의도를 추출하여 공통의 목표를 달성하는 분야에 대한 연구가 주류를 이루었던 반면, 앞으로 설명할 축구 로봇을 위한 의도 추출기는 의도 추출자와 경쟁 관계에 있으며, 서로 협동 작업을 하는 다른 개체를 가진 개체, 즉 상호 연관적인 의도를 가진 개체의 의도를 추출한다.

설계한 의도 추출기는 앞 장에서 설명한 의도 추출의 3가지 형태 중 3번째에 속한다<그림 1(b)>.

의도 추출시 사용할 입력은 의도 추출 대상에 대한 상황 정보이다. 상황 정보는 의도 추출 대상의 위치, 공과의 거리, 같은 팀 로봇과의 거리, 상대 팀 로봇과의 거리 뿐 아니라, 로봇이 공에 접근하고 있는가, 공을 골대에 가까이 위치시키는가 하는 등의 로봇의 행동으로 인하여 변화된 상황 정보까지 포함한다.

로봇이 앞으로 어떠한 행동을 할 것인가를 추출하기 위하여, 의도 추출 측면에서 행동의 종류를 다음과 같이 분류할 수 있다.

- 예비 동작이 필요한 행동
- 예비 동작이 없는 행동

예비 동작이 필요한 행동은 축구 로봇에서는 로봇이 공을 잡는 행동이 이에 속한다. 공을 잡기 위해서는 공에 접근하여야 하므로, 공에 접근하는 것이 공을 잡는 행동의 예비 동작이 된다. 이러한 예비 동작을 관찰하여 의도 추출을 한 연구로는 자신의 진로에 있는 개체가 자신의 진로를 방해할 것인가, 방해하지 않고, 진로에서 벗어날 것인가를 추출하여 진로를 수정하는 시스템을 구현한 예가 있다[19]. 또한 축구 로봇에서 의도 추출이 구현된 연구로, 2대 이상의 축구 로봇이 충돌 없이 움직이도록 장애물 피하기를 구현한 연구가 있다[20]. 이와 같이 예비 동작이 필요한 행동 즉 의도를 추출하는 경우는 예비 동작을 했는가를 관찰하여 쉽게 의도를 추출할 수 있다.

예비 동작이 없는 행동은 축구 로봇에서 슛, 패스, 드리블에 해당한다. 슛, 패스, 드리블은 로봇이 공을 잡은 후 취할 수 있는 행동이다. 그러나 공을 잡은 후 이 행동을 할 때 필요한 예비 동작이 없다. 따라서, 이러한 경우, 어떠한 행동을 취할 지 미리 파악하기 위해서는 로봇이 처한 상황을 분석하여 판단하여야 한다. 따라서, 이러한 의도를 추출할 때에는, 의도가 상황 정보의 함수가 된다. 즉, 상황이 결정되면, 그에 따른 의도가 결정이 된다. 또한, 축구 로봇에서는 팀 마다 전략이 다르기 때문에, 즉, 어떠한 상황에 어떠한 행동을 취할 지

다르기 때문에 의도 추출 대상에 대한 사전 정보가 필요하다. 이것은 사람이 축구를 할 때 경기 전에 상대팀이 이전에 했던 경기를 보고 그 팀의 전략을 분석하는 것과 같다. 따라서, 축구 로봇의 의도 추출시에도 이와 같은 과정이 필요하게 된다. 이와 같은 과정은 상대 팀 로봇의 이전 행동 패턴에 대한 학습을 통하여 이루어지며, 이에 따라 의도 추출시 학습 과정이 필요하다. 이를 위하여 퍼지 최대 최소 신경망(Fuzzy Min-Max Neural Networks)을 사용하였다.

축구 로봇이 목표 즉 골인을 하기 위하여 하는 행동은 로봇 축구의 전략 연구에서 여러 가지를 살펴 볼 수 있다. H. K. Lam은 블러킹(blocking), 캐칭(catching), 드리블, 가딩(guarding), 패스(pass), 슛(shoot), 웨이팅(waiting)으로 나누었으며[5], 협동 작업을 구현한 Hai Wang은 Approach, Smooth Move, Kick, Block, Intercept, Dribble, Pass, Block to Kick, Block to Dribble 등으로 행동을 정하였다[9]. 이와 같은 관련 연구들을 종합해 보면 상대팀 로봇이 공격시 취할 수 있는 행동은 다음과 같다.

- 슛(Shoot)
- 패스(Pass)
- 드리블(Dribble)
- 캐치(Catch)

따라서, 상대 팀 로봇의 공격 의도를 추출하기 위하여 위의 4가지 행동을 추출하며, 위의 4가지 행동에 속하지 않는 모든 행동은 의미 없는 행동(Meaningless action)으로 분류한다.

의도 추출을 하기 위하여 먼저 의도 추출 대상의 행동을 추출하여야 한다. 위의 4가지 행동을 수식의 형태로 표현하면 다음과 같다.

슛은 <그림 2>와 같이 의도 추출 대상이 공을 골대 방향으로 차기 시작한 시점에서부터 공을 찬 로봇에서 멀어져 공이 골대 방향으로 굴러가는 시점까지의 행동을 말한다. 슛이라는 하나의 동작이 단지 한 시점으로만 표현되지 않는 것은 로봇 축구에서의 시점은 센싱을 통하여 환경 정보를 얻는 샘플링한 시점을 하나의 시간으로 보기 때문에 하나의 동작이 여러 시점에 걸쳐 표현된다. 슛과 마찬가지로 패스는 <그림 3>과 같이 의도 추출 대상이 공을 같은 팀 로봇 방향으로 차기 시작한 시점에서부터 공이 같은 팀 로봇 방향으로

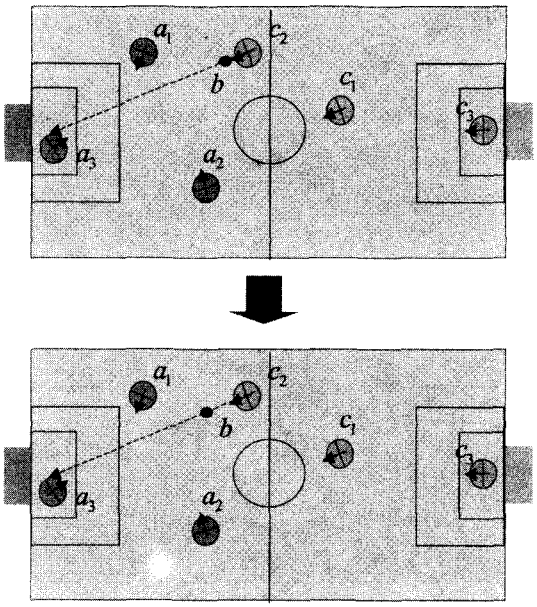


그림 2. 슛의 정의
Fig. 2. Definition of shoot.

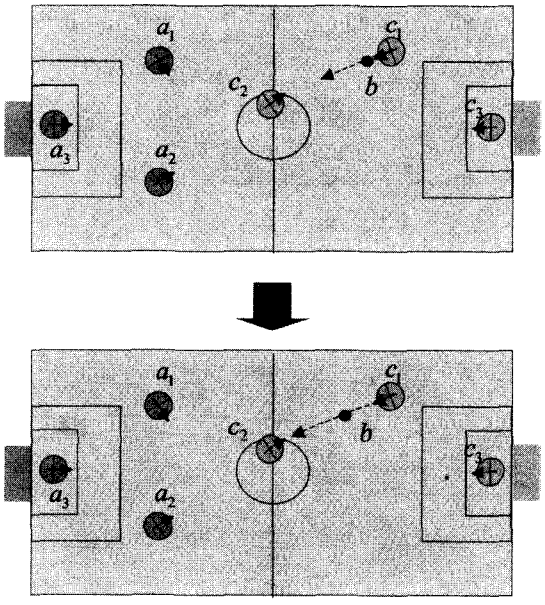


그림 3. 패스의 정의
Fig. 3. Definition of pass.

굴러가는 시점까지의 행동을 뜻한다. 드리블은 한 로봇이 한번 공을 찬 후에 두 번째 공을 다시 찰 때까지 다른 로봇이 공을 소유하거나 차지 않은 경우의 행동을 말하며(<그림 4>), 캐치는 공을 소유하지 않은 상태에서 공에 접근하여 공의 정보를 변경 가능한 만큼의 거리에 다다른 시점까지의 행동을 뜻한다(<그림 5>).

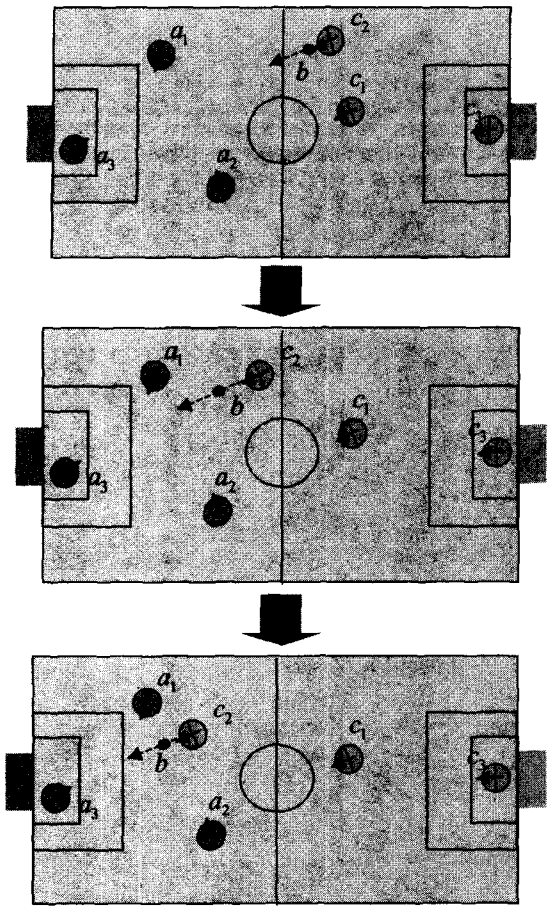


그림 4. 드리블의 정의
Fig. 4. Definition of dribble.

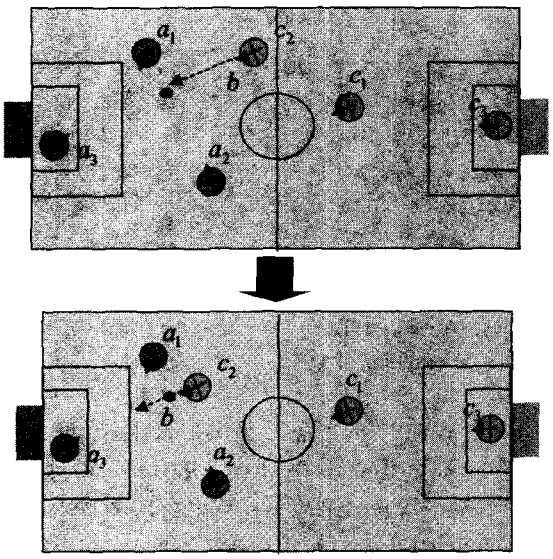


그림 5. 캐치의 정의
Fig. 5. Definition of catch.

표 1. 행동의 정의
Table 1. Definition of action.

		슛	패스	드리블	캐치
Start frame(SF)		공을 골대 방향으로 찬다.	공을 같은 팀 로봇방향으로 찬다.	공을 찬다.	공에 접근
Middle frame(MF)		공이 골대 방향으로 굴러간다.	공이 같은 팀 로봇 방향으로 굴간다.	공소유가 변경되지 않음	공에 접근
End frame(EF)		공이 골대 방향으로 굴러간다.	공이 같은 팀 로봇 방향으로 굴러간다.	공을 찬다.	공을 소유
		슛	패스	드리블	캐치
공과 의도 추출 대상의 거리(a)	SF	$a<r_{robot}$ [1]$+r_{ball}$ [2]$+n$	$a<r_{robot}+r_{ball}+n$	$a<r_{robot}+r_{ball}+n$	$a>d_{possess}$
	MF	Don't care	Don't care	Don't care	$a>d_{possess}$
	EF	$a<d_{possess}$ [3]	$a<d_{possess}$	$a<r_{robot}+r_{ball}+n$	$a<d_{possess}$
공과 의도 추출 대상의 거리 변화(b)	SF	Don't care	Don't care	Don't care	$b<0$
	MF	$b>0$	$b>0$	Don't care	$b<0$
	EF	$b>0$	$b>0$	Don't care	Don't care
공 진행 방향(c)	SF	골대 방향	같은팀 로봇방향	Don't care	Don't care
	MF	골대 방향	같은팀 로봇방향	Don't care	Don't care
	EF	골대 방향	같은팀 로봇방향	Don't care	Don't care
공 진행 방향과(공->의도 추출 대상)의 사이각 변화(d)	SF	Don't care	Don't care	Don't care	$d<0$
	MF	Don't care	Don't care	Don't care	$d<0$
	EF	Don't care	Don't care	Don't care	Don't care
공 속력변화(e)	SF	$e>0$	$e>0$	$e>0$	Don't care
	MF	Don't care	Don't care	$e<0$	Don't care
	EF	Don't care	Don't care	$e>0$	$e<0$

1) r_{robot} : 로봇의 반지름
2) r_{ball} : 공의 반지름
3) $d_{possess}$: 로봇이 공을 소유하고 있다고 판단되는 거리

이와 같은 행동들을 로봇의 위치 및 몸 방향, 공의 위치, 각 로봇, 공의 거리 및 각도 등의 상황정보로 정리하면 <표 1>과 같다.

2. 축구 로봇을 위한 의도 추출기

앞으로 쓰일 수식의 표기는 다음과 같다.

$I=\{I_1, I_2, \ldots, I_n\}$: 의도 추출 대상이 가질 수 있는 의도 집합

x : 상황 factor의 vector

$\mu_{I_i}(x)$: degree of intention of kth intention in situation

$\mu_I(x)$: degree of intention in situation x

$\mu_I(x)=\{\mu_{I_1}(x), \mu_{I_2}(x), \ldots, \mu(x)\}$

$A=\{a_1, a_2, a_3\}$: A team, 의도 추출자가 속한 팀 및 팀원

a_o: 의도 추출자 $a_o \in A$

$C=\{c_1, c_2, c_3\}$: C team, 의도 추출 대상이 속한 팀 및 팀원.

c_o : 의도 추출 대상 $c_o \in C$

b : 공

G : 골, 의도 추출 대상이 공을 위치시키고자 하는 골대

p_α^t : t 시점에서 α 의 위치

$p_\alpha^t=(x_\alpha^t, y_\alpha^t)$ $\alpha \in R \cup \{b\}$, $R=\{a_1, a_2, a_3, c_1, c_2, c_3\}$

$d(p_\alpha^t, p_\beta^t)$: t 시점에서 α, β간 거리 $\beta \in R \cup \{b\}$

v_α^t : t 시점에서 α의 속도 $v_\alpha^t = p_\alpha^t - p_\alpha^{t-1}$

$\theta_{p_\alpha^t, p_\beta^t}$: t 시점에서 α에서 β를 향하는 벡터의 방향

$$\theta_{p_\alpha^t, p_\beta^t} = \angle (p_\beta^t - p_\alpha^t) = \tan^{-1}\frac{y_\beta^t - y_\alpha^t}{x_\beta^t - x_\alpha^t}$$

$\theta_{v_\alpha^t}$: t 시점에서 α의 이동 방향(속도 벡터의 방향)

when $v_\alpha^t \neq 0$

$$\theta_{v_\alpha^t} = \angle v_\alpha^t = \angle (p_\alpha^t - p_\alpha^{t-1}) = \tan^{-1}\frac{y_\alpha^t - y_\alpha^{t-1}}{x_\alpha^t - x_\alpha^{t-1}}$$

when $v_\alpha^t = 0$

$$\theta_{v_\alpha^t} = \begin{cases} orientation\ of\ \alpha & if\ \alpha \in R \\ orientation\ of\ \alpha\ which\ possesses\ ball & if\ \alpha = b \end{cases}$$

의도 추출에 필요한 가정은 다음과 같다.

- 팀 당 3대의 로봇으로 구성된 로봇 축구 시스템이다.
- 각 로봇은 자신의 팀 로봇과 상대 팀 로봇을 구별한다.
- 각 팀의 목표는 상대팀 골대에 공을 넣고, 자신의 팀 골대에 상대팀 로봇이 골을 넣지 못하도록 방해하는 것이다.
- 로봇 및 공의 움직임은 2차원 평면에서 이루어진다.
- 로봇과 공은 원으로 모델링하며, 원의 중심이 그 위치 좌표가 된다.
- 로봇은 앞뒤가 존재하며, 앞으로 이동한다. 따라서 로봇의 몸 방향과 진행 방향은 동일하다.
- 공에 외력을 가하여 위치를 변경시킬 때, 로봇의 몸 방향과 공의 진행 방향은 동일하다.
- 상황이 결정되면 그에 따른 의도를 얻을 수 있다.

축구 로봇을 위한 의도 추출기의 전체 구조는 <그림 6>과 같다.

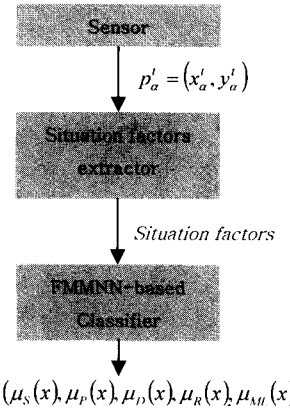


그림 6. 축구 로봇을 위한 의도 추출기 구조
Fig. 6. The structure of intention extractor for soccer robot.

로봇 축구 시스템에서는 카메라를 이용하여 센싱을 한다. 카메라, 즉 센서를 통하여 얻는 기본적인 정보는 로봇 및 공의 위치 및 로봇의 몸 방향이다.

다음으로 센서를 통해 얻은 정보로부터 의도 추출을 위한 상황 factor를 구한다. 상황 factor는 관련이 있는 개체들 간의 상대 정보, 즉 거리 및 각도 차 등으로 구성된다.

상황 factor는 크게 공과 의도 추출 대상의 관계, 의도 추출 대상이 공을 갖고 있을 때 공과 골대와의 관계, 의도 추출 대상과 같은 팀 로봇들과의 관계, 의도 추출 대상과 상대 팀 로봇, 즉 의도 추출자 팀 로봇들과의 관계, 의도 추출 대상 팀의 로봇과 의도 추출자 팀 로봇의 관계로 나눌 수 있다. 이를 의도 추출에 필요한 factor들로 정리하면 다음과 같다.

(1) 의도 추출 대상이 공을 소유하고 있지 않을 때 (<그림 7>)

A. 의도 추출 대상과 공의 관계

i. 의도 추출 대상과 공 사이 거리 및 변화량

$$d(p_b^t, p_{c_o}^t) = \sqrt{(x_b^t - x_{c_o}^t) + (y_b^t - y_{c_o}^t)}$$

$$\triangle d(p_b^t, p_{c_o}^t) = d(p_b^t, p_{c_o}^t) - d(p_b^{t-1}, p_{c_o}^{t-1})$$

ii. (공) 진행 방향과 (공의도 추출 대상) 방향의 차이

$$|\theta_{p_b^t,p_{c_o}^t}| = \left|\tan^{-1}\frac{y_{c_o}^t - y_b^t}{x_{c_o}^t - x_b^t} - \tan^{-1}\frac{y_b^t - y_b^{t-1}}{x_b^t - x_b^{t-1}}\right|$$

$$\triangle\theta_{p_b^t,p_{c_o}^t} - \theta_{v_b^t} = \theta_{p_b^t,p_{c_o}^t} - \theta_{v_b^t} - \theta_{p_b^{t-1},p_{c_o}^{t-1}} - \theta_{v_b^{t-1}}$$

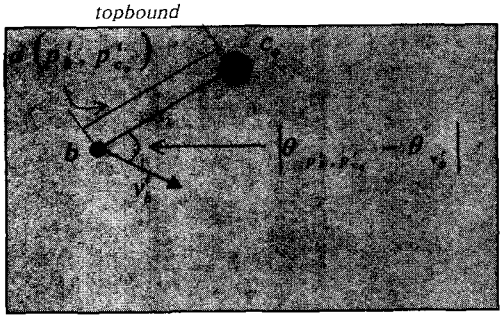


그림 7. 의도 추출을 위한 상황 정보(1)
Fig. 7. Situation factors for intention extraction(1).

(2) 의도추출 대상이 공을 소유하고 있을 때

A. 공과 골대와의 관계(<그림 8>)

i. (공) 진행 방향과 (공->골) 방향의 차이

$$\left(\theta_{p_b^t,p_{Upost}} - \theta_{v_b^t}\right) = \tan^{-1}\frac{y_b^t - Upost}{x_b^t - Gline} - \tan^{-1}\frac{y_b^t - y_b^{t-1}}{x_b^t - x_b^{t-1}}$$

$$\left(\theta_{p_b^t,p_{Lpost}} - \theta_{v_b^t}\right) = \tan^{-1}\frac{y_b^t - Lpost}{x_b^t - Gline} - \tan^{-1}\frac{y_b^t - y_b^{t-1}}{x_b^t - x_b^{t-1}}$$

ii. 공과 골대의 거리

① 공 진행 방향이 골대 방향일 때(<그림 8>)

$$d\left(p_b^t, p_G\right) = \frac{|Gline - x_b^t|}{\sin\left(\frac{\pi}{2} - \theta_{v_b^t}\right)}$$

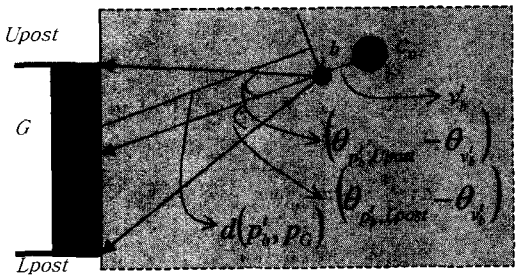


그림 8. 의도 추출을 위한 상황 정보(2)
Fig. 8. Situation factors for intention extraction(2).

② 공 진행 방향이 골대 위를 향할 때(<그림 9>)

$$d\left(p_b^t, p_G\right) = d\left(p_b^t, p_{Upost}\right)$$

③ 공 진행 방향이 골대 아래를 향할 때(<그림 9>)

$$d\left(p_b^t, p_G\right) = d\left(p_b^t, p_{Lpost}\right)$$

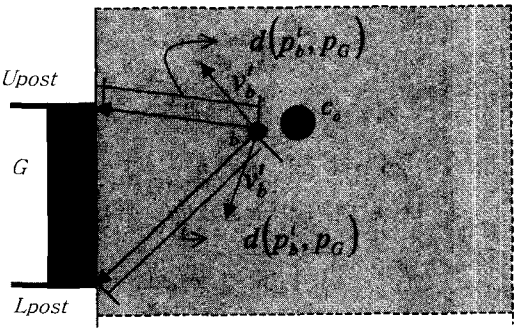


그림 9. 의도 추출을 위한 상황 정보(3)
Fig. 9. Situation factors for intention extraction(3).

B. 의도 추출 대상과 같은 팀 로봇들과의 관계(<그림 10>)

i. (공) 진행 방향과 (공->의도 추출 대상 팀의 로봇) 방향의 차이

$$\left|\theta_{p_b^t,p_{c_k}^t} - \theta_{v_b^t}\right| = \left|\tan^{-1}\frac{y_{c_k}^t - y_b^t}{x_{c_k}^t - x_b^t} - \tan^{-1}\frac{y_b^t - y_b^{t-1}}{x_b^t - x_b^{t-1}}\right|$$

$$\Delta\left|\theta_{p_b^t,p_{c_k}^t} - \theta_{v_b^t}\right| = \left|\tan^{-1}\frac{y_{c_k}^t - y_b^t}{x_{c_k}^t - x_b^t} - \tan^{-1}\frac{y_b^t - y_b^{t-1}}{x_b^t - x_b^{t-1}}\right|$$

$$c_k \neq c_o$$

C. 의도 추출 대상과 상대 팀 로봇과의 관계(<그림 10>)

i. 의도 추출 대상과 의도 추출자 팀 로봇들 간의 거리

$$d\left(p_{c_o}^t, p_{a_k}^t\right) = \sqrt{\left(x_{c_o}^t - x_{a_k}^t\right) + \left(y_{c_o}^t - y_{a_k}^t\right)}$$

$$k = 1,2,3$$

ii. (공) 진행 방향과 (공->의도 추출자 팀 로봇) 방향의 차이

$$\left|\theta_{p_b^t,p_{a_k}^t}-\theta_{v_b^t}\right|=\left|\tan^{-1}\frac{y_{a_k}^t-y_b^t}{x_{a_k}^t-x_b^t}-\tan^{-1}\frac{y_b^t-y_b^{t-1}}{x_b^t-x_b^{t-1}}\right|$$

$$k=1,2,3$$

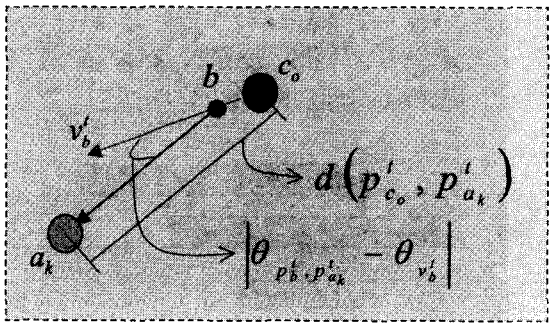


그림 10. 의도 추출을 위한 상황 정보(4)
Fig. 10. Situation factors for intention extraction(4).

D. 의도 추출 대상 팀 로봇과 의도 추출자 팀 로봇과의 관계(<그림 10>)

i. 의도 추출 대상을 제외한 의도 추출 대상 팀 로봇과 의도 추출자 팀 로봇과의 거리

$$d(p_{c_k}^t, p_{a_{k'}}^t)=\sqrt{(x_{c_k}^t-x_{a_{k'}}^t)+(y_{c_k}^t-y_{a_{k'}}^t)}$$

$$c_k\neq c_o,\quad k'=1,2,3$$

이와 같이 situation factors extractor를 통하여 구한 의도 추출 상황 벡터가 퍼지 최대 최소 신경망의 입력이 된다. 이 입력에 대하여, 의도 추출 대상이 갖는 의도의 정도(degree of intention)가 퍼지 최대 최소 신경망의 출력, 즉 클래스가 된다.

Input : situation vector x

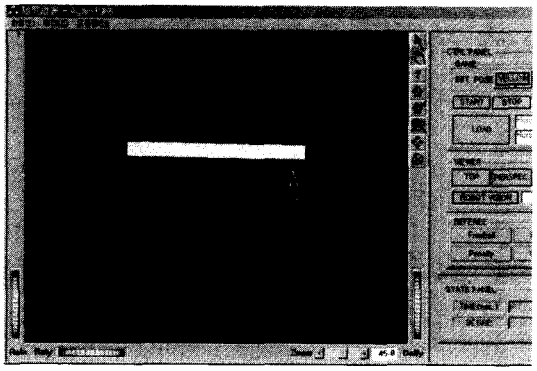
$$x=\left(d(p_b^t,p_{c_o}^t),\Delta d(p_b^t,p_{c_o}^t),\left|\theta_{p_b^t,p_{c_o}^t}-\theta_{v_b^t}\right|,\ldots\right)$$

Output : degree of intention in situation vector x

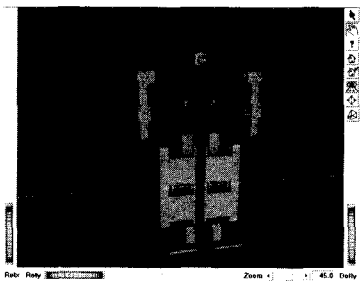
$$\mu_I(x)=\{\mu_S(x),\mu_P(x),\mu_D(x),\mu_R(x),\mu_{ML}(x)\}$$

Ⅳ. 실험 및 결과

제작한 3 대 3 로봇 축구 시뮬레이터의 화면은 <그림 11(a)>와 같다.



(a)



(b)

그림 11. 3 대 3 로봇축구 시뮬레이터
Fig. 11. 3 vs. 3 robot soccer simulator.

시뮬레이터에서 사용된 축구 로봇의 형태는 한국과학기술원에서 개발된 2족 보행 로봇 '한사람'을 모델로 하였고(<그림 11(b)>), 경기장 규격 및 규칙은 FIRA의 경기 종목 중 휴로솟 경기 규칙을 참고로 하였다. 경기 규칙 중 불완전한 부분은 시뮬레이션하기에 용이하도록 다음과 같은 가정을 하였다.

- 공이 라인 밖으로 나갔을 때, 다음과 같이 4 영역으로 나누어 그 영역의 라인 밖으로 나가면 표시된 시작점에 공을 놓고 공이 나가도록 찬 로봇의 상대 팀 로봇이 공을 차면서 경기가 시작된다.
- 골인이 된 후에는 공을 경기장 중앙에 놓고 다시 시작한다.
- 로봇의 이동 방향은 로봇의 몸 방향과 다를 수 있다.

- 로봇이 공을 찰 때, 로봇의 몸 방향과 공의 진행 방향은 동일하다.
- 로봇 및 공은 원으로 모델링하며 충돌시 원의 충돌로 간주한다.
- 공에는 일정한 마찰 계수가 적용된다.
- 로봇이 공을 찰 때, 로봇 및 공의 반지름 외에 로봇이 발로 공을 차는 것을 고려하여 발에 해당하는 상수를 더한 만큼의 거리에서 공을 찬다.

$$d(p_a^t, p_b^t) = r_{robot} + r_{ball} + n$$

개발된 시뮬레이터는 모델로 한 휴로솟의 특징인 로컬 비전, 3차원 공의 움직임, 분산제어를 구현하였다. 축구 경기를 진행하는데 필요한 기본적인 기능, 시작, 정지, 일시 정지, 재시작 등을 구현하였으며, 의도 추출을 위하여 일정한 시간 간격으로 경기장의 상황, 즉 로봇과 공의 위치, 속도 정보를 시뮬레이터로부터 얻을 수 있도록 구현하였다.

의도 추출기의 테스트를 위하여 경기를 구현하였다. 테스트용 전략은 슛, 패스, 드리블, 캐치가 모두 구현 가능하도록 정하였다. 또한 의도 추출 대상이 포함된 팀의 전략은 공격 위주, 의도 추출자 팀의 전략은 수비 위주의 전략으로 구성하였다.

시뮬레이터와 테스트 전략을 이용해 의도 추출기의 성능을 검증하는 방법은 다음과 같다. 이때, 실제 축구 경기에 사용하는 환경을 갖추기 위하여 첫 번째 경기에서 나온 의도 추출 대상 팀의 행동 데이터를 학습해 두 번째 경기의 의도 추출에 사용하고 첫 번째와 두 번째 경기에서 나온 데이터를 학습해 다시 세 번째 경기의 의도 추출에 사용하는 방법을 취하였다.

학습할 데이터는 다음과 같이 획득한다. 시뮬레이터로 테스트 전략을 이용하여 얻은 경기 데이터는 경기 중 두 팀의 로봇들과 공의 위치 및 속도 정보로 구성되어 있다. 이를 이용하여 의도 추출 대상이 어느 시점에서 어떠한 행동을 했는지를 <표 1>에서 정리한 행동의 정의를 이용하여 추출한다. 또한 행동과 함께 각 시점, 즉 샘플링한 각 프레임마다 의도 추출에 필요한 상황 벡터(situation vector)를 구한다. 학습에 필요한 training data는 의도 추출기의 입력인 상황 벡터와 출력인 의도로 구성되어 있다. 의도는 각 프레임에서 발생한 행동들로부터 얻어내며 그 방법은 다음과 같다.

슛, 패스, 드리블의 경우는 각 행동이 발생한 첫 시점의 앞 frames을 그 행동을 할 의도로 설정한다. 이 때 드리블 행동 후 슛이나 패스가 발생한 경우 드리블과 슛 또는 캐치 행동의 사이 데이터는 행동의 정의상 4가지 행동에 속하지 않으므로 의미 없는 행동(ML)으로 분류된다. 이는 의도 추출의 정확성을 떨어뜨리는 중요한 요인이 되므로, 이 경우의 데이터는 삭제하였다(<그림 12>). 캐치의 경우는 행동이 발생한 첫 시점에서 행동이 완성된 마지막 시점 전까지의 frames을 캐치의 의도가 있는 frames으로 설정한다(<그림 13>).

그림 12. 슛, 패스, 드리블의 의도 설정
Fig. 12. Setting of the intentions of shoot, pass, dribble.

그림 13. 캐치의 의도 설정
Fig. 13. Setting of the intention of catch.

이와 같은 방법으로 획득한 각 프레임 당 상황 벡터 및 의도로 구성된 training data로 학습한 후, test data를 이용하여 의도 추출기의 성능을 테스트한다. test data는 의도 추출기의 입력으로 사용될 각 프레임당 상황 벡터와 의도 추출기가 출력한 각 프레임당 의도로 구성된다. 상황벡터의 획득 방법은 training data의 경우와 동일하게 테스트할 경기 데이터로부터 계산하여 얻는다. 이 상황 벡터를 이용하여 의도 추출기는 각 프레임 마다 의도 추출 대상의 의도를 추출한다. 추출된

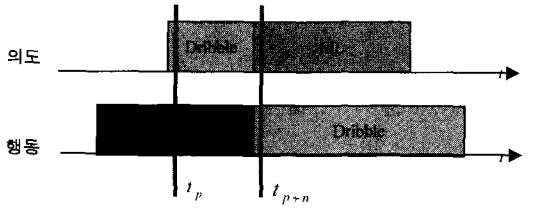


그림 14. 슛, 패스, 드리블의 의도 검증
Fig. 14. Verification of the intentions of shoot, pass, dribble.

의도 추출 대상의 의도를 추출 후 그 이후의 프레임에서 발생한 행동과 대조하여 의도 추출이 제대로 이루어 졌는지를 판단한다. 즉, 의도를 설정할 때와 반대의 방법으로 추출된 의도와 행동을 대조한다(<그림 14>, <그림 15>).

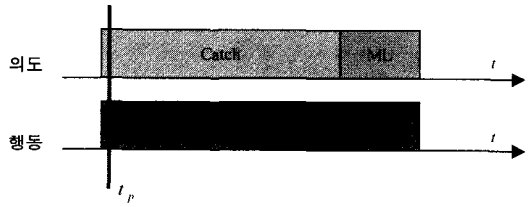


그림 15. 캐치의 의도 검증
Fig. 15. Verification of the intention of catch.

실험은 총 5회 실시하였으며 그 결과는 <표 2>에서 <표 6>과 같다.

표 2. 실험1에 대한 의도 추출 결과
Table 2. Results of intention extraction about the 1st experiment.

		슛	패스	드리블	캐치
로봇1	training data frames[1]	15	14	0	160
	발생한 행동	0	5	0	9
	의도	0	0	0	7
	인식률		0%		77.8%
로봇2	training data frames	49	0	60	964
	발생한 행동	16	0	8	50
	의도	5	0	4	32
	인식률	31.3%		50.0%	64%

1) training data frames: training data로 사용된 슛 의도가 발생한 frames

표 3. 실험2에 대한 의도 추출 결과
Table 3. Results of intention extraction about the 2nd experiment.

		슛	패스	드리블	캐치
로봇1	training data frames	15	46	0	468
	발생한 행동	2	1	0	5
	의도	1	1	0	5
	인식률	50.0%	100%		100%
로봇2	training data frames	109	0	96	2260
	발생한 행동	24	0	15	105
	의도	9	0	8	96
	인식률	37.5%		53.3%	91.4%

표 4. 실험3에 대한 의도 추출 결과
Table 4. Results of intention extraction about the 3rd experiment.

		슛	패스	드리블	캐치
로봇1	training data frames	21	49	0	542
	발생한 행동	8	21	0	29
	의도	4	12	0	29
	인식률	50.0%	57.1%		100%
로봇2	training data frames	178	0	160	3120
	발생한 행동	30	0	29	72
	의도	15	0	16	72
	인식률	50%		55.1%	100%

표 5. 실험4에 대한 의도 추출 결과
Table 5. Results of intention extraction about the 4th experiment.

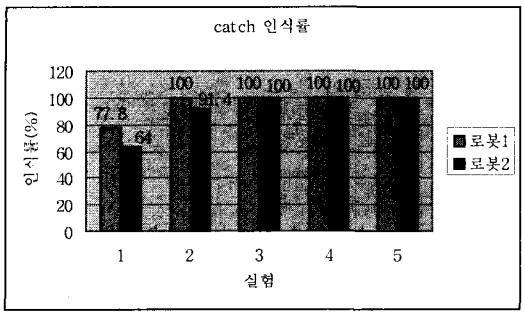
		슛	패스	드리블	캐치
로봇1	training data frames	45	112	0	980
	발생한 행동	3	5	0	9
	의도	2	3	0	9
	인식률	66.7%	60%		100%
로봇2	training data frames	268	0	245	3726
	발생한 행동	9	0	14	55
	의도	5	0	8	55
	인식률	55.6%		57.1%	100%

표 6. 실험5에 대한 의도 추출 결과
Table 6. Results of intention extraction about the 5th experiment.

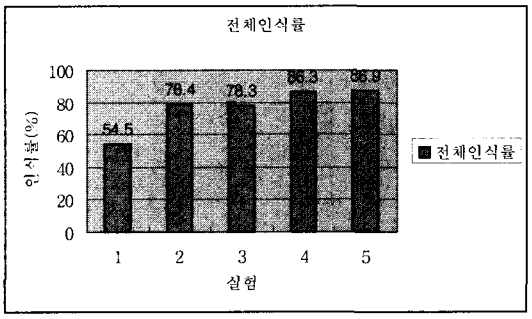
		슛	패스	드리블	캐치
로봇1	training data frames	54	127	0	1141
	발생한 행동	2	5	0	10
	의도	1	4	0	10
	인식률	50.0%	80%		100%
로봇2	training data frames	295	0	285	4576
	발생한 행동	31	0	22	75
	의도	19	0	17	75
	인식률	61.2%		77.3%	100%

학습이 진행됨에 따라 각 의도에 대한 인식률이 증가함을 알 수 있었다. 가장 많이 발생하는 캐치 의도의 경우 실험3, 실험4, 실험5에서는 100%의 인식률을 얻을 수 있었고, 비교적 적게 발생하는 슛, 패스 의도의 경우, 슛은 최고 66.7%, 패스는 80%의 인식률을 얻었으며, 이 의도의 경우에도 실험5로 갈수록 인식률이 증가하였다. 매 경기시의 전체 인식률은 실험1이 54.5%, 실험2가 78.4%, 실험3이 78.3%, 실험4가 86.3%, 실험5가

86.9%로 학습할 경기 데이터가 증가함에 따라 인식률도 증가함을 확인할 수 있었다(<그림 16>).



(a)



(b)

그림 16. 의도 추출 결과
Fig. 16. Results of intention extraction

V. 결 론

본 논문에서는 로봇 축구 시스템에서 센싱을 통하여 얻을 수 있는 매 시간 각 로봇 및 공의 위치, 로봇의 몸 방향 정보로부터 상대팀 로봇과 우호적 또는 적대적 관계에 있는 다른 로봇들을 고려해 상대팀 로봇의 공격 의도를 추출하는 방법을 제안하였다.

현재까지 애매모호하게만 사용되어 오던 의도라는 개념을 2차원 평면상에서의 로봇의 움직임과 관련해 정의하였으며 그 의도를 찾기 위한 방법을 상황 factor들과 퍼지 최대 최소 신경망을 이용해 구현하였다.

구현된 의도 추출기는 3 대 3 로봇 축구 시뮬레이터와 테스트 전략을 이용해 검증하였다. 이때, 실제 축구 전략에 이용을 용이하게 하기 위해 첫 번째 경기에서 나온 상대팀의 행동 데이터를 학습해 두 번째 경기의 의도 추출에 사용하였고, 첫 번째와 두 번째 나온 데이터를 다시 학습해 세 번째 경기의 의도 추출에 사용하는 방식을 취하였다. 그 결과, 가장 많이 발생하는 캐치 의도의 경우 100%의 인식률을 얻었고, 비교적 적게 발생하는 슛, 패스 의도의 경우, 슛은 최고 66.7%, 패스는 80%의 인식률을 얻었으나, 이 의도의 경우에도 실험5로 갈수록 인식률이 증가하였다. 또한 매 경기시의 전체 인식률은 학습할 경기 데이터가 증가함에 따라 인식률도 증가함을 확인할 수 있었다.

따라서, 로봇 축구를 위한의도 추출기는 상대의 전략을 스스로 학습 가능하므로, 지능적인 공격 전략에 대응할 수 있는 수비 전략에 유용하며, 위와 같은 방법을 이용할 경우 상대팀의 경기 데이터가 증가함에 따라 의도 추출기의 인식률도 어느 정도 따라서 증가하므로, 충분히 많은 데이터가 존재해 만족스런 인식률을 갖출 경우, 의도 추출기는 다양한 전략을 구현하는 상대팀의 전략 분석기로서도 사용될 수 있을 것이다.

참 고 문 헌

[1] Masao Kubo and Yukinori Kakazu, "Acquisition of the Various Coordinated Motions of Multi-Agent System on Soccer Game", IEEE, 1994.

[2] Arvin Agah and Kazuo Tanie, "Robots Playing to Win: Evolutionary Soccer Strategies", in Proceedings of the 1997 IEEE International Conference on Robotics and Automation, Albuquerque, New Mexico, April 1997.

[3] 김홍수, "로봇축구를 위한 다개체 시스템의 행동 선택기 설계", 석사학위논문, 한국과학기술원, 1996년 2월

[4] Jong-Hwan Kim, Hyun-Sik Shim, Heung-Soo Kim, Myung-Jin Jung and Prahlad Vadakkepat, "Action Selection and Strategies in Robot Soccer Systems", in Proceedings of the 40thMidwest Symposium on Circuits and Systems, Volume:1, pp. 3~6, August 1997.

[5] H.K.Lam, T.H.Lee, F.H.F.Leung, P.K.S.Tam, "Decision Maker for Robot Soccer", in Proceedings of the 27th Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society, 2001.

[6] 김동한, "Petri Net과 Q-학습을 이용한 로봇 축구 시스템의 설계", 석사학위논문, 한국과학기술원, 1998년 2월

[7] 심현식, "지능형 객체 시스템을 이용한 다수 로봇 협동 시스템의 설계 및 구현: 로봇 축구에의 적용", 박사학위논문, 한국과학기술원, 1998년 2월

[8] Sung Ho Kim, Jong Suk Choi and Byung Kook Kim, "Development of BEST Nano-Robot Soccer Team", in Proceedings of the 1999 IEEE International Conference on Robotics and Automation, Detroit, Michigan, May 1999.

[9] Hui Wang, Han Wang, Chunmiao Wang, William Y.C Soh, "Embedding Cooperation in Robots to Play Soccer Game", In Proc. Of the 2001 IEEE/RSJ Intl. Conf. On Intelligent Robots and Systems, Maui, Hawaii, USA, Oct.29-Nov.3, 2001.

[10] Sng H.L., G. Sen Gupta and C.H. Messom, "Strategy for Collaboration in Robot Soccer", In Proc. Of the first IEEE Intl. Workshop on Electronic Design, Test and Applications (DELTA'02), 2002.

[11] 연세대학교 언어정보개발연구원 출간 연세 한국어 사전, 동아 새국어 사전

[12] 금성 뉴에이스 국어사전

[13] Collins Cobuild English Dictionary

[14] American Heritage Dictionary

[15] Dae-Jin Kim and Zeungnam Bien, "Soft computing-based Intention Reading through the user's mouth for Human-friendly Human-Robot Interaction", Auditorium of AIST, Tsukuba, Japan, October 21-25, 2002.

[16] V. Fernandez, C. Balaguer, D. Blanco and M. A. Salichs, "Active Human-Mobile Manipulator cooperation Through Intention Recognition", in Proceedings of the 2001 IEEE International Conference on Robotics and Automation, Seoul, Korea, May 21-26, 2001.

[17] Kazuhiro Kosuge, Manabu Sato and Norihide Kazamura, "Mobile Robot Helper", in Proceedings of 2000 IEEE International Conference on Robotics and Automation, pp. 583~588, 2000.

[18] Yasuhisa Hirata, Takeo Takagi, Kazuhiro Kosuge, Hajime Asama, Hayato Kaetsu and Kuniaki Kawabata, "Motion Control of Multiple DR Helpers Transporting a Single Object in Cooperation with a Human Based on Map Information", in Proceedings of the 2002 IEEE International Conference on Robotics and Automation, 995-1000, 2002.

[19] 김성훈, "퍼지 논리를 이용한 격자형 환경 모델 구성과 장애물의 의도 추론에의 적용", 석사학위논문, 한국과학기술원, 1999

[20] Ping Tang, Yimin Yang, Xia Li, "Dynamic Obstacle Avoidance Based on Fuzzy Inference and Transposition Principle for Soccer Robots", 2001 IEEE Fuzzy Systems Conference, 2001.

[21] Kazuhiro Kosuge, Manabu Sato and Norihide Kazamura, "Mobile Robot Helper", in Proceedings of 2000 IEEE International Conference on Robotics and Automation, pp. 583~588, 2000.

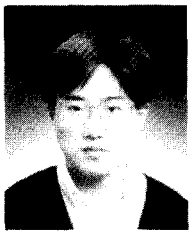
[22] Hiroshi Sugie, Yasuhiro Inagaki, Shuichiro Ono, Hideyuki Aisu, Tatsuo Unemi, "Placing Objects with Multiple Mobile Robots-Mutual Help Using Intention Inference", in Proceedings of IEEE International Conference on Robotics and Automation, 1995.

저 자 소 개

朴 해 리(正會員)

2001년 2월 : 충남대학교 전자공학과 학사. 2003년 2월 : 한국과학기술원 전자전산학과 전기 및 전자공학전공 석사. <주관심분야 : 축구로봇, 의도추출, 소프트컴퓨팅>

卞 增 男(正會員) 第36卷 第6號 參照



鄭 軫 宇(學生會員)

1997년 2월 : 한국과학기술원 전기및전자공학과(학사). 1999년 2월 : 한국과학기술원 전기및전자공학과(석사). 1999년 3월~현재 : 한국과학기술원 전자전산학과(박사과정). <주관심분야 : 행동기반 생체인식, 인간-로봇 상호작용, 소프트 컴퓨팅>