

# 분류자 시스템을 이용한 축구 로봇의 행동 전략

## Behavior strategies of Soccer Robot using Classifier System

심귀보 · 김지윤

Kwee-Bo Sim and Ji-Youn Kim

중앙대학교 전자전기공학부

### 요 약

분류자 시스템(Classifier System)은 유전자 알고리즘(Genetic Algorithms : GA)을 이용하여 새로운 규칙 집합을 발견하는 시스템이다. 또 로봇 축구 시뮬레이션 게임(SimuroSot)은 시간에 따라 상태가 변화하는 동적인 시스템이다. 본 논문에서는 GBML(Genetic Based Machine Learning)의 한 갈래이자 미시간 접근 방법을 기반으로 하는 Zeroth Level Classifier System(ZCS)을 SimuroSot에 적용하여 게임 전략을 구성하는 새로운 규칙을 발견하고 학습하도록 하고 시뮬레이션 결과를 분석함으로써 ZCS의 유용성을 확인한다

### Abstract

Learning Classifier System (LCS) finds a new rule set using genetic algorithm (GA). In this paper, The Zeroth Level Classifier System (ZCS) is applied to evolving the strategy of a robot soccer simulation game (SimuroSot), which is a state varying dynamical system changed over time, as GBML (Genetic Based Machine Learning) and we show the effectiveness of the proposed scheme through the simulation of robot socce

**Key Words** : 로봇 축구 시뮬레이션, 분류자 시스템, 기계 학습, 진화 연산, 자율 이동 로봇

## 1. 서 론

로봇 축구 시스템은 동일한 구조를 가진 여러 대의 로봇이 서로 역할을 분담하고 협조하면서 상대팀으로부터 골을 획득하기 위한 전략을 구성하고 일정 시간동안 서로 경쟁하여 더 많은 득점을 한 팀이 승리하도록 구성된 시스템이다. 같은 성능을 가지는 상대 팀으로부터 더 많은 점수를 획득하기 위해서는 상대 팀의 전략에 따라 적절하게 전략을 수정하여야 한다.

한편 Holland[1]에 의해서 제안된 GBML(Genetic Based Machine Learning) 즉, 분류자 시스템은 내부의 적합도를 변화시키는 방법으로 강화학습 기법을 사용하고 유용한 새로운 일반적 규칙을 찾기 위해 유전자 알고리즘을 사용하는 parallel rule production system이다 [2-3]. 분류자 시스템은 외부 환경의 상태 입력으로부터 적절한 반응을 결정하고 이것을 행동으로 옮긴다. 이 때 외부 환경으로부터 평가된 유용한 행동은 보상을 받음으로써 강화된다. 이 과정을 주기적으로 반복함으로써 규칙 기반에 포함된 유용한 규칙의 강화와 새로운 규칙의 발견이 가능해진다[4]. 그러나 이 시스템은 동적으로 변화하는 외부 환경의 상태를 모델링 할 때 각 분류자들의 조건부와 행동부가 같은 경우의 수를 가지도록 설계되어

야 하며 활성화 된 분류자 행동부의 메시지가 다른 분류자를 활성화시키는 역할을 하는 메시지인지 아니면 효과기를 통하여 외부 환경으로 내보내어지는 메시지인지를 적절하게 결정하여야 하는 등의 몇 가지 어려운 문제를 해결해야 한다. 이런 문제들을 해결하기 위해 Wilson은 Holland의 분류자 시스템의 구조를 간략화 시킨 Zeroth Level Classifier System(ZCS) [Wilson 1994]을 제안했다. Wilson은 전체적인 구조는 Holland의 분류자 시스템을 받아들였으나 알고리즘을 간략화 하여 좀더 이해하기가 쉽고 문제에 대한 모델링을 수월하도록 하였다. ZCS은 내부 메모리 없이 외부 환경으로부터 이진 비트 열로 인코딩된 입력을 주기적으로 받아들이는 Michigan-style의 분류자 시스템이다.

본 논문에서는 가상 환경으로써 로봇 축구 시뮬레이터를 사용하고 ZCS을 이용하여 동적으로 변화하는 게임 상태 속에서 상대팀의 전략에 대해 새로운 유용한 규칙을 발견하여 학습하는 잠재적인 적응 능력을 가진 전략 생성 시스템을 구현한다. 그리고 사람에 의해 임의로 구성된 전략을 가진 상대팀과의 경기 결과를 분석함으로써 ZCS의 유용성을 확인한다.

## 2. 로봇 축구 시뮬레이션을 위한 ZCS

### 2.1 ZCS의 개념

ZCS은 검지기(detector), 규칙 베이스(rule base), 효과기(effector)로 구성된다. 검지기는 환경으로부터의 메시지를 분류자 시스템에서 이용될 수 있는 코드로 변환하는 부분이다. 규칙 베이스는 분류자라고 불리는 몇 개의 'If-Then' 규칙으로 구성된다. 각각의 분류자는 If 부분

접수 일자 : 2002년 3월 2일

완료 일자 : 2002년 6월 30일

감사의 글 : 본 연구는 한국과학재단 목적기초연구비(과제번호: 2000-2-30300-003-3)지원과 과학기술부의 뇌신경정보학연구사업의 연구비 지원으로 수행되었습니다. 연구비 지원에 감사드립니다.

에 해당하는 조건부와 Then부분에 해당하는 행동부 그리고 환경으로부터의 보상 값을 나타내는 신뢰도 (Strength)의 세 부분으로 이루어진다. 조건부와 행동부는 메시지와 같은 종류의 문자열로 구성되지만 조건부는 이것 외에 wildcard로 사용되어지는 don't care symbol, '#'과 같은 하나의 문자를 더 포함하여 외부 환경으로부터 검지된 메시지가 복수의 분류자들을 활성화 할 수 있도록 한다. 또 외부 메시지의 문자열의 길이는 규칙 베이스의 조건부와 같아야 하며 행동부는 Holland의 분류자 시스템과는 다르게 조건부와 같은 길이의 문자열로 이루어질 필요가 없지만 효과기에서 수행 할 수 있는 모든 정의된 행동을 표현 할 수 있도록 구성하여야 한다. 그리고 외부 환경의 메시지로부터 활성화된 규칙 베이스의 분류자들로 매치 집합(match set)을 구성하고 이들 분류자들의 신뢰도에 따라 룰렛 선택(roulette wheel selection)을 이용하여 행동집합(action set)을 구성한다. 효과기는 이렇게 구성된 행동부를 디코딩(decoding)하여 외부 환경의 출력으로 내보내고 일정 시간 간격 동안 시스템의 성능을 평가한다. 이 과정 동안 평가된 값에 의해 강화학습이 진행되는데 '내재적 버킷 브리케이드 알고리즘(Implicit Bucket Brigade Algorithm)'이 이때 수행되어진다. 내재적 버킷 브리케이드 알고리즘은 선택되어진 행동 집합에 해당하는 분류자의 신뢰도에 비례하는 비용을 '버킷(bucket)'이라고 불리는 임시 저장 공간에 저장하였다가 과거에 선택되어진 행동 집합에 해당하는 분류자에 지불함으로써 현재 평가되는 행동과 과거 행동의 결과의 연관성을 유지시켜주며 현재 선택되어진 행동 메시지를 환경으로부터 평가 받고 이것을 해당하는 분류자에게 보상 해 줌으로써 유용한 행동을 만들어 내는 분류자들의 신뢰도를 강화한다. 반면에 유해한 행동 규칙을 나타내는 분류자들은 벌칙을 받아 신뢰도가 감소하게 되고 이로 인하여 규칙 베이스로부터 제거되게 된다. 이러한 과정을 반복하면서 규칙 베이스에는 유용한 규칙들이 증가되고 상대적으로 유용하지 않은 규칙들이 감소하게 된다. '버킷 브리케이드 알고리즘'이 신뢰도 할당과 강화를 반복하여 유용한 규칙과 유용하지 않은 규칙을 분류하게 되는데[2] 이 유용하지 않은 규칙들을 제거하고 새로운 규칙들을 발견해 내는 것은 유전자 알고리즘에 의해 이루어진다[1].

2.2 ZCS의 구현

그림 1은 로봇 축구 시뮬레이션에 사용된 ZCS의 구조를 나타낸 그림인데 여기서 외부 환경(Environment)은 로봇 축구 시뮬레이션 프로그램에 해당된다. 축구 게임 프로그램은 행동 제어 부와 행동 전략 생성 부의 두 부분으로 구성된다. 사람에게 의해 미리 구성되어지는 행동 제어 부는 축구 로봇의 모터 속도 제어 함수, 위치 이동 함수, 그리고 몇 가지 킥 동작을 수행하는 함수들로 구성된다. 또 ZCS에 의해 동적으로 생성되어지는 행동 전략 구성 부는 언제 공격과 방어를 수행 할 지, 어떤 로봇이 어떤 종류의 킥을 하고 어떤 로봇이 보조를 할지, 또 보조를 하는 로봇은 어떤 위치로 이동 할 것인지를 결정하게 되며 골을 획득할 수 있는 규칙들을 발견함으로써 전략을 생성하게 된다. ZCS으로 구성된 행동 전략 생성 부는 다음과 같다.

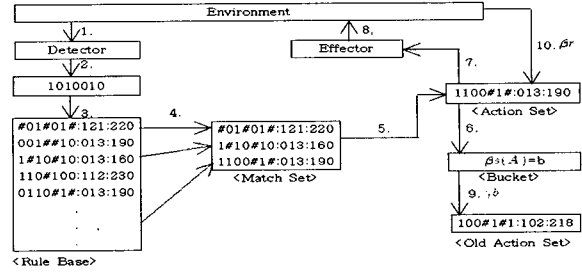


그림 1. 로봇 축구 시뮬레이션에 적용된 ZCS의 구현  
Fig. 1. Construction of the ZCS applied to Robot Soccer Simulator.

1. 검지기는 외부 환경의 상태를 7비트의 이진 문자열로 디코딩 한다. 디코딩된 메시지의 첫 번째 비트는 공으로부터 어느 팀 로봇이 더 가까이 있는지를 나타내는데, 공과 각 로봇과의 거리를 재어 가장 가까운 로봇이 우리 팀 로봇일 경우 0, 상대 팀 로봇일 경우 1로 표시한다. 두 번째 비트는 공이 그림2에 나타난 경기장의 '가장자리 영역(Bound Handling Area)'에 위치한 경우 0, 그렇지 않은 경우는 1로 표시한다.

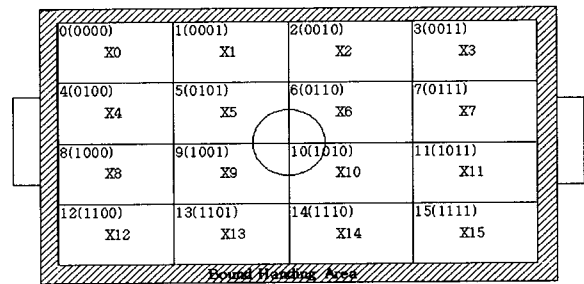


그림 2. 검지기와 효과기를 위한 경기장 맵  
Fig. 2. Playing ground map for detector and effect

또 세 번째 비트부터 여섯 번째 비트까지의 4 비트는 그림 2에 나타난 경기장에서 공의 위치를 표시한다. 예를 들어 공이 6번 사각형 영역 내에 존재할 경우 해당되는 위치의 비트 값은 0110, 11번 영역에 위치할 경우는 1011로 표시한다. 그리고 마지막 일곱 번째 비트는 공의 이동 방향을 표시하는데 만약 공이 우리 팀 골로부터 상대 팀 골을 향해 이동할 경우 0, 반대의 경우 1로 표시한다.

2. 초기 규칙 베이스의 각 분류자들은 임의로 생성되어 지는데, 조건부에 해당되는 7비트는 0과 1 그리고 '#'(wild card)'로 구성된다. 다음 네 비트는 행동부를 나타내며 여러 가지 행동 제어 명령에 해당되는 실수로 구성되어진다. 행동부의 첫 번째 비트는 0과 1의 값을 가질 수 있고, 두 번째 비트는 0부터 2까지, 세 번째 비트는 0에서 26까지, 네 번째 비트는 0에서 239까지의 행동 제어 명령을 표현 할 수 있다. 분류자의 마지막 비트에 할당된 값들은 각 분류자들의 신뢰도를 나타내며 초기에 모두 200으로 동일하게 주어진다.
3. 외부 환경으로부터 메시지를 받게 되면 규칙 베이스

의 분류자들의 조건부와 비교하여 메시지와 일치하는 조건부를 가진 분류자들로 매치 집합을 만든다. 그리고 이들 매치 집합의 분류자들의 신뢰도를 기준으로 롤렛 선택하여 행동 집합의 분류자를 구성하게 되는데 이 때 매치 집합에서 선택된 행동 집합의 분류자의 행동부와 같은 행동부를 가진 매치 집합의 분류자들을 행동 집합에 추가한다. 또 만약 외부 환경으로부터 받은 메시지와 일치하는 조건부를 가진 분류자가 규칙베이스에 존재하지 않을 경우는 "covering operation"을 수행하게 되는데 이 때에는 임의의 새로운 분류자를 하나 생성하고 조건부는 외부 상태 메시지의 임의의 위치를 선택하여 "#"로 대체하여 구성한다. 또 행동부는 초기 생성 할 때와 마찬가지로 임의로 생성하며 신뢰도는 규칙 베이스의 모든 분류자들의 신뢰도 값의 평균값을 사용한다. 이렇게 생성된 새로운 분류자를 규칙 베이스에 추가하게 되는데 규칙 베이스의 각 분류자들의 신뢰도의 역수를 이용하여 롤렛 선택된 분류자와 대체함으로써 새로운 분류자를 규칙 베이스에 추가하고 다시 매치 집합과 행동 집합을 구성한다.(그림 1의 1에서 5까지)

4. 행동부의 첫번째 비트는 공격 상황인지 수비 상황인지에 따른 행동 명령을 나타낸다. 두 번째 비트는 각 상황에 따라 몇 개의 로봇이 킥을 하고 몇 개의 로봇이 보조를 할 것인지를 나타낸다. 만약 이 비트의 값이 0 이면 공에서 가장 가까운 1개의 로봇이 역할을 수행하고 나머지 3개의 로봇은 보조 역할을 수행하기 위해 정해진 위치로 이동한다. 또 1이면 공과 가까운 2개의 로봇이 역할을 먼 2개의 로봇이 보조를, 2이면 공과 가까운 3개의 로봇이 역할을 가장 먼 1개의 로봇이 보조를 수행할 것을 나타낸다. 세 번째 비트는 두 번째 비트로부터 역할 수행을 위해 선택된 로봇이 어떤 종류의 킥을 수행 할 것인지를 나타낸다. 본 논문에서 사용된 킥의 종류는 Circle Kick, Dribble Kick, Line Kick 세 가지인데, Circle Kick은 공의 뒤쪽으로 가서 원을 그리면서 공을 목표 지점으로 차도록 하는 함수이고 Dribble Kick은 공의 뒤편으로 가서 목표 지점으로 공을 몰아가는 함수이며 Line Kick은 방향을 고려하지 않고 공으로 달려가서 공과 로봇이 이루는 직선 방향으로 공을 차도록 하는 함수이다. 만약 두 번째 비트로부터 1개의 로봇이 역할을 수행하기 위해 선택되었을 때 세 번째 비트의 값이 0에서 8사이의 값이라면 Circle Kick을, 9에서 17사이의 값이라면 Dribble Kick을, 18에서 26사이의 값이라면 Line Kick을 수행하게 된다. 그렇지 않고 두 번째 비트로부터 2개의 로봇이 역할을 수행하기 위해 선택되었을 때 세 번째 비트의 값이 0에서 2사이의 값이라면 선택된 로봇 중 더 가까운 로봇이 Circle Kick을, 먼 로봇이 Dribble Kick을 수행하고 세 번째 비트의 값이 3에서 5사이의 값이면 선택된 로봇 중 더 가까운 로봇이 Dribble Kick을, 먼 로봇이 Circle Kick을 수행한다. 이와 같이 세 종류의 킥을 공과 로봇과의 거리에 따라 생길 수 있는 9가지의 경우에 대해 0에서 26사이의 값을 9등분하여 할당한다. 만약 두 번째 비트로부터 역할을 수행하기 위해 선택된 로봇의 수가 3이라면 생길 수 있는 킥 조합의 수는 27가지가 되는데 위와 같은 방법으로 0에서 26까지의 값에 할당한다. 이를 정리하여 표 1에 나타내었다.

표 1. 선택된 로봇의 개수에 따른 킥 조합

Table 1. Possible state as the selected robot number

No. 1.	No. 2.	No. 3.
C, D, L	CC, DD, LL, CD, DC, DL, LD, LC, CL	CCC, DDD, LLL, CCD, CDC, DCC, CCL, CLC, LCC, DDC, DCD, CDD, DDL, DLD, LDD, LLC, LCL, CLL, LLD, LDL, DLL, CDL, DLC, LCD, CLD, LDC, DCL

표 1에서 No.는 두 번째 비트로부터 역할을 수행하기 위해 선택된 로봇의 개수를 나타내고 C, D, L은 각각 Circle Kick, Dribble Kick, Line Kick을 나타낸다. 또 각 조합별 킥 종류의 순서는 거리가 가까운 로봇 순서로 할당되는 킥의 종류를 나타낸다. 예를 들어 DDC의 경우 공과 가장 가까운 로봇이 Dribble Kick을 두 번째로 가까운 로봇이 Dribble Kick을 세 번째로 가까운 로봇이 Circle Kick을 수행할 것을 의미한다. 마지막으로 행동부의 네 번째 비트는 보조 로봇의 수에 따른 로봇의 대기 위치를 나타낸다. 앞의 그림 2에서 X0에서 X15는 각 사각형 영역의 중심 좌표를 표시하는데 보조 로봇의 대기 위치를 나타낸다. 만약 두 번째 비트로부터 선택된 보조 로봇이 1개일 때 네 번째 비트의 값이 7이라면 해당 로봇은 그림 2의 X7의 위치로 이동하여 대기한다.

5. 행동 집합의 모든 분류자들은 이전의 행동 집합의 분류자들에게 비용을 지불하게 되는데 이 때 사용되는 파라미터들을 정리하여 표 2에 나타내었다.  
행동 집합의 모든 분류자들의 개수를  $|A|$ , 각 분류자들의 신뢰도 값을  $s(A)$ , 이전의 행동 집합의 모든 분류자들의 개수를  $|O|$ , 행동 후 외부 환경으로부터 평가된 값을  $r$ 라 하면  $\beta r / |A|$ 이 행동 집합의 분류자들에게 보상 되어지며 내재적 버킷 브리게이드 알고리즘에 의해  $\gamma s(A) / |O|$ 이 이전의 행동 집합의 분류자들에게 지불 되어진다.(그림 1의 6에서 10까지)

표 2. ZCS의 파라미터

Table 2. The summary of ZCS parameter

기호	의미
$\beta$	내재적 버킷 브리게이드 알고리즘에서 신뢰도를 갱신하기위해 사용되는 Learning rate
$\gamma$	이전에 활성화된 행동 집합의 분류자들에게 지불할 비용을 결정할 때 사용되는 Discounter factor
$\tau$	매치 집합을 구성할 때 활성화된 분류자들의 신뢰도 감소를 결정하는 Tax rate
$\rho$	유전자 알고리즘 적용 확률

6. 위의 과정을 마친 후 현재 평가된 행동 집합은 과거 행동 집합(old action set)에 기록되고 위의 과정을 반

복한다. 이 때 확률  $\rho$ 에 의해 유전자 알고리즘이 적용된다. 만약 유전자 알고리즘이 적용된다면 규칙 베이스에 있는 분류자들의 신뢰도 값에 의한 룰렛 선택으로 두개의 부모 분류자가 선택되고 교차와 돌연변이를 거친 후 신뢰도의 역수 값에 의해 룰렛 선택된 두개의 분류자와 대체됨으로써 높은 신뢰도를 가진 분류자들이 규칙 베이스에서 증가하게 된다. 교차는 조건부와 행동부를 경계로 하여 1점 교차를 하였으며 교차 후 생성된 자식 분류자의 신뢰도는 부모 분류자들의 신뢰도의 평균값이 된다.

2.3 ZCS을 이용한 로봇 축구 시뮬레이션

ZCS을 로봇 축구라는 외부 환경에 적용하기 위해서는 "이벤트와 샘플링 시간(event and sampling time)"이라는 개념의 도입이 필요하다. 이것은 일정한 시간 간격동안 행동 집합을 환경 속에서 평가를 하고 보상 값을 획득하는 경우가 발생했을 때만 규칙 베이스의 갱신이 이루어지도록 한다는 것이다. 그림 3에 이벤트의 종류와 이벤트가 발생했을 때 획득되는 점수를 나타내었다.

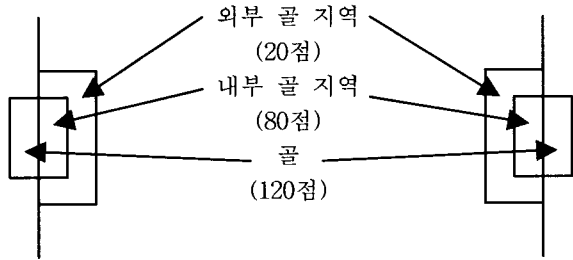


그림 3. 이벤트의 종류와 획득 점수  
Fig. 3. Event and point map

경기중 공이 외부로부터 각 영역에 들어가게 될 경우 할당된 만큼의 점수를 얻게 된다. 만약 공이 상대팀 외부 골 지역까지 들어갔다 상대팀 로봇에 의해 차단 될 경우 20점을 획득하게 되고 골이 획득되었을 경우 최고 점수인 220점을 얻게 된다. 이와 반대로 우리 팀 영역에 들어오게 되면 해당되는 만큼의 점수를 잃게 된다.

샘플링 시간동안 획득된 점수에 의한 보상 값  $r = \beta \times (120 \times G + 80 \times I + 20 \times O)$ 이 되고 여기서  $G$ 는 샘플링 시간동안 획득한 골의 수를,  $I$ 는 샘플링 시간동안 공이 내부 골 지역에 들어가는 이벤트가 발생한 횟수를,  $O$ 는 외부 골 지역에 들어가는 이벤트가 발생한 횟수를 각각 나타낸다. 게임을 통한 시뮬레이션은 동일한 행동 제어 함수를 가지지만 사람에 의해 구성된 전략을 보유한 팀과 ZCS으로 전략을 구성하는 팀, 두 팀으로 나누어 진행한다.

게임 중 적용된 유일한 규칙은 골이 발생 했을 경우 그림 4와 같은 위치에 각 로봇과 공을 위치시킨 후 게임을 계속 진행한다. 본 논문에서 사용된 ZCS 파라미터들은 다음과 같다.

$$|A|=50, \beta=0.7, \gamma=0.05, \rho=1.0$$

교차 확률=0.8, 돌연변이 확률=0.08, 샘플링 시간=3초

2.4 시뮬레이션의 결과

그림 5와 그림 6은 594번의 이벤트가 발생할 때까지

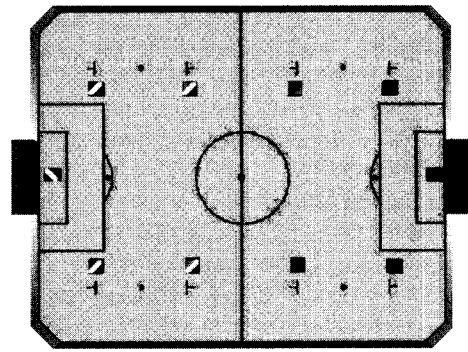


그림 4. 로봇 축구 시뮬레이터  
Fig. 4. Robot Soccer Simulator

규칙 베이스를 구성하는 분류자들의 평균 신뢰도 값의 변화와 보상 값의 변화를 나타낸 그래프이다. 보상 값의 변화를 나타낸 그래프를 보면 원으로 표시된 약 430번째 이벤트가 발생한 이후 구간에서 같은 기간을 가진 다른 구간에 비해 점수를 잃는 횟수가 많이 감소한 것을 알 수 있다. 또 그림 5의 평균 신뢰도 값의 변화를 보면 초기 신뢰도 값에서 점점 큰 폭으로 변화를 하며 전체적인 평균 값이 올라가다가 원으로 표시된 그림 6과 같은 구간에서 300에서 350사이의 값을 유지하면서 다른 구간에 비해 안정되어 가는 것을 확인 할 수 있다.

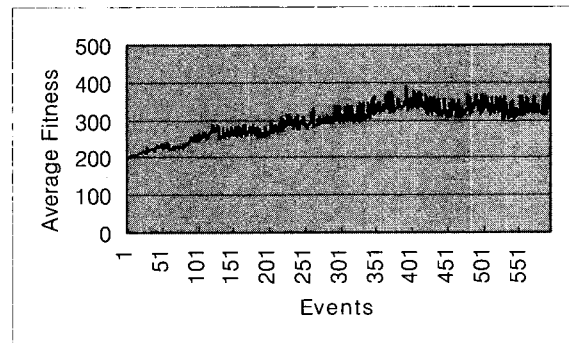


그림 5. 평균 신뢰도(적합도) 변화  
Fig. 5. Average Fitness Change

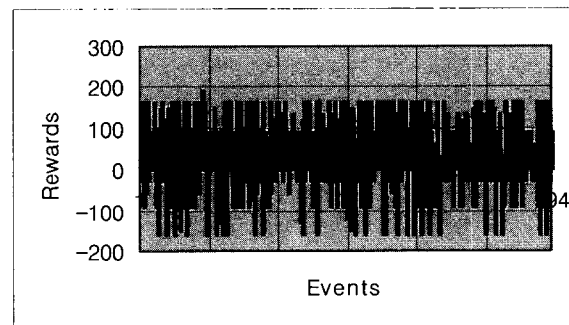


그림 6. 보상 값의 변화  
Fig. 6. Reward Value Change

또 득/실점과 직접적인 관계에 있는 이벤트(득/실점이 60점 이상인 이벤트)를 나타낸 7번 그래프를 살펴보면 새로운 규칙을 발견하기 위한 "exploration"과 획득된 유

용한 규칙들을 적극적으로 활용하는 "exploit"를 나타내는 구간이 존재함을 알 수 있고 이 과정을 거치면서 외부 환경에 적응하고 좀더 많은 점수를 얻기 위한 유용한 규칙들을 학습해 가는 것을 알 수 있다. 그러나 어느 정도 수렴된 상태에서도 여전히 큰 점수를 잃게 되는 이벤트가 종종 발생하는데 이것은 빠르게 변하는 외부 환경의 상태 변화로 인해 로봇끼리의 충돌이나 이동중 공과의 충돌과 같은 돌발적인 상황이 발생함으로써 생기는 결과로써 이런 문제를 해결하기 위해서는 각 로봇간의 거리와 같은 좀더 많은 외부 환경의 정보를 규칙 베이스로 전달 해 주어야 함을 의미한다.

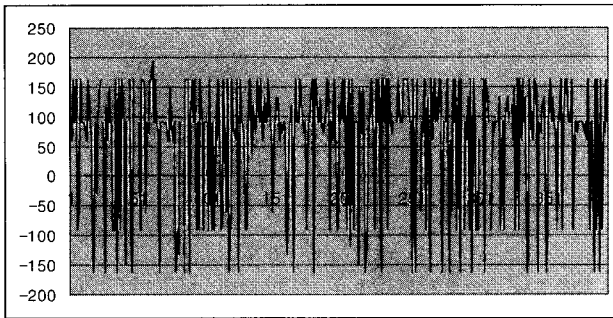


그림 7. 득/실점 이벤트에 대한 보상 값 변화  
Fig. 7. The change of reward related to goal point

### 3. 결 론

본 논문에서는 로봇 축구 시뮬레이션 게임(Simuro-Sot)의 전략을 ZCS을 이용하여 구성하였으며 로봇 축구 시뮬레이션 프로그램(RobotSoccer1.2)을 통하여 시뮬레이션 결과를 분석함으로써 ZCS이 시간에 따라 상태가 동적으로 변하는 외부 환경에 적응하고 유용한 행동 규칙을 발견하여 더 나은 전략을 구성 할 수 있음을 확인하였고 이로써 ZCS을 이용하여 다 개체로 구성된 축구 로봇의 전략 생성 시스템을 구현하는 것이 가능함을 알게 되었다.

### 참 고 문 헌

[1] David E. Goldberg, *Genetic Algorithms in Search, Optimization and Machine Learning*, New York, Addison-Wesley, 1989.  
 [2] John H. Holland, *Adaptation in Natural and Artificial Systems*, MIT Press, 1992.  
 [2] Gary William Flake, *The Computational Beauty of Nature, Massachusetts*, A Bradford Book The MIT Press, 1995.  
 [3] Jacob Hurst, Larry Bull and Chris Melhuish, "ZCS and TCS Learning Classifier System Controllers on Real Robots," *PUWE Learning Classifier System Group Technical Report UWELCSG02-002*, 2002.  
 [4] Larry Bull & Jacob Hurst, "ZCS : Theory and Practice," *PUWE Learning Classifier System*

*Group Technical Report UWELCSG01-001*, 2002.  
 [5] Marco Dorigo, "Genetics-Based Machine Learning and Behavior Based Robotics: A New Synthesis," *IEEE Transactions On Systems, Man, And Cybernetics*, Vol. 23, No. 1, 1993. 1.  
 [6] Cedric Sanza, Cyril Panatier, Herve Luga, Yves Duthen, "Adaptive Behavior for Cooperation: A Virtual Reality Application," *Proc. Of International Workshop on Robot and Human Interaction*, Pisa, Italy, Sep. 1999.  
 [7] L. Booker, "Classifier Systems That Learn Internal World Models," *Proc. Of Machine Learning*, Vol. 3, No. 3, pp. 161-192, 1988.

### 저 자 소 개



#### 심귀보(Kwee-Bo Sim)

1984년 : 중앙대학교 전자공학과 공학사  
 1986년 : 동 대학원 전자공학과 공학석사  
 1990년 : The University of Tokyo  
 전자공학과 공학박사  
 2000년~현재 한국퍼지 및 지능시스템학회  
 편집이사 및 논문지 편집위원장  
 2001년~현재 대한전기학회 제어및시스템  
 부문회 편집위원 및 학술이사

2002년~현재 제어자동화시스템공학회 이사  
 1991년~현재 중앙대학교 전자전기공학부 교수

관심분야 : 인공지능, 진화연산, 지능로봇시스템, 뉴로-퍼지 및 소프트 컴퓨팅, 자율분산시스템, 로봇비전, 진화하드웨어, 인공면역계 등

Phone : +82-2-820-5319  
 Fax : +82-2-817-0553  
 E-mail : kbsim@cau.ac.kr



#### 김지윤(Jee-Youn Kim)

2002년 : 중앙대학교 전자전기공학부 공학사  
 2002년~현재 중앙대학교 전자전기공학부  
 석사과정

연구관심분야 : 인공지능, 진화연산, 다개체 시스템, 로봇축구 등

Phone : +82-2-820-5319  
 Fax : +82-2-817-0553  
 E-mail : Jonathan@jupiter.cie.cau.ac.kr