

다층신경회로망을 이용한 축구 로봇시스템의 행동선택기 설계

손창우, 김도현, 안현식
 국민대학교 전자공학부 제어계측실

Design of an Action Selector for Soccer Robot Systems
 Using Multilayer Neural Networks

Chang-Woo Son, Do-Hyun Kim, Hyun-Sik Ahn
 School of Electrical Engineering, Kookmin University.

Abstract - 본 논문에서는 축구로봇 시스템에서 상위 레벨 제어기에 해당하는 행동선택기를 다층신경회로망을 이용하여 설계한다. 축구로봇 시스템에서 로봇의 속도가 빠른 상태에서 제어가 가능하도록 로봇의 행동레벨을 설정하고 주어진 동적 상황에 대해 여러 가지 상황변수를 정의하여, 각 상황에 가장 효율적이며 최적의 행동을 선택하도록 한다. 각 로봇이 목표점으로 이동할 때 어떠한 행동을 선택하여 어떻게 움직이느냐에 따라 로봇은 같은 위치에서 목표점을 이동하더라도 이동경로가 달라진다. 따라서, 로봇축구 경기 상황을 나타내는 상황 변수들을 입력으로 하는 다층신경회로망을 사용하여 출력으로 행동을 판단하여 실행하는 알고리즘을 제안하고 그를 위한 하드웨어와 시뮬레이터 도구를 제작한다. 역전파 알고리즘을 통해 신경망을 학습하고 학습된 데이터를 실험에 적용한다

1. 서 론

축구 로봇 시스템의 효율적인 제어를 위해 많은 알고리즘들과 제어 방법이 제안되어 왔다[1][2][3]. 하지만 축구 로봇 시스템은 로봇간의 협동뿐만 아니라 경쟁도 요구되는 아주 복잡한 시스템이다. 이러한 이유로 움직이는 두 팀의 로봇과 공의 움직임은 상황을 복잡하게 만들며 상대 로봇들이 움직이는 전략과 공의 움직임 역시 예측하기 어렵다. 따라서 경기 상황을 효과적이며 간략화 하여 인식하여 제어하는 것이 필요하다. 그리고, 축구 로봇 시스템에서 로봇이 같은 위치에 위치하게 되더라도 선택되는 행동은 항상 같을 수는 없다. 그 순간의 우리편 다른 로봇과 상대방의 위치와 공의 방향과 위치 등에 따라 공격이나 수비 등의 역할과 그에 따라 가장 효율적인 행동을 선택하여야만 한다. 따라서 어느 상황에서든지 가장 효율적이 행동을 선택하며 실행하도록 하는 행동선택기의 설계는 필수적이다.

최근 제어분야에서 널리 쓰이고 있는 신경회로망은 수식적으로 표현되기 어려운 비선형 시스템에 대하여 학습을 통한 가중치 획득으로, 입력과 출력의 관계를 정의한다. 본 논문에서는 각 로봇의 기초적인 행동에 대한 제어로부터 시작하여 상위 수준의 행동결정을 위해 경기 상황을 나타낼 수 있는 상황변수를 정의하여 이를 입력으로 하는 다층신경회로망을 사용하여 여러 대의 로봇들이 기초적인 협동작업을 하기 위한 알고리즘을 제안하고, 그를 위한 하드웨어와 시뮬레이션 도구를 제작한다.

2. 행동 선택기 설계

제안된 축구로봇의 제어구조는 복잡하고 예측하기 어려운 축구경기 상황을 빠르고 효과적으로 인식하고 판단하기 위하여 경기 상황을 나타낼 수 있는 상황변수를 입력으로 하는 다층신경회로망을 구성하여 로봇의 역할선택기, 행동선택기, 실행 계층으로 구성된 계층적 제어구

조를 갖는다.

역할선택기에서는 영상시스템에서 처리된 정보로부터 상황변수를 정의하여 다층신경회로망을 학습시켜 로봇의 역할을 선택하도록 한다. 행동선택기에서는 역할 선택기에서 선택된 역할에 맞춰 적합한 행동을 선택하도록 한다. 선택된 행동에 따라 경로를 계획하고 실행계층에서 로봇의 실제 움직임을 제어한다. 본 논문에서는 골키퍼 로봇을 제외한 두 대의 로봇의 협동을 고려한 행동을 결정한다.

2.1 역할선택기

비전 시스템으로부터 경기상황을 나타내는 공과 골키퍼를 제외한 로봇의 위치 정보를 입력받아서 로봇의 역할을 결정한다. 골키퍼 로봇을 제외한 우리 팀 두 대 로봇의 역할은 공격, 수비, 공격보조, 수비보조로 정의한다. 골키퍼를 제외한 우리편 로봇 A, B는 서로 협력관계를 유지해야 하므로 로봇 A가 공격 역할이라면 로봇 B는 공격보조 역할 또는 수비 역할을 맡게 되는데 로봇의 보조 역할은 유리한 위치로의 이동을 기본으로 한다. 여기서 유리한 위치라 함은 패스를 받기 좋은 위치나 공격진영 또는 수비진영으로 이동하는 것을 말한다. 두 로봇은 서로 동시에 보조 역할은 맡지 않는다.

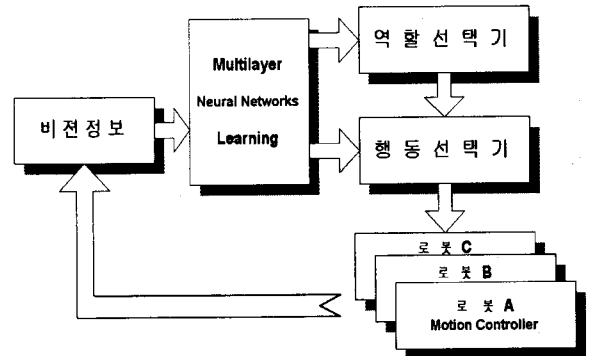


그림 1. 제어구조.

표 1. 역할에 따른 로봇의 행동

로봇의 역할	행동
공격	슛, 패스, 드리블
공격 보조	패스 받기, 유리한 위치로의 이동, wait
수비	차내기, 패스, 드리블
수비 보조	패스 받기, 유리한 위치로의 이동, wait

2.2 행동선택기

각 로봇은 비전 시스템으로부터 오는 정보, 즉 모든 로봇들과 공의 위치, 방향 및 속도 등 현재의 상황을 나타낼 수 있는 자료를 바탕으로 로봇이 취해야 할 행동을 결정한다. 역할이 정해진 로봇은 적절한 행동을 수행하여야 하며 각 역할에 따라 로봇의 행동을 정의하면 표 1과 같다. 로봇 두 대중 수비나 공격 역할이 선택된 로봇을 우선 순위로 하여 행동을 결정하고 보조 역할일 경우에는 공격진영이나 수비진영으로 이동하는 것을 우선한다.

2.3 다층신경회로망 구성

역할선택기에 사용한 신경회로망은 일반적인 오차 역전파 알고리즘을 사용하였고, 19개 노드를 가진 입력층과, 은닉층은 2개의 Layer로, 각각 38개, 12개의 노드를 가지며, 2개 노드를 가지도록 출력층을 구성하였다. 각 은닉층의 개수와 노드의 개수는 경험에 의해 결정되었으며, 학습에 사용한 은닉층의 전달함수는 다음과 같은 시그모이드 함수를 사용하였다.

$$f(x) = \frac{2}{1 + e^{-2x}} - 1 \quad (1)$$

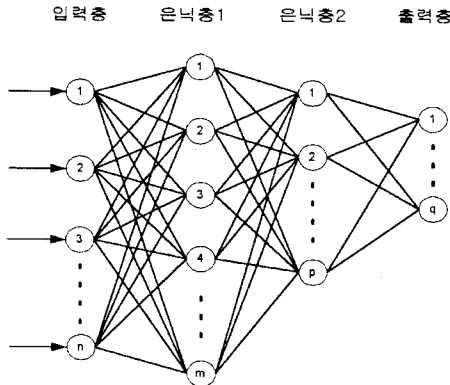


그림 2. 다층신경회로망의 구성.

신경회로망의 입력은 로봇과 공의 위치, 방향, 속도 등으로 구성된 상황을 나타낼 수 있는 데이터 셋(set)을 각각 100개씩 준비하고, 각 로봇의 예상되는 행동전략에 대해 학습하여, 그 가중치를 가지고 새로운 상황에 적절한 행동전략이 선택되는지를 시뮬레이션으로 확인하였다. 단, γ 는 모멘텀, a 는 학습률 s 는 sensitivity, a 는 출력이다[4].

역전파될 오차에 대한 가중치의 갱신규칙은 Gradient Descent법을 사용하였고 다음과 같다.

$$\Delta w^m(k) = \gamma \Delta w^m(k-1) - (1-\gamma)as^m(a^{m-1})^T \quad (2)$$

여기서 학습률 a 는 0.01, 모멘텀 γ 는 0.9 신경망의 성능은 RMS오차를 기준으로 하였고 목표오차를 0.001로 하여 학습하였다

입력변수는 0에서 1사이 값을 갖도록 정규화 하였고 출력 값 또한 0과 1사이의 값을 갖도록 하며 1에 가까울수록 우선 순위가 높다.

행동선택기에 사용한 신경회로망 역시 같은 전달함수와 역할선택기에서의 갱신 규칙을 갖는 오차 역전파 알고리즘을 사용하여 학습하였다.

신경회로망에 입력에 사용된 변수는 다음과 같다.

r_p : 현재 로봇의 역할,

r_a : 현재 로봇의 행동,

v_i : 개체의 속도,

x_i : 개체 i 의 x 좌표,

y_i : 개체 i 의 y 좌표,

$d_{ij} = \sqrt{(x_i - x_j)^2 + (y_i - y_j)^2}$: 개체 i, j 사이의 거리,

$\theta_i = \text{atan2}(dy, dx)$: 개체 i 의 방향 각,

$\theta_i^j = \theta_i - \text{atan2}(y_j - y_i, x_j - x_i)$:

개체 i 에서 개체 j 를 향한 방향 사이의 각,

$\theta_i^k = \theta_i - \theta_i^k$: 개체 i 에서 j 를 바라보는 방향과 i 에서 개체 k 를 향한 방향의 사이의 각,

b : 공

$f_{ij}(x) = a_{ij}x + b_{ij}$: 개체 i, j 의 직선의 방정식,

단, $a_{ij} = \frac{y_j - y_i}{x_j - x_i}$, $b_{ij} = -a_{ij}x_i + y_i$

D : 로봇의 이동경로를 방해하는 정도,

다음 그림 3과 같이 로봇의 이동경로를 방해하는 정도를 다른 로봇과의 거리와 방향각을 고려하여 나타낸다.

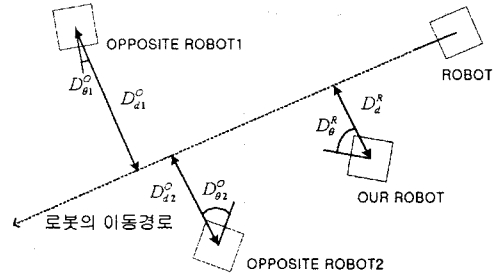


그림 3. 로봇의 진행방향을 방해하는 정도.

구성된 신경회로망의 출력은 역할선택기에서는 로봇 A, B의 역할이 출력 쌍으로 나오게 하였으며 행동선택기에서의 출력은 한 개이며 각 행동을 출력으로 한다.

신경회로망에 사용된 출력은 다음과 같다.

O_r^A : 로봇 A의 역할,

O_r^B : 로봇 B의 역할,

A_r : 역할이 선택된 로봇의 행동.

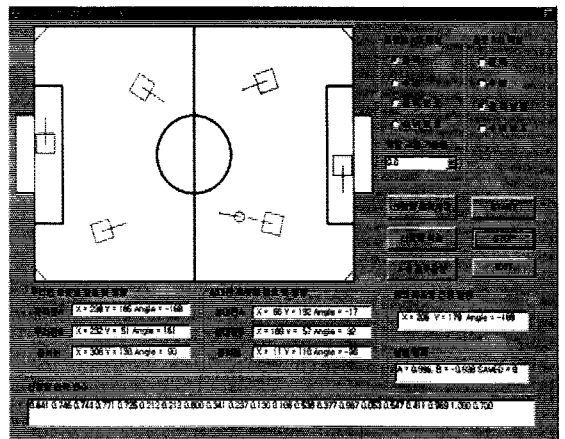


그림 4. 신경회로망 입력 데이터 수집 및 실행 프로그램.

그림 4는 역할과 행동을 선택, 학습하기 위하여 신경 회로망 학습 데이터를 수집하고 결과 확인을 위한 시뮬레이터를 Visual C++을 사용하여 제작하였다.

3. 모의실험

제안된 행동선택기를 평가하기 위해 임의의 상황에 대하여 이미 학습된 가중치를 가지고 새로운 상황에 대하여 각 로봇이 적절한 역할과 행동을 결정하는지 제작한 시뮬레이터로 확인한다. 골키퍼 로봇을 제외한 총 4대의 로봇의 움직임과 공의 움직임으로 상황을 만들어 적절한 행동을 선택하는 것을 확인한다. 다음 그림들은 오른쪽이 우리진영이고 왼쪽이 상대진영으로 로봇의 공격, 수비역할과 그에 따른 행동선택을 보인다.

그림 5는 상대로봇이 슈트를 한 상황을 나타내며 이때 우리 팀 로봇B의 역할은 수비를 선택했고 행동은 차내기를 선택하였다. 로봇A의 역할은 수비보조 역할로 우리 진영으로 이동하는 역할을 선택했다. 그림 6에서는 상대팀 로봇의 슈트 동작이 끝난 후 골키퍼 로봇에 공이 맞고 흘러나오는 상황을 나타내며 이 때 로봇B의 역할은 수비역할의 차내기 역할이 아닌 공격역할을 선택했고 드리블 행동을 선택하여 수비진영에서 공격전환을 효율적으로 선택하게 됨을 볼 수 있다.

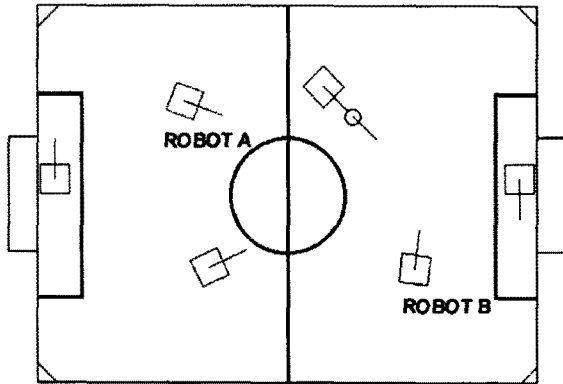


그림 5. 로봇이 수비역할을 선택한 경우

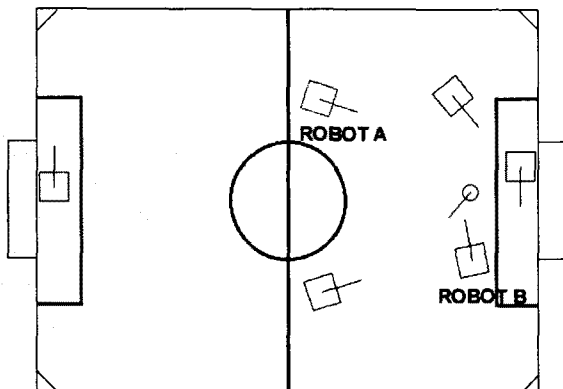


그림 6. 로봇이 공격역할을 선택한 경우

표 2. 목표값과 실험값의 비교

	역할 및 행동 목표값			역할 및 행동 실험값		
	로봇A	로봇B	로봇B 행동	로봇A	로봇B	로봇B 행동
그림 5	0.300	0.000	0.000	0.289	0.019	0.089
그림 6	0.700	1.000	0.500	0.723	0.997	0.532

표 2는 다층신경회로망을 학습으로 이미 얻어진 가중치 데이터를 사용하여, 위 상황에 대하여 실험한 결과값이다. 목표값과 학습된 가중치를 거친 결과의 오차는 경계값을 두어 행동선택을 하도록 한다. 다음 값 O_r 은 역할선택 목표값이고, A_r^{att} 는 공격역할의 행동선택 목표값이며 A_r^{def} 는 수비역할의 행동선택 목표값이다.

$$O_r = \begin{cases} 1.000 & \text{공격} \\ 0.700 & \text{공격보조} \\ 0.300 & \text{수비보조} \\ 0.000 & \text{수비} \end{cases}$$

$$A_r^{att} = \begin{cases} 1.000 & \text{슈트} \\ 0.500 & \text{드리블} \\ 0.000 & \text{패스} \end{cases}$$

$$A_r^{def} = \begin{cases} 1.000 & \text{드리블} \\ 0.500 & \text{패스} \\ 0.000 & \text{차내기} \end{cases}$$

4. 결론

제안한 행동선택기는 경기상황을 상황변수로 나타내고, 이를 입력으로 하는 다층신경회로망을 학습시켜 로봇의 역할을 선택하고 그에 따른 행동을 선택하도록 하였다. 모의실험을 위한 시뮬레이터는 각 상황을 실제와 같이 나타내어 다양한 데이터의 수집과 학습이 용이하도록 제작하였다. 모의 실험을 통해, 각 모의 상황에 대하여 신경회로망으로 학습된 가중치가, 학습되지 않은 상황에 대해서도 역할과 행동을 적절히 선택함을 보였다.

본 논문에서 제안한 행동선택기의 성능은 신경회로망의 가중치로 결정되므로, 학습된 데이터 셋은 모든 상황에 대하여 고려되어야 하고, 각 상황에 대하여 충분한 개수로 마련되어야 한다. 앞으로 각 상황을 보다 세부적으로 분류하고, 각 상황에 대한 충분히 많은 개수의 학습데이터의 수집한다면 더욱 개선된 성능을 보일 것으로 기대된다.

(참고 문헌)

- (1) 김재희, "강화 학습에 의한 소형 자율 이동 로봇의 협동 알고리즘 구현," 제어, 자동화, 시스템공학회 논문지, 제1권, pp648~pp651, 1997.
- (2) 심현식의, "비전 기반 축구로봇 시스템을 위한 혼합형 제어구조의 역할 계층 설계," 제 1회 로봇축구공학 워크샵 논문집, p3~p22, 1998.
- (3) 이경태, "신경회로망을 이용한 로봇축구 시스템의 행동결정 및 행동실행 방법," 대한전기학회 추계학술대회 논문집, pp543~pp545, 1998.
- (4) Martin T. Hagan, Howard B. Demuth and Mark Beale, *Neural Network Design*, PWS Publishing Company, 1996.