

셀룰라 신경회로망을 이용한 컬러구분과 로봇경로 계획

The Color Classification and Robot Path Planning using Cellular Neural Network

신윤철 · 이자용 · 강훈
중앙대학교 전자전기공학부

Yoon-Cheol Shin, Ja-Yong Lee and Hoon Kang
School of Electrical and Electronic Engineering, Chung-Ang University
E-mail : maytime@sirius.cau.ac.kr

ABSTRACT

이미지와 비디오신호 처리는 영상인식에 있어 중요한 요소이다. 셀룰라 신경회로망은 영상과 관련된 분야에서 많이 사용되고 있다. 그 응용분야로서 본 논문에서는 로봇축구에 적용하기 위하여 8색의 컬러구분을 통한 축구로봇의 인식과, 또한 경기장의 격자구조의 분할을 통한 셀간의 이동을 통하여 간단한 경로 이동과 급변하는 환경의 변화에 적응하는 시스템을 구현한다. CNN을 이용한 영상처리에서는 각 셀을 화면상의 각 화소에 대응하고, 셀의 출력의 값을 화소의 값으로 정한다. CNN을 이용한 경로계획에서는 각 셀이 격자구조 경기장의 한 부분이 되고, 정의된 출력의 셀이 로봇이 이동할 목표가 된다.

Keywords : 셀룰라 신경회로망, 컬러구분, 이미지 프로세싱, 경로계획, 로봇축구

1. 서론

비전 시스템을 기반으로 한 이동 로봇의 지도구축과 로봇축구등 실제 컬러를 이용하는 시스템은 로봇의 이동에 따른 여러 가지 요인으로 정확한 컬러의 값을 인식하는데 장애가 따른다. 또한 그 연산 과정의 속도가 무시하지 못할 큰 요인으로 작용한다. 본 논문에서는 로봇축구의 비전 프로그램과 경로 생성에 이용하기 위하여 셀룰라 신경회로망(Cellular Neural Network)을 사용하였다. 로봇축구경기를 위해서는 각 로봇과 볼의 위치와 방향 등의 정보가 필요하다. 비전 시스템은 카메라 영상정보를 토대로 위치, 방향을 계산하여 로봇의 움직이는데 필요한 정보를 제공한다. 로봇의 경로 선택 문제는 로봇 축구 뿐 아니라 모든 이동 로봇의 주행에 관련된 중요한 문제이다. 현재의 일반적인 로봇 축구 시스템은 원격 지능형 시스템으로 수행에 필요한 모든 판단과 연산은 주컴퓨터에서 구현되고 로봇은 명령에 따라 간단한 모터 제어 부분을 수행한다. 각 로봇들의 행동은 기본적인 행동의 하위 레벨과 팀 전술 등의 상위 레벨로 나눌 수 있고, 공격, 수비 등 팀 전술과 각 로봇의 개인전술에 따라 슈팅, 이동, 킥 등의 하위 행동이 결정된다. 로봇 축구와 같

은 빠른 동작 특성을 가지는 시스템에서는 학습을 통한 방법보다는 미리 각 로봇에 적절한 수행 동작을 지정하는 방법이 더 좋은 결과를 얻을 수도 있다. 동적인 불안정한 환경에서 로봇이 주어진 환경에서 가장 적합한 행동을 하는 경로를 선택하는 방법으로 공간분할 이동방법을 이용한다. 이 방법은 로봇이 움직일 공간을 격자 구조의 cell로 나누게 되는데 일정한 시간마다 비전 시스템에서 얻은 각 로봇과 볼의 방향, 위치를 입력이 받고, CNN의 출력에 따라 로봇은 다음 이동 위치와 방향을 결정하게 된다. CNN를 이용하여 경로 이동 중에 볼의 빠르고 급격한 방향의 변화를 추종할 수 있도록 변화하는 환경에 적응하는 시스템을 제시한다.

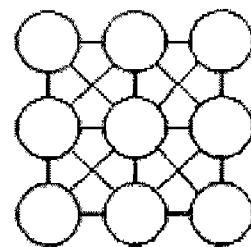


그림 1. 셀룰라 신경회로망

II. 컬러구분

2.1 Cellular Neural Network

CNN은 셀 이라 불리는 연산요소들로 이루어진다. 다수의 입력과 한 개의 출력을 가지며, 그림 1. 과 같이 한 층의 셀들은 모두 연결되어 각 셀의 정보는 인접한 셀과 그 인접한 셀을 통하는 주변의 다른 셀에 의해 갱신된다. 출력은 입력과 셀 상태값에 의해 결정되고 다시 입력으로 반복되어 연속적인 움직임을 얻을 수 있다. 하나의 셀에서의 상태값과 출력은 식 1. 과 같이 나타난다. 영상신호처리에 사용하기 위한 수식은 식 2. 와 같이 2차원 영상의 변환식으로 표현 할 수 있다. 수식에 사용되는 A, B는 출력 제한값과 입력값에 적용하는 3×3 ($r=1$ 일 때) 또는 5×5 ($r=2$ 일 때)의 연산자이며 A는 이웃한 셀들의 출력값의 영향, B는 입력의 영향을 나타낸다. A, B 에 적당한 값을 취하면 기존의 이미지 변환과 다른 이미지 처리를 표현 할 수 있다.

$$C \frac{dx_i(t)}{dt} = -\frac{1}{R} x_i(t) + \sum_{C(k,l) \in N_r(i,j)} A(i,j,k,l) y_k(t) + \sum_{C(k,l) \in N_r(i,j)} B(i,j,k,l) u_k(t) +$$

$$y_i(t) = \frac{1}{2} (|x_i(t)| + 1) - |x_i(t) - 1| \quad (1)$$

$$x_y(n) = \sum_{C(k,l) \in N_r(i,j)} A(i,j,k,l) y_k(n) + \sum_{C(k,l) \in N_r(i,j)} B(i,j,k,l) u_k + I \quad (2)$$

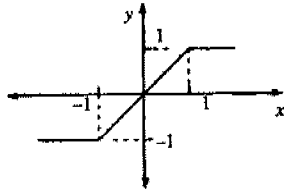


그림 2. CNN 출력 특성

2.1 컬러판별

로봇축구의 비전 시스템에서 사용되는 컬러 인식부분은 미리 정의된 컬러 테이블에서 카메라로부터의 실제 컬러 데이터를 필터링을 통해 판별하는 방법을 취한다. 카메라로부터의 데이터는 0~255의 중간의 값을 가지고 있고 조명 등의 영향으로 그 변화가 심하므로 상황에 따라 정확한 컬러데이터의 정의가 어렵고, 준비과정에서 많은 시간을 소비한다. 본 논문에서는 그림 2. 와 같은 CNN의 출력 특성으로 중간값의 컬러 데이터를 두지점을 수렴을 통하여 컬러 판별을 한다. 하나의 영상 출력 픽셀은 3개의 CNN 셀을 구성하며, 입력된 컬러 데이터는 R, G, B 의 3부분으로 분리되어 각각의 셀에서 연산을 수행한다. 각 R, G, B 의 중간값은 127을 기준으로 0과 255로 수렴이 되어 쉽게 컬러 값을 구분할 수 있다.

로봇축구에 사용되는 색깔은 경기장에서 각 로봇과 볼을 구분하기 위한 미리 정의된 8가지

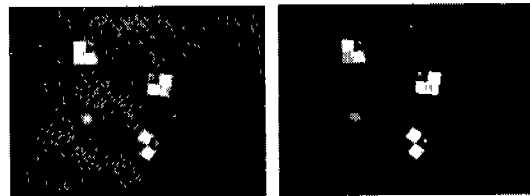
이하의 색깔이 사용된다. 오렌지색의 볼, 파랑색, 노랑색의 팀색 그리고 3가지의 로봇색 등 그림 3. 과 같은 기본 8색 모든 물체를 구분하는데 충분하다. 오렌지색의 볼은 빨강색을 구분한다.

- 검정(0, 0, 0)
- 흰색(FF,FF,FF)
- 빨강(FF, 0, 0)
- 노랑(FF,FF, 0)
- 초록(0,FF, 0)
- 청록(0,FF,FF)
- 파랑(0, 0,FF)
- 자주(FF, 0,FF)

그림 3. 색깔 구분을 위한 8색

$$A = \begin{bmatrix} 0.2 & 0.2 & 0.2 \\ 0.2 & 1.0 & 0.2 \\ 0.2 & 0.2 & 0.2 \end{bmatrix} \quad B = \begin{bmatrix} 0.0 & 0.0 & 0.0 \\ 0.0 & -0.5 & 0.0 \\ 0.0 & 0.0 & 0.0 \end{bmatrix}$$

그림 4. template matrix



(a) (b)

그림 5. CNN을 이용한 컬러 판별

그림 4. 의 A, B를 이용한 결과가 그림 5. 에 나타나있다. (a)는 실제의 이미지이고 CNN의 출력에 따른 (b)의 이미지에서는 각각의 컬러의 선명도가 더해져서 쉽게 판별이 가능하다.

III. 로봇경로 계획

3.1 주행 알고리즘

CNN을 이용한 알고리즘은 로봇축구 경기장(150 × 130cm)을 일정한 크기의 셀로 나눈다. 셀의 크기는 로봇이 이동할 수 있는 거리와 제적에 관계가 있다. 셀의 크기가 크면 로봇위치에 대한 오차가 커지고 급격한 변화에 적응을 하지 못한다. 반대로 셀의 크기가 작아지면 로봇위치의 오차는 작지만 로봇의 움직임에 실제로 기여하지 못하는 불필요한 출력이 생기게 된다. 시뮬레이션에서는 경기장을 16 × 16 256칸으로 나누어 로봇의 크기(7.5 × 7.5cm)와 비슷한 9.4 × 8.1cm의 셀 크기를 가진다. 각 로봇과 볼은 256개의 셀 중 하나에 위치하고 로봇은 인접한 8개의 셀 중 하나의 셀로 이동한다.

모든 셀은 볼 입력 셀로부터 자기 자신까지의 거리 정보를 가지고 있고, 볼이 이동함에 따라 갱신된다. 출력은 로봇 입력 셀 주위의 셀 중 최단거리의 셀을 선택한다. 로봇은 출력 셀로 이동하고 다음 스텝에 셀의 입력이 된다.

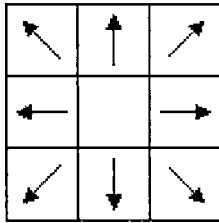


그림 6. 로봇의 진행 방향

이동하는 셀의 목표 좌표는 셀의 중심점이 되며, 방향은 그림 6.에서와 같이 중심에서 멀어지는 8개의 방향을 갖고, 로봇은 초기 셀 내에서 위치와 방향에 상관없이 인접 셀 이동시 진행방향으로 향하게 된다. 로봇의 8개 진행방향 고정은 처음 선정된 방향을 지향하고 진동 등과 같은 불필요한 움직임을 줄이기 위해서이고, 원거리에서 방향에 대한 각도 오차는 무시될 수 있다.

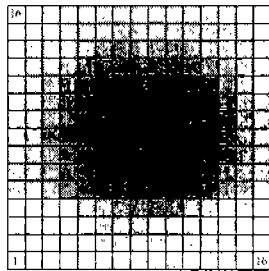


그림 7. 셀의 상태값

3.2 경로 계획

로봇 축구에서 로봇의 움직임은 빠른 움직임과 정확함이 필요하고 골키퍼 로봇을 제외한 두 대의 로봇간의 행동이 조화를 이루어야 한다. 이동 금지구역과 경기장 벽 판단 문제 등 하나의 로봇의 개인 전술 또한 필요하다. CNN을 이용한 시스템에서는 이동은 모두 셀에서만 이루어지고 셀이외의 부분은 움직일 수가 없으므로 여러 가지 행동 제한 사항들을 고려하지 않아도 된다.

비전 시스템의 정보에 따라 로봇과 볼이 위치하면 볼의 최적 접근 셀을 선택하고 선택된 셀을 목표로 로봇 주변의 최적 이동 셀을 선택하여 이동한다. 중앙선을 중심으로 Home team 영역과 Visitor team 영역으로 나누어 수비와 공격 행동을 취하며, 기본적인 행동은 볼을 상대 진영으로 넘기고 상대팀 골로 미는 행동이다. 그러므로 볼을 향한 접근시 적절한 접근 경로를 갖는 셀 선택이 필요하다. 수비영역에서는 우리편 골과 볼 주변의 셀 중 최단거리의 셀로 공격영역에서는 상대편 골과 볼 주변의 셀 중 최장거리의 셀로 로봇을 이동하도록 해야 한다. 그림 8.는 로봇이 상대편 골 방향으로 볼의 앞에 있을 때 (a), 볼의 뒤에 있을 때 (b)의 경우를 나타낸다.

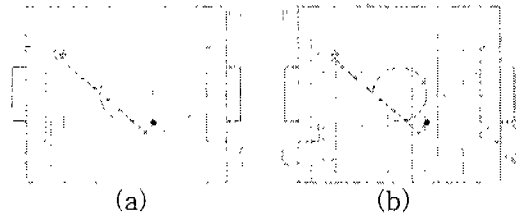


그림 8. CNN에서의 로봇의 최적 경로 (a),(b)

공격, 수비 영역에 따른 로봇의 state

- ball, robot1, robot2 : defense area → defense
- ball, robot1, robot2 : offense area → attack
- ball, robot1 : defense area → defense
robot2 : offense area → defense
- ball, robot1 : offense area → attack
robot2 : defense area → stand by, attack

로봇의 상태 선택은 공격모드와 수비모드를 적절히 조합할 수 있도록 하고 영역 이동에 따라 각 로봇의 state를 선택한다. 모든 로봇의 이동은 상대진영 골로 향하는 방향이 되어야 한다.

3.2 모의실험

경기장내에 로봇과 볼은 임의로 위치하고 그림 9에서와 같이 로봇은 연속되는 목표점을 찾아 이동한다. 로봇이 향하는 방향은 그림 9. 과 같이 각 셀에서의 이동 방향으로 움직이다가 목표 셀에 도달하면 볼의 지향방향을 목표로 접근을 하고, 그 다음엔 정의된 상태와 위치에 따라 슛, 드리블, 패스등 적절한 행동을 취한다.

그림 10. 과 같이 로봇의 초기 방향과 상관없이 로봇은 원하는 방향을 찾아 이동하여 공을 향해 접근한다.



그림 9. Simulation 1

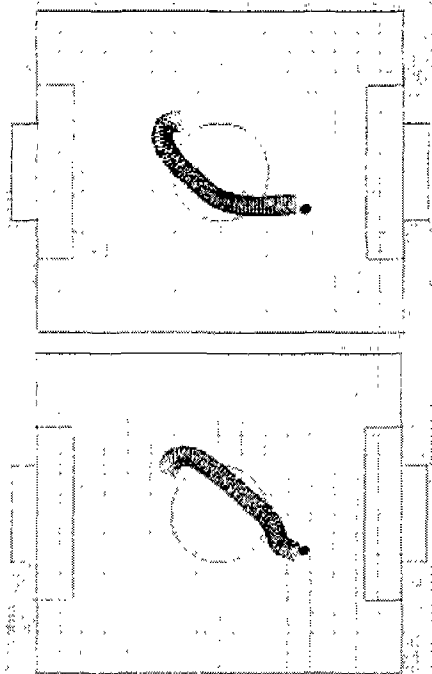


그림 10. 로봇의 초기 방향에 따른 이동

IV. 결 론

CNN을 이용한 영상처리가 컬러 정의 없이 환경에 맞게 보다 간단하게 컬러판별에 적용될수 있음을 확인 할 수 있다. 또한 CNN을 이용한 이동로봇의 경로제어가 셀 간의 이동을 통하여 로봇 축구에 적용될 수 있음을 보였다. 최단 경로 이동이외에 로봇 상태와 경로제어를 통한 공격과 수비 등 개인 로봇 전술을 확장시켜 나갈 수 있다. 셀 단위로 이동하기 때문에 짧은 거리에서는 많은 오차가 발생할 수 있고, 원거리의 빠른 이동을 할 수 없는 단점이 있다. 이는 정확한 제어기 설계와 거리, 각도 비례상수의 최적값을 통하여 해결할 수 있을 것이라 생각된다. 현재는 비전 시스템을 통한 외부입력에만 의존하지만 CNN의 궤환특징을 이용하여 비전 데이터는 부수적인 처리에 이용되고 외부입력에 의존하지 않은 자율이동 로봇에 이용도 가능할 것이다.

시뮬레이션에서 좋은 결과 값을 나타내어도 실제 로봇에 적용하였을 때 많은 문제점이 나타날 수 있다. 앞으로 실제 로봇 축구 경기를 통하여 문제점을 해결하고, 그 이외에 로봇 개체간의 협조 행동을 이용한 팀 전술개발과 비전 시스템의 윈도우 트래킹을 셀 영역을 통하여 처리하고, 다층 구조의 CNN을 이용하여 볼의 예측에 따른 움직이는 이동물체에 적절한 로봇 행동을 구현하려고 한다. 또한 진화 알고리즘을 통한 로봇 제어기의 최적 비례상수를 구하여 현재의 단점을 보완 할 수 있을 것이다.

감사의 글 : 본 논문은 과학기술부 뇌공학연구 사업 (98-J04-01-01-A-07)의 지원받았습니다.

V. 참고문헌

- [1] L. O. Chua and L. Yang, "Cellular neural networks," IEEE Trans. on circuits and systems, vol. 35, pp. 1257-1272, 1988.
- [2] B. Siemiatkowska, "Cellular neural network for mobile robot navigation," IEEE International workshop on cellular networks and their applications, 1994.
- [3] C. C. Lee and J. P. de Gyvez, "Color Image Processing in a Cellular Neural-Network Environment", IEEE Trans. on Neural Networks, vol. 7, pp. 1086-1098, 1996.
- [4] C. C. Lee and J. P. de Gyvez, "Single-Layer CNN Simulator", Proc. IEEE International Symposium on Circuits and Systems, 1994.
- [5] H. Harrer, P. L. Venetianer, J. A. Nossek, T. Roska and L. O. Chua, "Some Examples of Preprocessing Analog Images with Discrete-Time Cellular Neural Networks", IEEE International workshop on cellular networks and their applications, 1994.
- [6] R. Caponetto, M. Lavorana, A. Martinez, L. Occhipinti, "Cellular Neural Network Simulator for Image Processing Applications", IEEE International workshop on cellular networks and their applications, 1998.
- [7] 장홍민, 김용백, 이성훈, 최영규, "신경회로망, 퍼지를 이용한 축구로봇의 개발", KACC, pp. 248-251, October 1998
- [8] 김종환, "로봇 축구 시스템", 2000