

# 조명 변화에 강인한 로봇 축구 시스템의 색상 분류기

論文

53D-1-5

## Robust Color Classifier for Robot Soccer System under Illumination Variations

李聖勳\* · 朴晉玄\*\* · 全香植\*\*\* · 崔榮奎§

(Seong-Hoon Lee · Jin-Hyun Park · Hyang-Sik Jun · Young-Kiu Choi)

**Abstract** - The color-based vision systems have been used to recognize our team robots, the opponent team robots and a ball in the robot soccer system. The color-based vision systems have the difficulty in that they are very sensitive to color variations brought by brightness changes. In this paper, a neural network trained with data obtained from various illumination conditions is used to classify colors in the modified YUV color space for the robot soccer vision system. For this, a new method to measure brightness is proposed by use of a color card. After the neural network is constructed, a look-up-table is generated to replace the neural network in order to reduce the computation time. Experimental results show that the proposed color classification method is robust under illumination variations.

**Key Words** : Color-based Vision System, Color Card

### 1. 서론

자동화 기술의 발전과 정보통신 기술의 혁신적 발전에 따라 고도의 제어 기술, 반도체 기술 및 컴퓨터 기술이 급격히 발달하게 되었고, 이로 인해 인공지능 기술의 구현이 가능하여졌고 지능화된 로봇도 등장하게 되었다. 1995년부터 등장한 엔터테인먼트 로봇인 축구 로봇은 대표적인 다개체(multi-agent) 시스템으로서 복합적인 기술을 필요로 한다. 즉, 로봇 제작에 관한 하드웨어(hardware) 기술, 로봇 제어(robot control) 기술, 머신 비전(machine vision) 기술, 다개체 협력 및 전략에 관한 기술, 통신(communication) 기술, 소프트웨어(software) 제작 기술 등 다양한 기술이 요구된다[1].

이러한 여러 가지 기술들 중 머신비전 기술 분야에서 컬러 영상의 색상 정보를 이용하여 물체를 인식하는 비전 시스템이 많이 사용되고 있다[2-6]. 즉, 컬러 영상에서 색상 구분을 통하여 2진 화상(binary image)을 얻고, 이에 대한 영상 처리를 통하여 관심 물체인 공과 로봇을 인식하는 방식이다. 이러한 색상 기반의 인식 시스템에서 문제가 되는 것은 조명에 따라 물체의 색상이 변한다는 점이다. 조도 변화에 의한 색상 변화 문제를 극복하기 위하여 RGB threshold 방식에서 R, G, B 값을 각각 R, G, B 합으로 정규화 시킨 값을 이용하는 방법[2], YUV threshold 방식[5]에서 밝기 값인 Y값의 범

위를 넓게 하는 방법 등이 사용되었으나, 설정시간이 길고 복잡하여 사용자의 숙련 정도에 따라 그 성능은 크게 좌우된다. 따라서 조도 변화에 더 강인하면서도 사용하기 쉬운 색상 분류 방법이 요구되고 있다.

본 논문은 로봇 축구 비전 시스템에서 큰 문제점 중의 하나인 컬러 영상의 밝기 변화에 따른 관심 물체의 색상 변화를 살펴보고, 이러한 문제점을 해결하기 위한 방법에 관하여 연구하고자 한다. 이에 따라 영상의 밝기를 수치적 데이터로 활용할 수 있는 컬러카드(color card)의 이용을 제안한다. 또한, 비선형 맵핑과 일반화 능력이 뛰어난 신경 회로망을 이용하여, 다양한 밝기에서 추출한 컬러 영상의 데이터를 학습시켜 조도 변화에 강인한 색상 분류기를 제안하고자 한다. 기존의 방법에서도 신경 회로망을 사용하여 관심 물체의 색을 색 공간에 맵핑한 예가 있었으나[7-9], 본 연구에서는 단순히 색상 성분만을 색 공간에 맵핑하는 것이 아니라, 밝기에 대한 정보를 같이 학습시켜서 조도 변화에 보다 강인하도록 설계하였다. 제안된 방법에 대한 성능평가를 위하여 실제 실험을 하였으며 기존의 방법과 비교하여 그 성능의 우수함을 확인하였다.

### 2. 색상변화와 밝기측정

다수의 물체가 움직이는 로봇 축구 시스템은, 카메라를 통해 입력된 컬러 영상 정보로 이동 물체를 실시간 추적하여야 한다. 색상 인식 기반의 로봇 축구 시스템에서는 최소한 공색, 팀 색, 로봇 3대의 ID색, 모두 5가지색을 구분하여야 하며, 상대팀 색까지 고려하면 총 6가지가 된다. 본 장에서는 로봇 축구 시스템에서 물체의 색상이 조도에 따라 어떻게 바뀌는지 살펴본 후, 컬러 카드를 사용한 컬러 영상의 밝기를 측정하는 방법에 대하여 제안하고자 한다.

\* 非 會 員 : 메가로보틱스 팀장 · 工學碩士

\*\* 正 會 員 : 晉州産業大 메카트로닉스工學科 助教授 · 工博

\*\*\* 正 會 員 : 韓國航空宇宙研究院 前任研究員 · 博士課程修了

§ 正 會 員 : 釜山大 電子電氣情報컴퓨터工學部 教授 · 工博

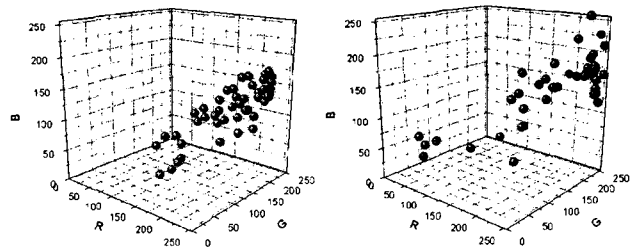
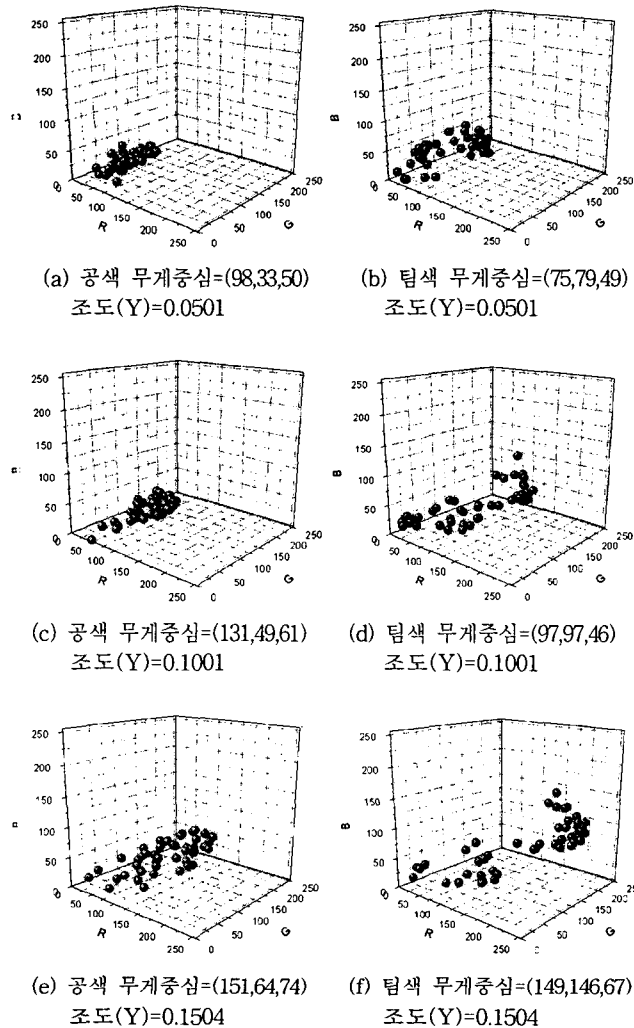
接受日字 : 2003年 3月 11日

最終完了 : 2003年 11月 7日

2.1 조도의 영향

색상 기반의 인식 시스템에서 가장 큰 문제가 되는 것은 조도에 따라 물체의 색상이 변하는 것이다. 이미지 그래버에서 디지털화 된 컬러 영상의 모든 화소는 각각 R, G, B의 색상 성분의 강도를 이용하여 RGB 색 공간에 나타낼 수 있다. 이와 같은 색 공간에서의 위치 변화를 관찰하면 물체의 색상이 어떻게 바뀌는지 쉽게 파악할 수 있다.

그림 1은 공 색(오렌지)과 팀 색(노랑)이 조도에 따라 변하는 모습을 보여준다. 그림 1 (a)에서 (g)로 갈수록 조도의 밝기를 0.0501에서 0.2002로 더 밝아지도록 하였을 때, 물체 색의 무게 중심이 표 1과 같이 이동하였다. 여기서 밝기가 증가함에 따라 R, G, B값이 증가하여 흰색 (R, G, B) = (255, 255, 255)에 가까워짐을 알 수 있다. 또한 그래프에서 공의 색을 나타내는 화소들의 분포를 보면 밝기가 증가할수록 색 공간에서 관심 물체의 색상이 차지하는 영역이 넓어지는 것을 알 수 있다. 또한 두 색상의 무게 중심 사이 간의 거리를 통해 색상 사이의 유사성, 즉 영역이 서로 겹칠 가능성을 파악할 수 있는데, 두 색의 무게 중심 사이 간의 거리를 살펴보면 밝아질수록 거리가 증가하다가 다시 감소함을 알 수 있다. 이 사실에서 매우 어둡거나 매우 밝은 컬러 영상보다는 적당한 밝기에서의 색상 구분이 더 유리하다는 것을 알 수 있다.



(g) 공색 무게중심=(219,140,129) (h) 팀색 무게중심=(194,206,143) 조도(Y)=0.2002

그림 1 밝기 변화에 따른 RGB공간에서의 공색과 팀색의 색상 변화

Fig. 1 Change of ball color and team color in RGB space under brightness variations

표 1 RGB 공간에서 색상의 무게 중심 이동  
Table 1 Displacement of color COG in RGB space

공 색(오렌지)		팀 색(노랑)		두 색의 무게 중심 사이의 거리
그림	무게중심(R,G,B)	그림	무게중심(R,G,B)	
(a)	(98, 33, 50)	(b)	(75, 79, 49)	51.439
(c)	(131, 49, 61)	(d)	(97, 97, 46)	60.704
(e)	(151, 64, 74)	(f)	(149, 146, 67)	82.322
(g)	(219, 140, 129)	(h)	(194, 206, 143)	71.951

2.2 밝기의 측정

관심 물체의 색상이 밝기에 따라 어떻게 달라지는지 살펴 보기 위해서 정확한 밝기의 측정이 선행되어야 한다. 캡처된 영상의 밝기에 영향을 주는 요소에는 경기장 바닥, 공과 선수 유니폼의 색상, 경기장 조명의 밝기, 카메라 조리개의 개폐 정도, 이미지 그래버의 설정 상태 등 여러 가지가 있다. 이와 같이 여러 가지 요인에 의해 영상의 밝기가 달라지기 때문에 정확한 색상의 측정이 쉽지 않다. 따라서 밝기를 측정하기 위해서 여러 가지 요소에 의한 최종 결과물인 캡처된 영상에 전적으로 의존하는 것이 효율적이다. 본 연구에서는 특정 색상(노랑, 파랑, 검정)으로 구성된 컬러 카드를 이용하여 캡처 영상의 상대적인 밝기를 계산하였다.

컬러 카드의 색상은 어떠한 색을 사용하더라도 무방하나, 로봇 축구에서 팀 구분을 위하여 로봇의 유니폼에는 노랑 또는 파랑 색상을, 경기장의 바닥에는 검정 색상을 사용하도록 규정되어 있어, 본 연구에서는 이러한 3가지 색상으로 컬러 카드를 구성하였다.

컬러 카드에 의한 밝기 측정은, 컬러 카드를 경기장의 일정 위치에 두고 촬영한 캡처 영상에서 컬러 카드에 해당하는 영에 대하여 밝기 성분인 Y의 평균값을 취하는 것이다. 컬러 카드를 이용한 밝기 측정 방법은 밝기 변화의 여러 가지 요인에 의한 최종 결과물인 컬러 영상을 이용하기 때문에 하드웨어가 변경되더라도 영향을 덜 받는다는 장점이 있다. 그림 2는 실험에 사용된 컬러 카드의 형태와 경기장에 배치된 모습을 나타내고 있다.

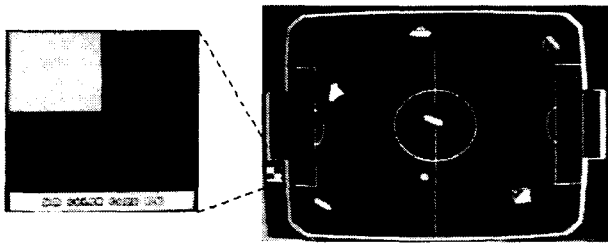


그림 2 밝기 측정을 위한 컬러 카드  
Fig. 2 Color card to measure the brightness

### 3. 신경회로망을 이용한 색상 분류기

인간의 뇌가 정보를 지능적으로 처리하기 위하여, 엄청난 수의 많은 숫자의 신경세포들이 복잡한 체계로 상호 연결되어 있고 각각의 뉴런들은 동시에 독립적으로 행동한다. 이러한 인간의 뉴런들을 보다 단순하게 모델링하고 뉴런들이 상호 연결되어 지능적으로 정보처리를 할 수 있도록 한 것이 인공 신경 회로망이다.

본 논문에서는 물체 인식을 위하여 컬러 영상의 색상 정보를 이용한다. 이것은 흑백 영상에서의 경우와 같이 특징점 추출 등의 복잡한 알고리즘이 필요하지 않아, 현재 대부분의 로봇 축구 시스템에서 많이 이용되고 있다. 그러나 컬러 영상에서 물체의 색상은 조도 변화에 큰 영향을 받으며, 이외에도 아날로그 영상신호의 백색잡음(white noise) 등 불규칙한 잡음이 다량 존재한다. 이러한 컬러 영상으로부터 관심물체의 색상을 분류하기 위해서 비선형 맵핑과 일반화 능력이 뛰어난 다층 신경 회로망을 이용하였다.

#### 3.1 색상영상의 이진화

색상 기반의 로봇 축구 시스템에서의 물체의 인식은 일반적인 2진 화상 처리 방법(binary image processing)을 이용하여 수행하게 된다. 2진 화상을 얻기 위해서 컬러 영상의 경우 색상 분류(color classification) 과정이 필요하다. 색상 분류를 위한 방식에는 크게 2가지가 있는데, 첫째는 각 색상 성분 값의 경계(threshold)를 이용한 방식이고[5, 11], 둘째는 색상 공간을 이용한 구분 방법이다[9, 10]. 색상 성분 값의 경계를 이용한 색상 구분 방식에는 대표적으로 RGB threshold 방식[11], YUV threshold 방식[5]이 있다. 이 방식들은 알고리즘이 간단하여 구현이 쉽다는 장점이 있지만, 설정 시간이 많이 걸리고 작업자의 숙련도에 따라 성능이 크게 달라지며 특히 조도의 변화에 약하다는 단점이 있다.

색상 공간을 이용한 구분 방식은 색상 성분의 단순한 threshold를 이용하지 않고, 색상 성분으로 표현되는 3차원 공간에서 관심 물체의 공간을 정해주고 컬러 영상의 각각의 화소가 이 영역에 속하는지 아닌지를 구분하는 방식이다. 대표적인 색상 공간 이용 방식에는 RGB space 방식[10]과 YUV space 방식이 있다[9]. 이 방식들의 장점은 세밀한 색상 구분이 가능하다는 것이나, 단점은 관심물체의 영역을 정하기가 쉽지 않고, 조도의 변화에도 약하다는 것이다. 관심물체의 색상을 공간에 맵핑시키기 위해 신경회로망의 학습기능이 이용되기도 하였다[7, 8].

본 연구에서는 RGB space 방식을 사용하지 않고, 변형된 YUV space 방식을 사용하였다. 이는 신경 회로망의 입력 수를 줄여 복잡성과 학습시간을 줄이기 위함이다. 또한, 변형된 YUV space 방식은 조도의 변화에 대하여 대상 물체의 밝기 값인 Y값 대신에 컬러카드 영역의 밝기인 Y의 평균값을 이용한 색 공간에 의한 2진화 방법을 사용하였다.

#### 3.2 색상 분류를 위한 다층 신경 회로망

그림 3은 실험에 사용된 다층 신경 회로망의 구조를 나타내고 있다. 노드의 수는 입력층이 3개, 은닉층이 30개, 출력층이 1개로 총 34개의 노드를 가지며, 각 층의 활성화 함수는 시그모이드 함수(sigmoid function)를 사용하였다. 학습 방법으로는 오류 역전파(error back propagation) 알고리즘을 사용하였으며, 은닉층에는 바이어스(bias)항을 추가하였다.

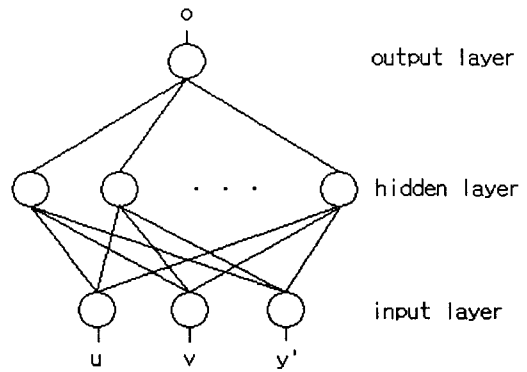


그림 3 색상 분류를 위한 다층 신경 회로망  
Fig. 3 Multi-layered neural network for color classification

다층 신경 회로망의 입력층을 살펴보면, 정규화된  $u, v$ 와 컬러 카드 영역 영상의  $y$ 의 평균값인  $y'$ 의 3개의 입력으로 구성된다. 먼저 정규화 되지 않은  $U, V$ 값은 아래의 식(1), (2)와 같이 구할 수 있다.

$$U = -0.147 \times R - 0.289 \times G + 0.437 \times B \quad (1)$$

$$V = 0.615 \times R - 0.515 \times G - 0.100 \times B \quad (2)$$

정규화 되지 않은 컬러 카드 영역의  $Y$ 의 평균값인  $Y'$ 는 식(3)과 같다.

$$Y' = \frac{\sum_{i=1}^n \left( \sum_{j=1}^n (0.299 \times R_{ij} + 0.587 \times G_{ij} + 0.114 \times B_{ij}) \right)}{n \times n} \quad (3)$$

여기서,  $n$ 은 밝기 계산을 위한 컬러 카드 영역의 한 변의 화소수이고,  $R_{ij}, G_{ij}, B_{ij}$ 는 밝기 계산을 위한 컬러 카드 영역에서  $i, j$ 번째 화소의  $R, G, B$  값이다. 이렇게 구한  $U, V, Y'$ 를 식 (4)의  $u, v, y'$  값으로 정규화시켜 입력으로 사용한다.

$$\begin{pmatrix} u \\ v \\ y' \end{pmatrix} = \frac{1}{255} \begin{pmatrix} U \\ V \\ Y' \end{pmatrix} \quad (4)$$

#### 4. 실험장치 및 프로그램

본 장에서는 실험에 사용한 로봇 축구 시스템에 대하여 간략하게 소개하고 프로그램에 관한 내용을 다룬다.

##### 4.1 로봇 축구 시스템

그림 4는 로봇 축구 시스템의 구성을 나타내었다. MIROSOT(Micro-Robot world cup SOccer Tournament) 종목의 경우 기본적으로 한 팀당 3대의 로봇, 비전 시스템(vision system), 통신부, 호스트 컴퓨터로 이루어진다. 비전 시스템은 로봇의 외부 센서 역할을 하여, 호스트 컴퓨터 또는 로봇에게 로봇의 현재 위치 및 공과 상대 로봇의 위치정보를 제공한다. 통신부는 로봇과 호스트 컴퓨터 사이의 명령 교환에 사용되며, RF(Radio Frequency) 또는 IR(Infrared) 무선통신 방식을 많이 사용한다. 호스트 컴퓨터는 비전 시스템의 알고리즘 수행과 상황에 따른 적절한 전술을 계산하여 로봇들에 전달하는 역할을 하며, 주로 PC가 사용된다.

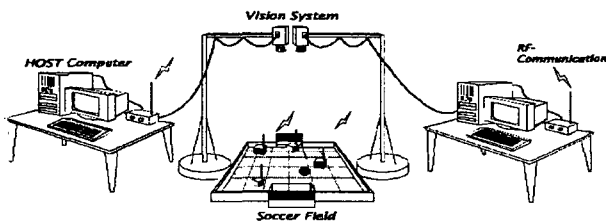


그림 4 로봇 축구 시스템  
Fig. 4 Robot soccer system

로봇 축구 시스템은 지능이 어느 곳에 구현되는가에 따라 로봇 기반 축구로봇 시스템(robot-based soccer robot system)과 비전 기반 축구로봇 시스템(vision-based soccer robot system) 등으로 나눌 수 있으며, 비전 기반 시스템은 다시 원격 지능형 축구 로봇 시스템(remote-brain soccer robot system)과 지능 내재형 축구로봇 시스템(train-on-board soccer robot system)으로 나눌 수 있다. 본 연구에 사용된 로봇 축구 시스템은 원격 지능형과 지능 내재형의 혼합형태의 시스템으로서 로봇이 속도제어의 능력을 가지고, 호스트 컴퓨터에서 영상 처리 및 기본 전략을 계산하여 로봇에게 양 바퀴의 속도 명령을 보내도록 구성되어 있다.

호스트 컴퓨터에서 비전 영상 처리와 전술 계산이 끝나면 무선 통신을 통해 로봇의 동작을 결정한다. 그리고 로봇은 나부의 엔코더(encoder)를 통해 모터의 속도를 측정하고 PID 제어기로 속도제어를 한다. 로봇의 제어 샘플링 주기는 341 μs이다.

필러 영상 처리를 위해 CCD 카메라와 이미지 그래버를 사용하였다. CCD 카메라는 삼성항공의 SAC-410ND 이고 사양은 표 2와 같다. 카메라는 축구 경기장의 바닥으로부터 약 2m 높이에 설치하였다. 이미지 그래버는 Matrox 사의 Meteor II이며, 640×480의 해상도에서 30 frames/s와 640×240의 해상도에서 60 fields/s의 캡처 성능을 가지고 있다.

표 2 CCD 카메라의 사양

Table 2 Specification of CCD camera

모델명	SAC-410ND
촬영소자	1/2" IT color CCD
유효화소	768(H)×494(V)
촬영방식	2:1 Interlaced, NTSC 525 lines 30frame/s
수평해상도	460 TV lines
주사주파수	15.734kHz(H), 59.94Hz(V)
동기방식	내부동기
S/N비	50dB
최저조도	2Lux(F=1.2)
전자셔터	1/60~1/10000(9step)
사용전원	DC 12V

그리고 본 실험에서 사용된 호스트 컴퓨터는 Intel 사의 Celeron 600Mhz CPU와 256Mbyte의 SD-RAM 메모리 가지고 있으며, 운영체제(OS)로는 Windows 98을 사용한다. 통신부는 Radio Metrix 사의 라디오 주파수(RF) 통신 모듈인 BiM-418 또는 Bim-433을 사용하여 38400bps의 속도로 비동기 통신을 한다. 또한 잡음에 의한 데이터 전송 오류를 방지하기 위해 자체 프로토콜을 정의하여 사용한다. 호스트 컴퓨터에서 비전 알고리즘 및 전술계산이 끝나면 로봇에게는 양 바퀴의 속도 값이 무선으로 전달된다.

##### 4.2 로봇 축구 시스템 프로그램

그림 5는 색상 분류기에 쓰이는 신경 회로망의 학습을 위해 개발한 프로그램이다. 이 프로그램의 기능은 신경 회로망의 학습 데이터를 만들기 위한 기능, 신경 회로망을 학습시키는 기능 그리고 신경 회로망의 성능을 시험하고 결과를 저장하는 기능으로 나눌 수 있다. 또한, 학습된 신경 회로망을 이용하여 로봇 축구 비전 시스템에서 사용할 룩업 테이블을 파일로 저장한다. 신경 회로망을 이용한 색상 분류 방법은 실제 로봇 축구 비전 시스템에 바로 적용하기에는 적합하지 않다. 왜냐하면 신경 회로망의 순방향 전파에 소요되는 계산량이 실시간으로 처리하기에는 매우 많기 때문이다. 따라서 미리 학습된 신경 회로망의 입력에 대한 출력의 관계를 룩업 테이블 형태로 만들어 시스템에 적용하였다. 룩업 테이블은 컴퓨터의 계산 부하를 줄일 수 있는 매우 유용한 방법으로서 입력에 대한 출력의 값들을 호스트 컴퓨터의 메모리에 등록시켜 놓고, 입력에 맞는 주소에서 결과 값을 바로 얻는 방식이다.

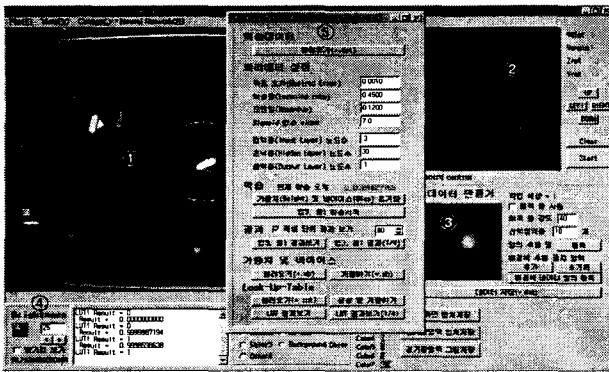


그림 5 신경 회로망 학습 프로그램  
Fig. 5 Program of neural network learning

그림 6은 실제 로봇 축구 시스템의 비전 처리 프로그램의 모습을 나타내고 있다. 이 프로그램의 기능에는 제안한 색상 분류기를 이용한 처리 결과를 보여주는 것과 실험을 위하여 사용자가 원하는 대로 로봇을 원격 조종할 수 있는 기능이 있다.

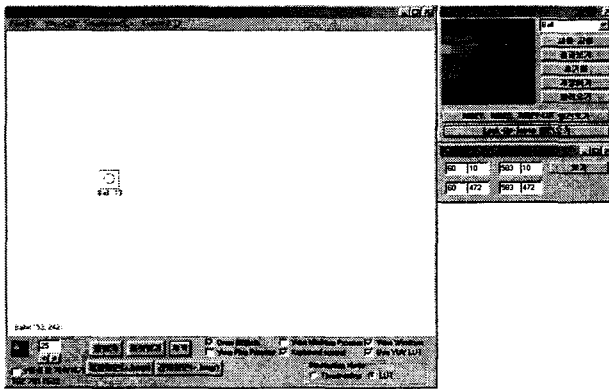


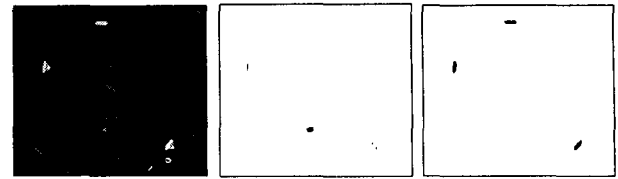
그림 6 로봇 축구 비전 시스템 프로그램  
Fig. 6 Program of robot soccer vision system

## 5. 실험 결과

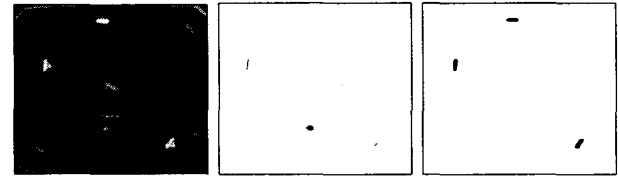
### 5.1 신경회로망의 색상 분류 실험

다양한 밝기에서의 데이터를 이용하여 off-line으로 학습시킨 신경 회로망의 색상 분류 능력을 알아보기 위하여, 여러 가지 조도에서 컬러 영상 전체 화소에 대한 신경 회로망의 출력을 비교하였다.

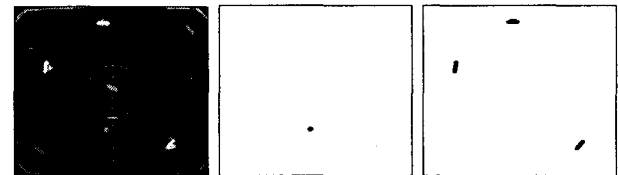
그림 7은 신경 회로망을 이용하여 여러 가지 조도에서의 색상 분류 결과를 나타내고 있다. 왼쪽 그림은 원본 컬러 영상을 나타내고, 가운데 그림은 공 색(오렌지)에 대하여 학습시킨 신경 회로망의 분류 결과인 2진 화상이며, 오른쪽 그림은 팀 색(노랑)을 학습시킨 신경 회로망의 분류 결과이다. 여기서 2진화의 임계값 처리(thresholding)에 사용한 경계값은 0.8이다. 즉, 신경 회로망의 출력값이 0.8이상이면 1로, 0.8미만이면 0으로 처리하였다. 컬러 영상의 밝기는 앞에서 설명한 바와 같이 컬러 카드를 이용하여 구하였다. 그림에서와 같이 조도가 바뀌어도 관심 물체의 색상을 잘 구분하는 것을 확인할 수 있다.



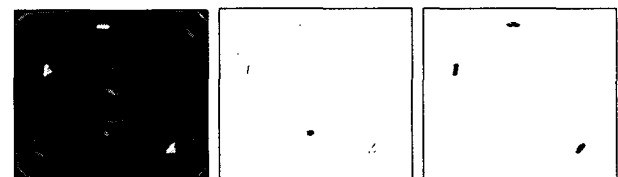
(a)  $Y' = 42.966$



(b)  $Y' = 73.533$



(c)  $Y' = 104.306$



(d)  $Y' = 136.140$

그림 7 여러 가지 조도에서의 신경 회로망의 분류 실험

Fig. 7 Experiment of classification of neural network in various illuminations

### 5.2 로봇 축구 시스템에서의 실험

물체의 인식과 추적에 대한 실험은 미리 학습된 신경 회로망의 입력에 대한 출력을 룩업 테이블 형태로 만든 색상 분류기를 이용하였다. 색상 분류기를 이용하여 컬러 영상을 2진화하고, 이 2진 화상을 바탕으로 전역 검색과 지역 검색을 통해 물체를 인식하고 추적하도록 하였다.

물체 인식 실험은 1개의 공과 3대의 로봇을 배치하여 두고, 1대의 로봇을 수동 조작하여 이동시키면서 공과 물체를 인식하는지 실험하였다. 또한, 조도 변화에 대한 강인성을 시험하기 위해 4개의 조명등을 순차적으로 점등시켜 조도를 변화시켰다. 그림 8은 로봇이 공을 추적하는 모습을 순차적으로 나타내고 있다. 제안된 색상 분류기를 이용하여 얻은 2진 화상에서 전역 검색 및 지역 검색을 거쳐 찾은 물체들의 위치 및 방향을 확인할 수 있다. 그림에서 로봇의 유니폼 팀 색의 형태에 정합하는 직선이 그려져 있고, 그 직선을 경계로 물체의 중심에서 조금 떨어진 위치에 매우 작은 크기의 사각형 영역이 대칭으로 위치하고 있는 것을 볼 수 있는데, 이것이 로봇의 ID 색을 찾을 후보 영역이다. 이 ID 색의 위치에 따라 로봇의 최종 방향이 결정되는 것이다. 이 실험에

서 그림과 같이 원격 제어에 의해 움직이는 1대의 로봇과 공을 제안된 물체 인식 알고리즘에 의해 잘 인식함을 알 수 있다.

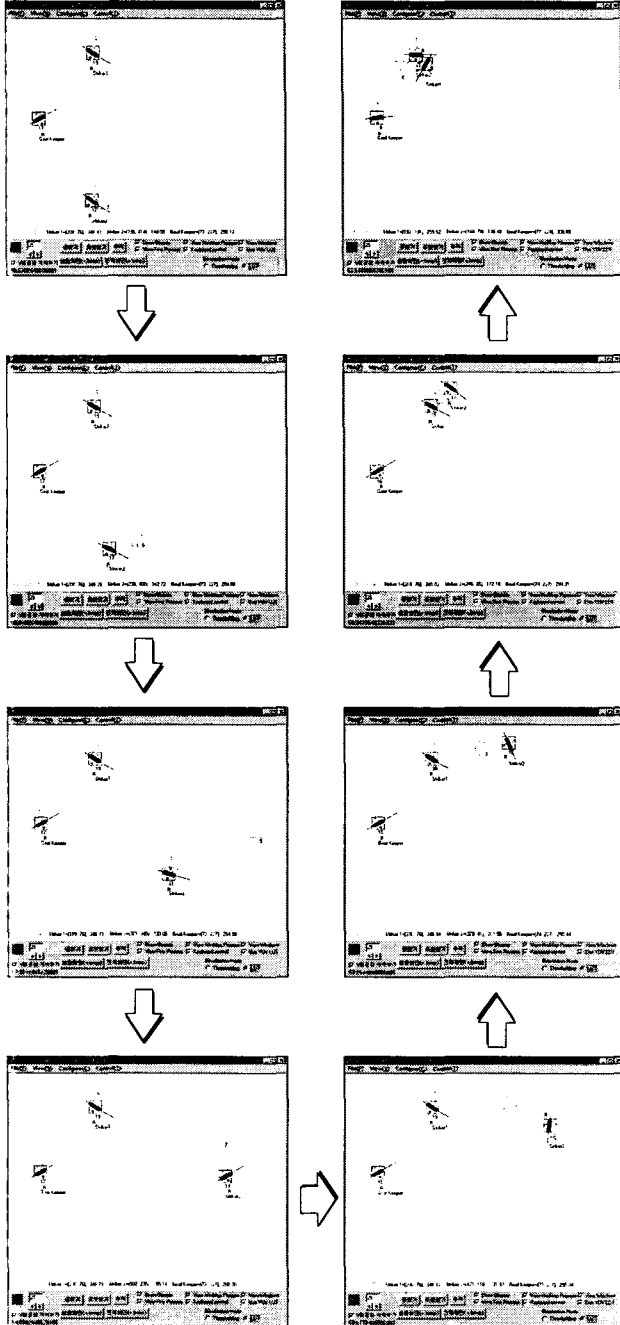


그림 8 움직이는 물체의 추적  
Fig. 8 Tracking for moving objects

그림 9는 조도 변화에 대한 강인성을 시험하기 위해 로봇과 공을 추적하는 도중에 조명의 밝기를 바꾸어 가며 실험한 결과를 나타내고 있다. 조명의 밝기는 4개의 조명등을 모두 소등한 후, 점차적으로 점등하여 4개의 조명을 모두 점등하여 실험하였다. 이 실험에서 조도가 바뀌어도 실시간으로 물체

를 잘 추적하는 하는 것을 확인할 수 있었다. 또한 기존의 색상 분류 방법 중의 하나인 RGB thresholding 방법을 사용하여 같은 조건에서 실험한 결과, 조명의 밝기가 바뀌었을 때 2진화상에서 구해진 물체의 영역크기가 현저히 감소하여 물체를 잘 인식하지 못하는 것을 볼 수 있었다.

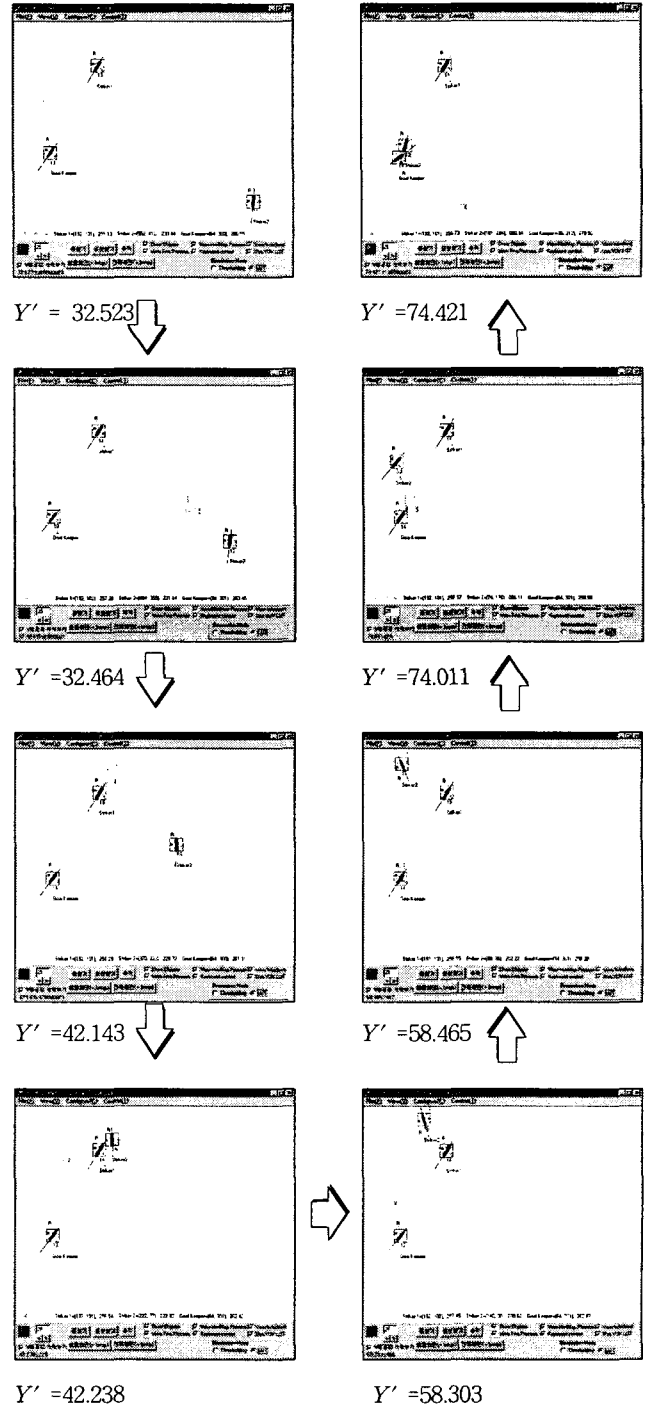


그림 9 변화하는 조도에서의 움직이는 물체의 추적  
Fig. 9 Tracking for moving objects in variation of illumination

표 3은 기존의 색상 분류 방법 중의 하나인 RGB threshold 방법과 비교 실험한 결과이다. 컬러 영상의 밝기를 달리 하였을 때의 각 방식에 대한 물체 인식률을 나타내었다. 인식률은 각각의 색상 분류 방법에 의해 얻어진 2진 영상에 대하여 같은 물체 인식 알고리즘을 사용하여 300회 시도하여 인식에 성공한 확률을 백분율(%)로 나타낸 것이다. 실험 결과, 기존의 RGB threshold 방식은 threshold를 설정할 때의 특정 밝기에서는 좋은 인식률을 보이나, 밝기가 변화되면 현저히 인식률이 떨어지는 것을 알 수 있다. 그러나 신경 회로망을 이용한 제안된 방식은 고른 인식률을 보이고 있다.

표 3 제안된 색상 분류 방법과 RGB threshold 방법의 인식률

Table 3. Recognition rates of the proposed color classification method and RGB threshold method

구분 밝기(Y')	RGB threshold 방식	제안된 방법
21.311	7.3%	81.0%
40.603	42.8%	92.1%
60.158	96.4%	96.3%
79.890	51.6%	97.0%
102.014	0%	95.8%
120.307	0%	96.4%
139.265	0%	74.2%

### 5. 결 론

본 논문에서는 로봇 축구 비전 시스템에서 큰 문제점 중의 하나인 밝기 변화에 따른 관심 물체의 색상 변화를 살펴보고, 이러한 문제점을 해결하기 위한 방법으로 밝기 정보를 학습데이터로 사용한 신경 회로망에 의한 색상 분류기를 제안하였다. 컬러 영상의 밝기는 조명 조건, 카메라 조리개의 개폐 정도, 물체의 색상, 이미지 그래버의 설정 등의 여러 가지 요인에 의해 결정되므로 밝기 측정을 위해 적합한 방법의 도입이 필요하게 되었다. 본 연구에서는 컬러 영상의 밝기를 측정하기 위해 컬러 카드를 사용하는 방법을 제안하였다. 컬러 카드를 이용한 밝기 측정 방법은 여러 가지 요인에 의한 최종 결과물인 컬러 영상을 이용하므로 하드웨어가 변경되어도 영향을 덜 받는다는 이점이 있다. 또한, 신경 회로망을 사용하여 다양한 조도에서 추출한 학습 데이터를 off-line으로 학습시키고 이를 여러 밝기에서 실험한 결과, 조도 변화에 강한 색상 분류 능력을 확인할 수 있었다.

### 참 고 문 헌

- [1] 김종환, 로봇 축구 시스템, 대영사, 2000.1.
- [2] James Brusey and Lin Padgham, "Techniques for obtaining robust, real-time, colour-based vision for robotics," RMIT-Computer Science Postgraduate Students Conference, 1999.
- [3] Chu-Sik In and Yong-Hee Choi, "Implementation of the multi-target tracker for MIROSOT," Proceedings of the 11th KACC, pp. 828-831, 1997.
- [4] 김도윤, 박현근, 박현우, 정명진, "Fast & robust color detection using look-up table," 제 1차 로봇 축구 워크샵, pp. 155-172, 1998.
- [5] 주병규, 조필형, 정슬, "Development of soccer robot system for multi-agent system research," 제 13차 한국 자동제어 학술회의, pp. 244-247, 1998.
- [6] Chin-Teng Lin and C.S. George Lee, Neural Fuzzy Systems, Prentice-Hall, 1996.
- [7] Alexandre Da Silva Simões and Anna Helena Reali Costa, "Using neural color classification in robotic soccer domain," International Joint Conference IBERAMIA'2000 and SBIA'2000, Workshop Proceedings, pp. 208-213, 2000.
- [8] 이수호, 김경훈, 고국원, 김주곤, 조형석, "The development of a microrobot system for robot soccer game," 제 11차 한국 자동제어 학술회의, pp. 507-510, 1996.
- [9] James Bruce, Tucker Balch and Manuela Veloso, "Fast and cheap color image segmentation for interactive robots," Workshop of WIRE'2000, 2000.
- [10] Karl E. Nelson, Jeffrey W. Collins, Michael A. Soderstrand and Tien C. Hsia, "Vision systems and software design for soccer playing mobile robots," AutoSoft Journal Volume 6, pp. 19-32, 1997.
- [11] Newton Research Labs., Cognachrome Vision User's Guide, 1998.

저 자 소 개



**이 성 훈(李 聖 勳)**

1974년 12월 20일생. 2000년 부산대 전기공학과 졸업. 2003년 부산대 대학원 전기공학과 졸업(석사). 2003년 조이메카(주) 연구원. 2003년~현재 메가로보틱스(주) 팀장

Tel : 02-3141-5101, Fax : 02-3141 -5107  
E-mail : r0b0t@megarobotics.com



**전 향 식(全 香 植)**

1966년 1월 25일생. 1988년 부산대학교 전기공학과 졸업. 1992년 부산대학교 대학원 전기공학과 졸업 (석사). 2000년 동대학교 대학원 전기공학과 박사과정수료. 1992년~1999년 대우 중공업. 1999년~2003년 한국항공우주산업주식회사. 2004년~현재 한국항공우주연구원 선임연구원

E-mail : jun-hyang-sig@hanmail.net



**박 진 현 (朴 晋 玄)**

1967년 3월 2일생. 1992년 부산대학교 전기공학과 졸업. 1994년 동대학교 대학원 전기공학과 졸업(석사). 1997년 동대학교 대학원 전기공학과 졸업(공학). 1997년~1999년 부산정보대학 전기전자계열 전임강사. 1999년~현재 진주산업대학교 메카트로닉스공학과 조교수.

Tel : (055) 751-3386, Fax : (055) 751-3389  
E-mail : jh-park@jinju.ac.kr



**최 영 규 (崔 榮 奎)**

1957년 6월 18일생. 1980년 서울대학교 전기공학과 졸업. 1982년 한국과학기술원 전기 및 전자공학과 졸업(석사). 1987년 동대학교 전기 및 전자공학과 졸업(공학). 1990~1991년 CALTECH Visiting Scholar. 1998~1999년 Univ. of Southwestern Louisiana Visiting Scholar. 현재 부산대 공대 전자전기정보컴퓨터공학부 교수.

Tel : (051) 510-2371, Fax : (051) 513-0212  
E-mail : ykichoi@pusan.ac.kr