

신경망을 이용한 이동성 칼라 물체의 실시간 추적

최동선*, 이민중*, 최영규**

*부산대학교 전기공학과

**부산대학교 전자전기정보컴퓨터공학부

Real-Time Tracking for Moving Object using Neural Networks

Dong-Sun Choi*, Min-Jung Lee*, Young-Kiu Choi**

*Dept. of Electrical Eng. Pusan National Univ.

**School of Electrical and Computer Eng. Pusan National Univ.

Abstract - In recent years there have been increasing interests in real-time object tracking with image information. Since image information is affected by illumination, this paper presents the real-time object tracking method based on neural networks which have robust characteristics under various illuminations. This paper proposes three steps to track the object and the fast tracking method. In the first step the object color is extracted using neural networks. In the second step we detect the object feature information based on invariant moment. Finally the object is tracked through a shape recognition using neural networks. To achieve the fast tracking performance, this paper first has a global search of entire image and tracks the object through local search when the object is recognized.

용한 추적의 문제점을 해결하고자 한다. 본 논문에서는 물체 추적을 위한 세 가지 단계와 빠른 추적 방법을 제시하고자 한다. 첫 번째 단계는 물체의 색상을 인식하기 위해서 전체 영상에 대하여 전역탐색을 한다. 이 단계에서 색상인식을 위해서 지능알고리즘 중 한 기법인 신경 회로망을 이용하였다. 그리고 두 번째 단계는 색상이 인식된 물체형태의 특징정보를 추출하는 단계이다. 물체형태의 특징정보 추출은 크기, 이동, 회전에 불변하는 Hu(3,4)가 제시한 invariant moment를 사용하였다. 마지막 단계는 다시 신경회로망을 이용하여 물체를 인식하고 물체의 중심점을 찾아서 추적한다. 그리고 빠른 추적을 위해 처음에는 영상 전체에 대하여 전역탐색을 하고 물체가 인식되면 지역탐색을 통해 물체를 추적하게 하였다.

1. 서 론

최근 카메라로부터 획득한 영상정보를 이용하여 물체의 검출 및 실시간 추적기법에 대한 관심이 높아지고 있다. 사람의 눈에 가까운 시각체계의 구성은 비전 시스템에서 추구하고자 하는 궁극적 목표이며 그 중에서 움직이는 물체에 대한 추적은 중요한 연구분야 중 하나이다. 이는 비전 기반 이동로봇, 무인 감시 시스템, 차량의 자동항법 그리고 군사용 유도 무기의 목표물 추적 등 많은 분야에서 연구되고 있다.

움직이는 물체에 대한 추적은 결국 배경과 관심물체를 분리하는 것이라 볼 수 있다. 이에 대한 방법은 크게 두 가지로 나눌 수 있다. 하나는 물체의 움직임만을 배경으로부터 분리하여 추적하는 방법이고 다른 하나는 물체인식을 통해 배경으로부터 물체를 분리하여 추적하는 방법이다. Don Murray와 Anup Basu는 gray 영상에서 연속적으로 캡처된 두 영상의 차, edge 정보, 그리고 노이즈 문제를 해결하기 위한 morphological filtering을 이용하여 사람의 움직임만을 추적하는 전자의 방법을 사용하였다(1). 이 방법은 움직임만을 찾아서 추적하기 때문에 여러 물체(혹은 사람)가 움직일 때 찾고자 하는 물체(혹은 사람)를 놓치기 쉬우며 추적 처리시간이 오래 걸린다는 단점이 있다. 그리고 후자의 방법으로는 히스토그램 매칭기법을 이용하여 칼라영상에서 물체의 색상을 인식하고 추적하는 방법들이 있다(2). 그러나 이와 같은 방법은 [1]에 비해 추적시간은 짧지만 형태가 다른 같은 색상의 물체가 여러 개 있을 경우 추적하고자 하는 물체를 인식하지 못하거나 놓칠 수 있다.

본 논문은 후자의 방법으로 오프라인으로 학습된 신경 회로망을 이용하여 물체의 색상 인식뿐만 아니라 2차원으로 투영된 물체의 형태인식을 통해 색상 인식만이 이

2. 물체 인식 및 추적

본 논문에서 물체인식 및 추적을 위하여 세 가지 단계와 빠른 추적방법을 제시하였으며 각 절을 통해 상세하게 설명을 하였다. 그림 1은 본 논문에서 제시한 추적 시스템 구성도를 도시하였다.

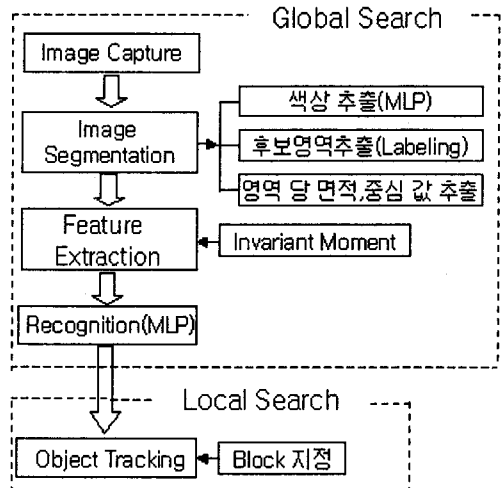


그림 1. 추적 시스템 구성도

2.1 MLP를 이용한 칼라물체 후보영역 추출

칼라 영상에서 물체의 색상정보는 복잡한 배경과 물체를 구별하는 정보를 제공한다. 칼라는 조명변화에 매우 민감하므로 조명변화에 강인하도록 다양한 조명조건에서

물체의 색상을 학습데이터로 준비하였다. MLP(multi-layer perceptron) 학습은 역전파 알고리즘을 사용하였으며 MLP 입력으로 사용된 칼라모델은 정규화된 RGB 모델이다.

$$\begin{bmatrix} r \\ g \\ b \end{bmatrix} = \frac{1}{255} \begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix} \quad (1)$$

R,G,B : Original RGB
r,g,b : Normalized RGB

MLP의 입력층, 은닉층과 출력층의 노드(node)수는 각각 3:5:1로 구성하였다. 그리고 은닉층에 바이어스를 추가 하였으며 활성화 함수는 hyperbolic tangent 함수를 사용하였다. 그림 2는 물체의 색상을 추출하기 위한 MLP 구조를 도시하였다.

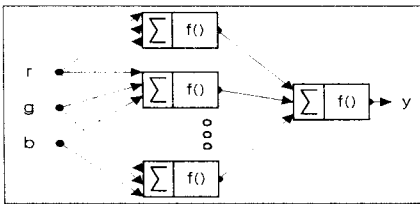


그림 2. 물체 색상 추출 MLP

칼라영상의 배경에는 물체와 동일한 색상을 가진 영역들이 있을 수 있다. 이러한 후보 영역들을 구별하기 위하여 labeling 기법을 사용하고, 각각의 영역에 대하여 크기와 중심 위치를 구해서 일정크기의 block을 지정한다.

$$\bar{x} = \frac{1}{R} \sum_{(i,j) \in R} i, \quad \bar{y} = \frac{1}{R} \sum_{(i,j) \in R} j \quad (2)$$

where, R : 각 후보영역의 크기(면적)
(i, j) : 각 후보영역의 Pixel 좌표
(\bar{x}, \bar{y}) : 각 후보영역의 중심좌표

그리고 물체의 형태가 원이나 사각형이라고 생각할 경우 반경 r과 중심위치에 대한 block 크기는 다음 식으로 구할 수 있다.

$$r = \sqrt{\frac{Area}{\pi}}, \quad Block\ Size = (2*(r+5))^2 \quad (3)$$

실제 실험에서는 2차원의 원 모양을 인식하여 추적하는 실험을 하였다. 그림 3은 밝은 조명에서도 물체의 색상을 인식하여 중심위치를 표시한 것을 보여주고 있으며 그림 4는 후보영역 추출이미지를 도시하였다.

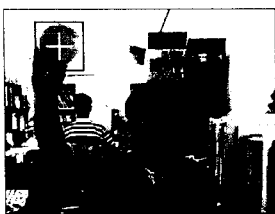


그림 3. 물체의 색상인식

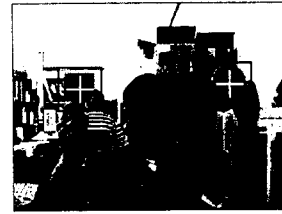


그림 4. 물체 후보영역 추출

2.2 후보영역의 특징정보 추출

물체를 인식하기 위해서는 그 물체에 대한 특징정보를 알아야 한다. 일반적으로 칼라영상에서 물체의 형태는 움직임에 따라 크기, 회전, 이동변화가 심하므로 물체의 변하지 않는 특징정보를 추출해야 한다. 그래서 본 논문에서는 실시간 인식을 위한 MLP의 입력계수를 줄이기 위해 영상의 회전이나 크기 변화, 이동 등에 강인한 invariant moment를 이용하여 물체의 특징정보를 추출하고자 한다. 그림 2에서 나타난 각각의 후보 영역 이미지(사각형)를 $f(x,y)$ 라고 할 때 (p+q)차 moment는 아래와 같다.

$$m_{pq} = \sum_x \sum_y x^p y^q f(x,y) \quad (4)$$

for p, q=0,1,2,...

이산함수인 $f(x,y)$ 가 x-y 평면상의 유한 영역 내에서 0이 아닌 값을 가진다면 모든 차수의 moment가 존재할 것이다. 그리고 이동변화에 불변하는 moment를 구하기 위하여 central moment를 다음과 같이 정의할 수 있다.

$$\mu_{pq} = \sum_x \sum_y (x - \bar{x})^p (y - \bar{y})^q f(x,y) \quad (5)$$

$$\text{where, } \bar{x} = \frac{m_{10}}{m_{00}} \quad \text{and} \quad \bar{y} = \frac{m_{01}}{m_{00}}$$

여기서 우리는 3차까지의 central moment를 사용하므로 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$\begin{aligned} \mu_{00} &= m_{00} = \mu \\ \mu_{10} &= \mu_{01} = 0 \\ \mu_{20} &= m_{20} - \mu \bar{x}^2 \\ \mu_{11} &= m_{11} - \mu \bar{x} \bar{y} \\ \mu_{02} &= m_{02} - \mu \bar{y}^2 \\ \mu_{30} &= m_{30} - 3m_{20} \bar{x} + 2\mu \bar{x}^3 \\ \mu_{21} &= m_{21} - m_{20} \bar{y} - 2m_{11} \bar{x} + 2\mu \bar{x}^2 \bar{y} \\ \mu_{12} &= m_{12} - m_{02} \bar{x} - 2m_{11} \bar{y} + 2\mu \bar{x} \bar{y}^2 \\ \mu_{03} &= m_{03} - 3m_{02} \bar{y} + 2\mu \bar{y}^3 \end{aligned} \quad (6)$$

위의 식을 크기(scale)에 불변하는 moment를 구하기 위하여 다음 식과 같이 정규화(normalized) 시킨다.

$$\eta_{pq} = \frac{\mu_{pq}}{\mu_{00}} \quad \text{where } r = \frac{p+q}{2} + 1 \quad (7)$$

for p+q=2,3,...

마지막으로 회전에 불변하는 moment는 다음 식과 같이 7개의 함수로 나타낼 수 있다.

$$\begin{aligned}
\Phi_1 &= \eta_{20} + \eta_{02} \\
\Phi_2 &= (\eta_{20} - \eta_{02})^2 + 4\eta_{11}^2 \\
\Phi_3 &= (\eta_{30} - 3\eta_{12})^2 + (3\eta_{21} - \eta_{03})^2 \\
\Phi_4 &= (\eta_{30} + \eta_{12})^2 + (\eta_{21} + \eta_{03})^2 \quad (8) \\
\Phi_5 &= (\eta_{30} - 3\eta_{12})(\eta_{30} + \eta_{12})[(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (3\eta_{21} + \eta_{03})^2] \\
&\quad + (3\eta_{21} - \eta_{03})(\eta_{21} + \eta_{03})[3(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{21} + \eta_{03})^2] \\
\Phi_6 &= (\eta_{20} - \eta_{02})[(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{21} + \eta_{03})^2] \\
&\quad + 4\eta_{11}(\eta_{30} + \eta_{12})(\eta_{21} + \eta_{03}) \\
\Phi_7 &= (3\eta_{21} - \eta_{03})(\eta_{30} + \eta_{12})[(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - 3(\eta_{21} + \eta_{03})^2] \\
&\quad + (3\eta_{12} - \eta_{30})(\eta_{21} + \eta_{03})[3(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{21} + \eta_{03})^2]
\end{aligned}$$

결과적으로 위의 7개의 함수가 크기, 회전, 이동에 불변하는 moment 이며 물체인식을 위한 MLP의 입력으로 들어가게 된다.

2.3 MLP를 이용한 칼라물체 인식

물체를 인식하는데 있어서 여러 가지 방법들이 있다. 일반적으로 사용되는 방법으로는 물체의 특징정보 데이터베이스와 영상으로부터 얻어진 특징정보 벡터를 거리 비교하여 예러가 최소가 되는 물체인식 방법과 pattern recognition으로 주로 사용하는 신경망을 이용한 물체인식 방법도 있다. 본 논문에서는 좋은 인식성능과 수행 시간을 줄이기 위해 MLP를 사용하였으며 밝기변화에도 물체를 잘 인식하도록 다양한 조명조건에서 물체의 특징정보를 추출하여 학습시켰다. MLP 구조는 각 층에 사용된 노드 수만 다를 뿐 색상인식 MLP 구조와 같다. 사용한 노드 수는 7:9:1 이며 물체인식을 위한 MLP 구조를 그림 5에 도시하였다.

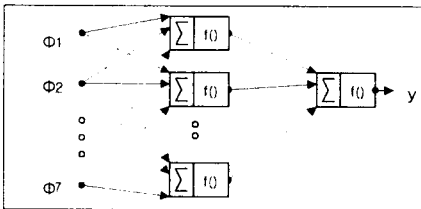


그림 5. 물체인식 MLP

따라서, 각 후보 영역들 중에서 MLP의 출력이 임계값 이상이 되는 특징정보를 가진 후보영역이 우리가 찾고자 하는 물체가 된다.

2.4 칼라물체 추적

물체가 인식되면 식(2)에 의해 물체의 중심 위치를 알게 되고 추적을 시작하게 된다. 본 논문에서는 다음과 같이 두 단계로 나누어 빠른 추적을 실시한다.

전역탐색 - 찾고자 하는 물체가 인식 될 때까지 칼라 영상 전체 영역에 대하여 탐색을 한다.

지역탐색 - 전역탐색을 통해 물체가 인식되면 물체의 중심위치에 대하여 일정크기의 Block을 설정하고 탐색을 한다.

만약 지역탐색을 할 때 물체의 갑작스런 빠른 움직임으로 인해 물체를 놓치게 되면 다시 전역탐색을 통해 물체를 발견하도록 하였다. block 크기는 식 (3)에 의해 구할 수 있으며 반경 \$r\$에 5를 더한 것은 물체가 일정 속도로 움직인다고 가정할 경우 현재 프레임에서 다음 프레임으로 물체가 이동할 때 block을 벗어나지 않도록

즉, 물체의 형태가 왜곡되지 않도록 하기 위한 것이다. 만약 물체에 접하는 block을 설정할 경우에는 물체 이 동시 block을 벗어나게 되므로 예측 알고리즘을 고려해야 하는 문제점이 생긴다. 이 부분은 후후과제로 생각하고 있으며 연구 중에 있다.

3. 물체인식 및 추적 실험 결과

초당 30 프레임의 속도로 CCD Color 카메라를 통해 \$320 \times 240\$ 크기의 영상을 받아서 원형 물체를 인식하여 추적하는 실험을 하였다. 본 실험에서는 static mono카 메라로 물체를 추적하는 실험을 하였으며 학습시킨 invariant moment의 데이터 수는 40개이며 오프라인 상태에서 오차가 0.01이 될 때까지 학습시켰다. 그리고 물체속도는 프레임 캡처 속도보다 느린 일정 속도로 움직인다고 가정하였다. 실험에서 물체 추적 시간은 전역 탐색 경우는 360~400ms 정도 걸렸으며 지역탐색으로 넘어가면 인식되는 물체의 크기변화에 따라 15~100 ms 정도 걸렸다. 그림 6은 색상은 같지만 형태가 다른 2차원 물체들 사이에서 우리가 찾고자하는 원형물체를 인식하여 중심 위치를 표시한 것을 보여주고 있다.

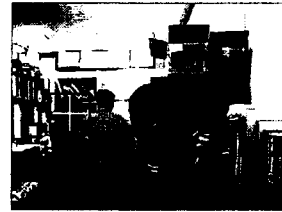


그림 6. 원형 물체 인식

그림 7은 밝기가 다양한 배경에서 연속적으로 움직이는 물체를 인식하여 추적하는 결과를 보여준다. 조명이 밝은 위치에서도 추적을 잘 하는 것을 볼 수가 있다.



그림 7. 연속 물체 추적

그림 8은 물체가 연속적으로 움직일 때 크기가 변화함에도 불구하고 invariant moment 특성으로 인해 물체를 인식하여 추적하는 것을 보여 준다.

(참 고 문 헌)

- [1] Don Murray and Anup Basu, "Motion tracking with an active camera," *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, pp. 449-459, 1993.
- [2] Tse Min Chen, Ren C. Luo and Tsu Hung Hsiao, "Visual tracking using adaptive color histogram model," *Proc. of IECON*, Vol. 3, pp. 1336-1341, 1999.
- [3] A. McAulay, A. Coker and K. Saruhan, "Effect of noise in moment invariant neural network aircraft classification," *Proc. of NAECON*, pp. 743-749, 1991.
- [4] Ioannis Pitas, *Digital Image Processing Algorithms*, Prentice-Hall, 1995.



그림 8. 물체의 크기변화에 따른 추적

본 실험은 2차원으로 투영된 물체의 색상을 추출한 다음 형태를 인식하기 때문에 block 영역 안에 색상이 같은 다른 물체가 겹칠 경우 찾고자하는 물체를 인식할 확률이 매우 낮다. 본 논문에서는 제시하지 않았지만 실제로 실험을 해 본 결과 2차원의 다른 물체로 인식되어 낮은 인식률을 보여 주었다. 이 부분을 해결하기 위해서는 실시간 추적이 가능한 3차원의 물체인식이 필요할 거라 본다.

4. 결 론

본 논문에서는 물체추적을 위하여 세 가지 단계와 빠른 추적 방법을 제시하였다. 이 부분을 요약해 보면 전역탐색을 통해 물체의 색상을 인식하고 후보 영역을 추출한 다음 각 후보 영역에 대하여 특징정보를 검출하고 MLP를 이용하여 우리가 찾고자 하는 물체를 인식한다. 그리고 관심물체의 중심위치에 대하여 일정한 크기의 block을 설정한 다음 지역 탐색을 통해 관심물체만을 인식, 추적하게 하였다. 그리고 지역탐색에서 물체를 인식하지 못 하거나 놓칠 경우 다시 전역 탐색으로 돌아가게 하였다.

물체의 색상정보 뿐만 아니라 형태정보를 MLP를 통해 학습시킴으로써 실제 실험에서 물체의 인식률을 높일 수 있었다. 그리고 오프라인으로 학습된 MLP를 사용하기 때문에 실험에서 물체의 인식과 추적시간을 상당히 줄일 수 있었고 물체가 빨리 움직일 때도 추적 성능이 좋음을 확인할 수 있었다.