

퍼지 신경회로망을 이용한 칼라 물체 추출

Colored Object Extraction using Fuzzy Neural Network

김용수¹, 정승원²

¹ 대전광역시 동구 대전대학교 컴퓨터공학과
E-mail: kystj@dju.ac.kr

² 대전광역시 동구 대전대학교 컴퓨터공학과
E-mail: korea010@dju.ac.kr

요 약

본 논문에서는 퍼지 신경회로망을 사용하여 영상에서 물체를 배경으로부터 추출해내는 방법을 제시하였다. 퍼지 신경회로망의 vigilance parameter를 조정하여 영상을 2개의 클래스로 분류하고, 물체 영역과 배경영역의 Cb와 Cr의 대표값을 추출하였다. 제안한 방법을 사용하여 물체색상의 위치 및 크기와 밝기에 상관없이 물체영역을 추출하였다.

Key Words : 개선된 IAFC 퍼지 신경회로망, Vigilance Parameter, RGB, YCbCr, 물체추출

1. 서 론

급속한 경제 성장으로 사람들의 생활수준이 높아지고, 자동차는 한가구당 한대 이상정도 보유하게 되었다. 이러한 차량의 증가는 여러 문제를 야기하게 되는데 도난차량에 의한 강력범죄, 교통사고, 고속도로와 주차장, 도로를 이용하는 수 만대의 차량에 의한 교통 혼잡을 들 수 있다. 이러한 문제를 단지 인력만으로 관리, 통제 하는 데는 한계가 있다 때문에 문제를 해결하기 위해 차량 번호판 인식은 중요한 연구 분야로 인식되고 있다.

차량 번호판인식에 관한 연구는 크게 입력영상에서 번호판 위치의 추출과 추출된 번호판에서의 문자와 숫자인식으로 분류할 수 있다. 전자의 경우 기존의 번호판 추출에 관한 연구로는 적응성 신경망을 이용하여 번호판 영역을 빠르게 추출하는 방법[1], HSI 컬러 모델에 기반한 자동차 번호판 영역 검출[2], 칼라명암도의 변화를 이용한 방법[3], YCbCr 색상 좌표계 중에서 녹색과 보색관계가 있는 Cr 성분만을 이용한 방법[4]등이 있다.

본 논문에서는 앞에서 언급했던 HSI 컬러 모델과 같이 YCbCr색상을 사용하여 물체의 색상을 검출하는 방법을 제시한다. 영상에서 물체의 색상과 배경의 색상을 분류하는데 중점을 두고, 퍼지 신경회로망인 개선된

IAFC(Integrated Adaptive Fuzzy Clustering)를 사용하여 YCbCr 색상 중에서 Cb값과 Cr값을 특징으로 사용하였다.

2. 개선된 IAFC 퍼지 신경회로망

입력 영상을 물체 부분영상과 배경 부분영상의 2개의 부분영상들로 나누도록 퍼지 신경회로망의 파라미터를 조정한다. 훈련 영상들을 사용하여 2개의 부분영상들을 나타내는 Cb와 Cr의 대표값들을 추출하고, 이를 사용하여 물체를 배경으로부터 분리해 내고자 하는 영상에서 물체를 분리해 낸다.

신경망이 클러스터링 문제를 효율적으로 해결할 수 있다는 것은 잘 알려진 사실이다. 그러나 많은 신경망들의 실제 응용에 있어 초기에 클러스터의 개수와 연결강도의 값을 초기화하는데 어려움을 겪고 있으며, 데이터에 따라서는 선정한 연결강도의 초기값이 적절하지 않아 underutilization 문제가 발생한다. 이 문제는 클러스터의 개수를 원하는 값으로 초기화하였으나 실제 클러스터링한 결과 원하는 개수의 클러스터보다 적게 클러스터가 형성되는 문제이다. 개선된 IAFC 퍼지 신경회로망은 클러스터의 크기와 개수를 임계 파라미터(vigilance parameter)로 조절한다[5].

데이터가 주어졌을 때 출력 뉴런들은 상호 경쟁을 하게 되며, 데이터와 출력 뉴런의 대표

값 사이의 유클리디안 거리가 제일 작은 출력 뉴런이 승리한다.

$$I = \min_i \| \mathbf{x} - \mathbf{v}_i \| \quad (2.1)$$

승자를 결정한 후에 선택된 I번째 출력 뉴런의 대표값과 데이터 사이의 유사도에 대한 임계 테스트를 식(2.2)을 사용하여 한다.

$$e^{-\gamma u_i} \| \mathbf{x} - \mathbf{v}_i \| \leq T \quad (2.2)$$

여기서,

\mathbf{x} = 입력 데이터,

\mathbf{v}_i = I번째 출력 뉴런의 대표값,

T = vigilance parameter,

γ = 클래스의 경계선을 조절하는 상수($\gamma=1$).

그리고 u_i 는 다음과 같이 정의된다.

$$u_i = \frac{\left[\frac{1}{\| \mathbf{x} - \mathbf{v}_i \|^2} \right]^{\frac{1}{m-1}}}{\sum_{j=1}^c \left[\frac{1}{\| \mathbf{x} - \mathbf{v}_j \|^2} \right]^{\frac{1}{m-1}}} \quad (2.3)$$

여기서,

c = 현재 존재하는 클러스터의 개수,

m = 퍼지성을 조절하는 상수($m=2$).

선정된 출력 뉴런이 위의 기준을 만족하면, 모든 출력 뉴런의 연결강도를 조절한다.

$$\mathbf{v}_i(t+1) = \mathbf{v}_i(t) + f(t) \times \lambda_{fuzzy}(\mathbf{x} - \mathbf{v}_i(t))$$

foralli,

(2.4)

$$f(t) = \frac{1}{k(t-1) + 1} \quad (2.5)$$

$$\lambda_{fuzzy} = u_i^2 \cdot \Pi(\mathbf{x}, \mathbf{v}_i(t), T) \quad (2.6)$$

여기서 k 는 상수이고, t 는 반복횟수이다.

$\Pi(\mathbf{x}, \mathbf{v}_i(t), T)$ 는 아래와 같이 정의된다.

$$\Pi(\mathbf{x}, \mathbf{v}_i(t), T) = \begin{cases} 1 - 2 \left(\frac{\| \mathbf{x} - \mathbf{v}_i(t) \|}{T} \right)^2, & \text{when } 0 \leq \| \mathbf{x} - \mathbf{v}_i(t) \| \leq \frac{T}{2} \\ 2 \left(1 - \frac{\| \mathbf{x} - \mathbf{v}_i(t) \|}{T} \right)^2, & \text{when } \frac{T}{2} \leq \| \mathbf{x} - \mathbf{v}_i(t) \| \leq T \\ 0, & \text{when } \| \mathbf{x} - \mathbf{v}_i(t) \| \geq T \end{cases} \quad (2.7)$$

개선된 IAFC 퍼지 신경회로망의 알고리즘을 요약하면 아래와 같다.

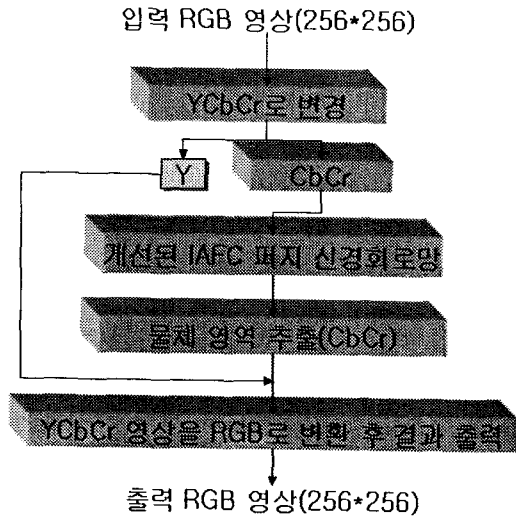
- 단계 1) 파라미터들과 입력 뉴런들과 출력 뉴런들을 초기화한다.
- 단계 2) 입력 데이터 x 를 가한다.
- 단계 3) 출력 뉴런 중에 승자를 구한다.
- 단계 4) 승리한 출력 뉴런이 임계 테스트(vigilance test)를 만족하면 6단계로 가고, 그렇지 않으면 5단계로 간다.
- 단계 5) 새로운 클러스터를 형성한다. 입력 데이터 x 를 새로운 출력 뉴런의 연결강도로 한다. 2단계로 가서 반복한다.
- 단계 6) 모든 출력 뉴런의 연결강도를 갱신한다. 2 단계로 가서 반복 한다

3. 개선된 IAFC 퍼지 신경회로망을 이용한 물체 추출

3.1 개요

본 논문에서 사용한 물체영역 추출 순서도는 그림 1과 같다. 입력된 RGB 영상(256*256)을 YCbCr로 변환한 후 변환된 YCbCr중

CbCr값만 사용한다. CbCr 색차값만 사용함으로써 색상값이 조명의 영향을 덜 받아 물체영역을 더욱 잘 추출할 수 있다.



[그림1] 번호판 추출 순서도

3.2 RGB를 YCbCr로 변환

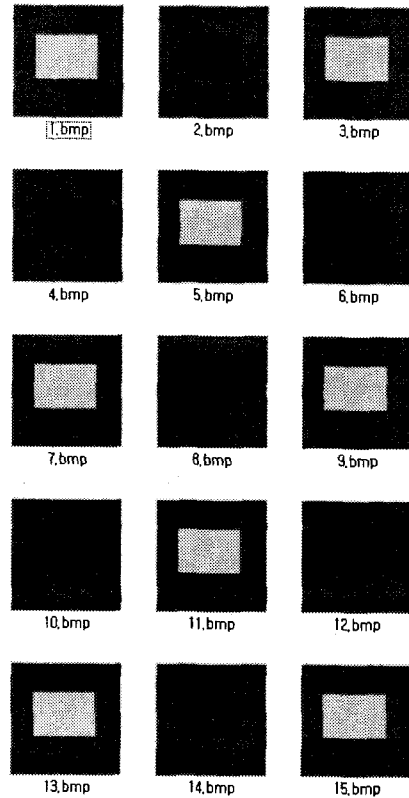
RGB 영상은 식(3.1)을 사용하여 YCbCr영상으로 변환하고, 식(3.2)를 사용하여 YCbCr영상을 RGB 영상으로 변환한다[6].

$$\begin{aligned} Y &= 0.29900 \cdot R + 0.58700 \cdot G + 0.11400 \cdot B \\ Cb &= -0.16874 \cdot R - 0.133126 \cdot G + 0.5 \cdot B \\ Cr &= 0.5 \cdot R - 0.41869 \cdot G - 0.08131 \cdot B \end{aligned} \quad (3.1)$$

$$\begin{aligned} R &= Y + 1.40200 \cdot Cr \\ G &= Y - 0.34414 \cdot Cb - 0.71414 \cdot Cr \\ B &= Y + 1.77200 \cdot Cb \end{aligned} \quad (3.2)$$

3.3 물체 추출

그림 2와 같은 15개의 입력 영상들을 사용하여 개선된 IAFC 퍼지 신경회로망을 훈련시키고, T값을 조정하여 영상을 2개의 부분영상, 물체영역과 배경영역, 으로 나눈다(그림3). 물체 영역과 배경영역의 Cb와 Cr의 대표값을 식(3.3)에서와 같이 사용하여 영상에서 물체 영역을 추출한다. 개선된 IAFC 퍼지 신경회로망은 영상에서 물체 영역을 추출하는 문제를 두개의 클래스로 분류하는 문제로 보고 물체 영역과 배경 영역의 Cb와 Cr의 대표값들을 추출해낸다. 추출한 Cb와 Cr의 대표값들을 활용하여 물체 영역을 추출한다.



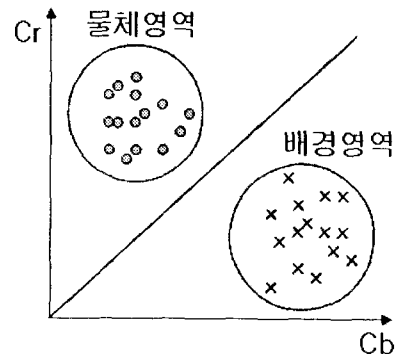
[그림 2] 15개의 훈련 영상들

$$\frac{\sqrt{(Cb_{Input} - Cb_1)^2 + (Cr_{Input} - Cr_1)^2}}{\sqrt{Cb_{Input} - Cb_2)^2 + (Cr_{Input} - Cr_2)^2}} \geq \quad (3.3)$$

클래스1의 Centroid = [Cb₁, Cr₁]

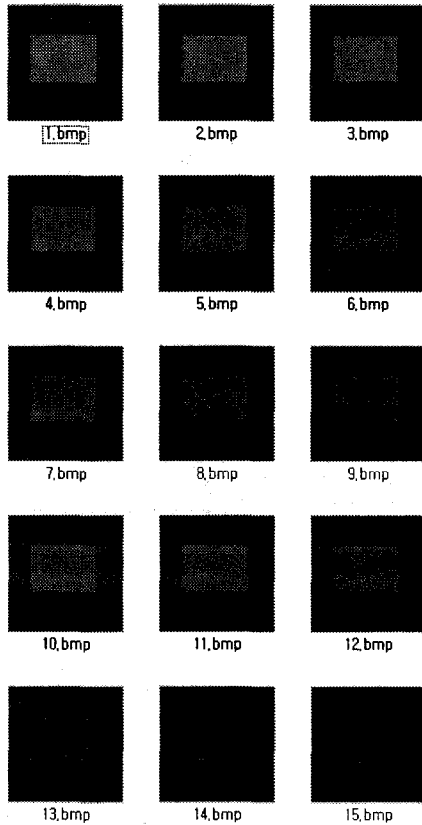
클래스2의 Centroid = [Cb₂, Cr₂]

여기서 입력CbCr값과 클래스1의 대표값과의 유클리디안 거리와 입력 CbCr값과 클래스2의 대표값의 유클리디안 거리를 비교해 작은 쪽 클래스에 입력 데이터가 포함된다.



[그림 3] 물체영역과 배경영역의 클래스

그림 4는 그림 2와 같이 개선된 IAFC 퍼지 신경회로망의 훈련을 위해 사용된 15개의 영상이다. 그림 4에 사용된 영상은 배경영역(RGB=255,0,0)과 물체영역(RGB=0,255,0)을 첫 번째 이미지 1.bmp부터 15.bmp까지 조금씩 어둡게 하였다.



[그림 4] 15개의 훈련 영상들

4. 시뮬레이션 및 결과 고찰

개선된 IAFC 퍼지 신경회로망을 이용해 물체 영역을 추출할 때는 훈련영상과 T(vigilance parameter)값이 물체추출을 하는데 많은 영향을 끼치기 때문에 적절한 훈련영상과 T값은 중요하다. 35개의 샘플 훈련영상을 적용한 결과 75~155사이의 T값이 가장 적절하게 물체영역을 추출하였다.

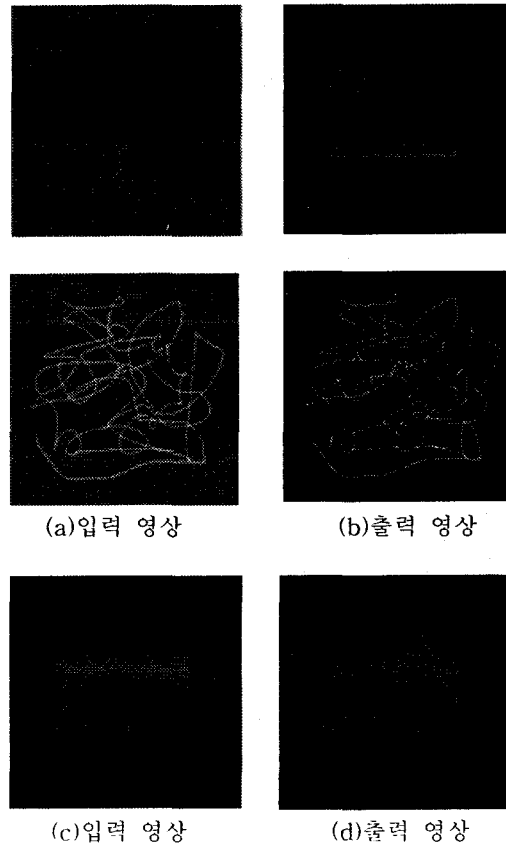
그림5에서 (a)입력 영상과 (b)출력 영상은 그림2로 훈련된 결과이고, (c)입력 영상과 (d)출력 영상은 그림4로 훈련된 결과이다.

그림6은 그림4로 훈련시킨 후 입력영상을 밝은 입력영상과 어두운 입력영상을 적용했을 때의 출력 영상이다. 적용결과 입력영상 모두 물체영역을 추출할 수 있었다.

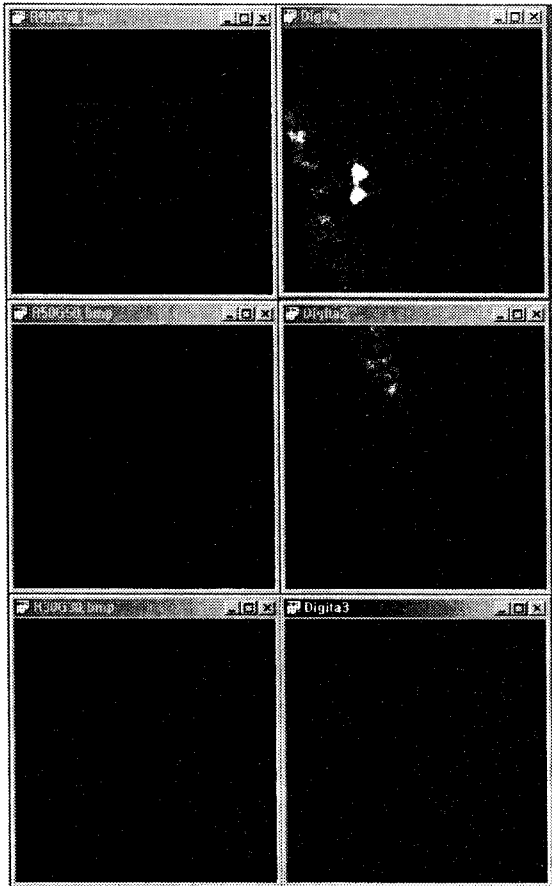
첫 번째 영상(그림2)을 이용했을 때 물체의 색상인 녹색부분과 노란색부분을 잘 분류할 수 있었고, 그림 4와 같이 두 번째 샘플을 이용했을 때 밝기 값과 상관없이 물체와 배경을 잘 분류할 수 있었다(그림6). 또한 입력 영상에 여러 개의 색상이 들어왔을 때는 그림7과 같이 물체와 배경을 분류하였다.

어두운 노랑색과 어두운 녹색은 T값을 많이 주면 같은 클래스에 속하는 것 또한 알 수 있었는데 이유는 CbCr 공간 좌표상(그림8) 어두운 노랑색(RGB(90,90,0)) Cb값은 -45, Cr값은 7.3179였고, 어두운 녹색(RGB(0,90,0)) Cb값은 -29.8134, Cr값은 -37.6821로 2사분면과 3사분면으로 근접해 있었기 때문이다.

CbCr값을 이용한 클러스터링 결과는 물체와 배경색상이 1사분면과 3사분면, 2사분면과 4사분면에 속한 색일 때가 가장 클러스터링을 잘 하였고, 1사분면에 근접한 2사분면과 4사분면에 속한 물체와 배경의 색상은 T값을 조정해 줌으로써 추출할 수 있었다. 그러나 물체와 배경이 같은 사분면에 속했을 때는 클래스 오류나 같은 클래스로 분류를 해서 추출이 불가능했다.

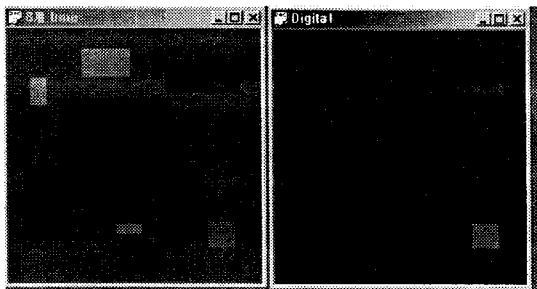


[그림 5] 입력 영상 과 출력 영상 (T=150)



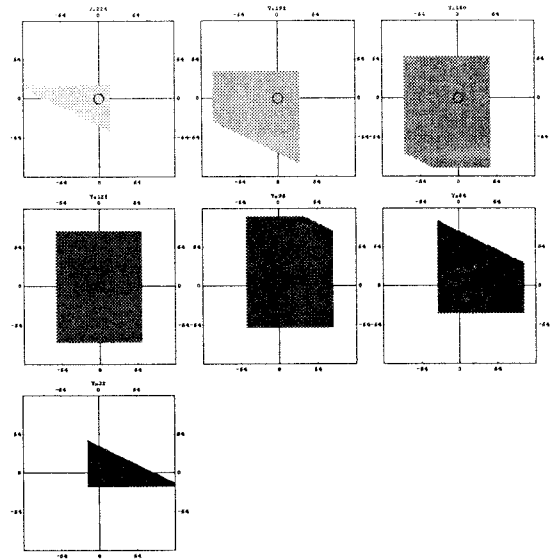
입력 영상 출력 영상

[그림 6] 밝은 입력영상과 어두운 입력영상의 출력 결과 (T=83)



입력 영상 출력 영상

[그림 7] 입력 영상과 출력 영상 (T=78)



[그림 8] YCbCr 색상표

5. 결론

본 논문은 물체영역의 위치 및 크기에 관계 없이 물체영역인 부분만을 추출해 내는 알고리즘을 제안하였다. 또한 RGB 입력영상을 YCbCr로 변경 후, CbCr 색차값만 이용함으로써 조명에 관계없이 물체영역만을 검출하는데 성공하였다. CbCr를 이용해 개선된 IAFC 퍼지 신경회로망으로 클러스터링을 하는 방법은 물체와 배경색상이 서로 다른 사분면에 있을 때 물체를 잘 추출할 수 있었다.

그러나 같은 사분면에 배경색상과 물체색상이 있으면 T값을 아무리 조절해도 같은 클래스로 분류하거나 클래스를 3개로 잡는 오류를 범하게 되었다. 또한 YCbCr색상표(그림8)와 같이 예를 들어 1사분면과 2사분면 1사분면과 4사분면으로 근접해 있는 색상일 경우는 T값을 다시 조정해야 하는 번거로움이 있었다.

참 고 문 헌

- [1] 이철희, 배익성, 차의영, “적응성 신경망을 이용한 자동차 번호판 추출,” 한국정보과학회 가을 학술발표논문집, Vol. 24, No. 2, pp. 451-454, 1997.
- [2] 이운석, 김희승, “HSI 컬러 모델에 기반한 자동차 번호판 영역 추출,” 한국정보과학회 가을 학술발표논문집, Vol. 26, No. 2, pp. 524-526, 1999.
- [3] 조보호, 정성환, “칼라 명암도 변화를 이용한 차량 번호판 추출,” 한국정보과학회 봄 학술발표논문집, Vol. 25, No. 1, pp. 625-627,

1998.

[4] 문성원, 장언동, 송영준, “기울어진 차량 번호판 영역의 검출,” 한국콘텐츠학회논문집, Vol. 4, No. 3, 2004.

[5] 김용수, 함창현, 백용선, “Underutilization 문제를 해결한 퍼지 신경회로망 모델,” 한국퍼지 및 지능시스템학회논문집, Vol. 11, No. 4, pp. 354-357, 2001.

[6] 김남진, “영상 향상 기법들에 관한 비교 연구,” 대전대학교 석사학위논문, p. 14, 2005.