

퍼지 신경회로망을 이용한 칼라 물체 추출

Colored Object Extraction using Fuzzy Neural Network

김용수 · 정승원

Yong-Soo Kim and Seung-Won Chung

대전대학교 컴퓨터공학과

요 약

본 논문에서는 퍼지 신경회로망을 사용하여 영상에서 색상을 가진 물체를 배경으로부터 추출해내는 방법을 제시하였다. 퍼지 신경회로망은 영상을 2개의 부류로 구성되어 있는 것으로 보고, 임계 파라미터를 조정하여 물체 영역의 Cb와 Cr의 대표값들과 배경영역의 Cb와 Cr의 대표값들을 추출하였다. 이 대표값들을 이용하여 색상을 가진 물체를 배경으로부터 추출하였다. 제안한 방법은 물체의 위치 및 크기와 밝기에 상관없이 물체를 추출하였다. 여러 가지 영상들을 사용하여 제안한 방법의 성능과 주관적 임계값을 사용한 방법의 성능을 비교하였다. 또한 영상들에 잡음을 첨가하여 제안한 방법의 성능과 주관적 임계값을 사용한 방법의 물체를 추출하는 능력을 비교하였다.

키워드 : 개선된 IAFC 퍼지 신경회로망, Vigilance Parameter, RGB, YCbCr, 물체추출

Abstract

This paper presents a method of colored object extraction from an image using the fuzzy neural network. Fuzzy neural network divides an image into two clusters. It extracts the prototypes of Cb and Cr of object and background by controlling the vigilance parameter. The proposed method extracted object regardless of the position, the size, and the intensity of object. We compared the performance of the proposed method with that of the method of using subjective threshold value. And, we compared the performance of the proposed method with that of the method of using subjective threshold value by using several images with added noises.

Key Words : Improved IAFC(Integrated Adaptive Fuzzy Clustering) Fuzzy Neural Network, Vigilance Parameter, RGB, YCbCr, Object Extraction

1. 서 론

주어진 영상에서 찾고자 하는 물체의 존재 유무를 확인하고, 존재하는 물체의 위치와 크기를 찾는 일련의 과정을 물체 추출이라고 한다. 물체 추출은 자동물체인식, 로봇비전, 의료영상, 자동차 번호판 추출, 얼굴 인식 등 다양한 분야에서 중요한 연구과제로 인식되고 있으며, 많은 연구가 진행 중이다 [1-5]. 현재까지 얼굴, 자동차, 행인 등 다양한 물체를 많은 정지영상에서 추출하는 물체 추출 기법이 제안되었는데, 대표적인 기법은 영상이 가지고 있는 색상값을 이용한 물체 추출 기법들이다. 자동차 번호판 추출에서는 H(Hue) S(Saturation) I(Intensity) 색상 모델을 이용해 번호판 영역을 추출하는 방법 [4]과 Y(Luminance) CbCr(Chrominance)에서 번호판의 색상인 녹색과 보색관계가 있는 Cr 성분만을 이용한 방법이 있고 [6], 얼굴 추출 방법에는 YCbCr 색상모델에서 CbCr값을 이용한 방법이 있다 [5].

색상 모델을 사용해서 물체를 추출하는 방법에서 배경 영역과 물체 영역을 분류하는 적절한 임계값을 찾는 것은 쉽지 않다. 히스토그램을 기반으로 임계값을 찾거나 통계적 처리를 이용하여 임계값을 찾는 방법이 고려될 수 있으나 복잡성과 많은 데이터의 처리 시간이 요구되며, 잡음이 있는 영상

에서의 물체 추출은 어렵다.

본 논문에서는 이러한 문제점을 해결하기 위해 개선된 IAFC(Integrated Adaptive Fuzzy Clustering) 퍼지 신경회로망을 사용하여 임계값을 자동으로 선정하였다. Uniform 잡음을 첨가한 4개의 실험영상에 제안된 기법과 Cb,Cr의 주관적 임계값을 사용하여 물체를 추출하는 두 기법의 물체추출 능력을 비교하였다. 또한 영상에 잡음을 첨가하여 물체를 추출하고 추출된 결과영상에 컬러메디안 필터를 적용하여 출력된 영상들을 비교함으로써 두 기법의 성능을 비교하였다.

2. 개선된 IAFC 퍼지 신경회로망

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

신경회로망이 클러스터링 문제를 효율적으로 해결할 수 있다는 것은 잘 알려진 사실이다. 그러나 많은 신경회로망들의 실제 응용에 있어 초기에 클러스터의 개수와 연결강도의 값을 초기화해야 하는데, 데이터에 따라서는 선정한 연결강도의 초기값이 적절하지 않아 underutilization 문제가 발생

접수일자 : 2006년 10월 21일

완료일자 : 2007년 1월 29일

한다. 이 문제는 클러스터의 개수를 원하는 값으로 초기화하였으나 실제 클러스터링한 결과 원하는 개수의 클러스터보다 적게 클러스터가 형성되는 문제이다. 개선된 IAFC 퍼지 신경회로망은 이러한 underutilization 문제를 해결하였으며, 클러스터의 크기와 개수를 임계 파라미터(vigilance parameter)로 조절한다 [7].

데이터가 주어졌을 때 출력 뉴런들은 상호 경쟁을 하게 되며, 데이터와 출력 뉴런의 대표값 사이의 유클리디안 거리가 제일 작은 출력 뉴런이 승리한다.

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

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

$$e^{-\gamma u_1} \| \mathbf{x} - \mathbf{v}_i(t) \| \leq \tau \quad (2.2)$$

여기서,

\mathbf{x} = 입력 데이터,

$\mathbf{v}_i(t)$ = I번째 출력 뉴런의 대표값,

τ = vigilance parameter,

γ = 클래스의 경계선을 조절하는 상수($\gamma=1$).

그리고 u_1 는 다음과 같이 정의된다.

$$u_1 = \frac{\left[\frac{1}{\| \mathbf{x} - \mathbf{v}_i(t) \|^2} \right]^{\frac{1}{m-1}}}{\sum_{j=1}^c \left[\frac{1}{\| \mathbf{x} - \mathbf{v}_j(t) \|^2} \right]^{\frac{1}{m-1}}} \quad (2.3)$$

여기서,

c = 현재 존재하는 클러스터의 개수,

m = 퍼지성을 조절하는 상수($m=2$).

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

$$\mathbf{v}_i(t+1) = \mathbf{v}_i(t) + f(t) \times \lambda_{fuzzy} (\mathbf{x} - \mathbf{v}_i(t)) \quad (2.4)$$

for all i,

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

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

여기서 k 는 상수이고, t 는 반복횟수이다.

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

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

개선된 IAFC 퍼지 신경회로망의 알고리즘을 요약하면 아래와 같다.

- 단계 1) 파라미터들과 입력 뉴런들과 출력 뉴런들을 초기화한다.
- 단계 2) 입력 데이터 \mathbf{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 \mathbf{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.

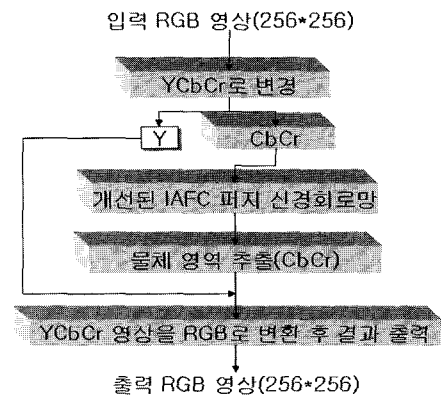


그림 1. 물체영역 추출 순서도
Fig. 1. A flow chart of object extraction

3.2 RGB를 YCbCr로 변환

RGB 영상은 식(3.1)을 사용하여 YCbCr영상으로 변환하

고, 식(3.2)를 사용하여 YCbCr 영상을 RGB 영상으로 변환한다 [6].

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

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

3.3 물체 추출

물체추출은 그림 2와 같은 15개의 훈련 영상들을 사용하여 개선된 IAFC 퍼지 신경회로망을 훈련시키고, τ 값을 조정하여 영상을 2개의 부분영상, 물체영역과 배경영역, 으로 나눈다(그림3). 물체 영역과 배경영역의 Cb와 Cr의 대표값을

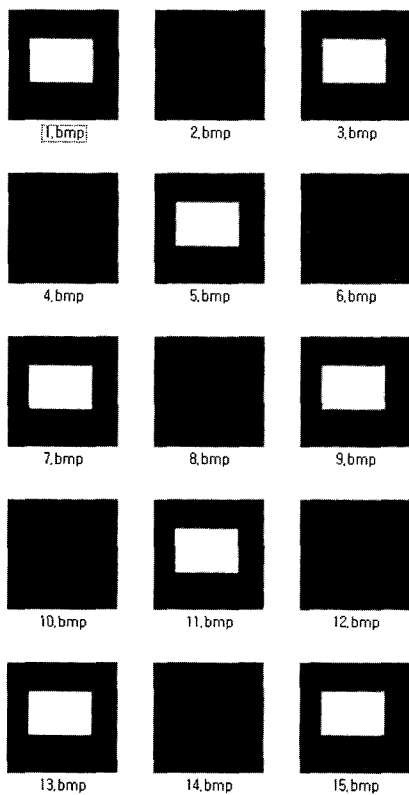


그림 2. 15개의 훈련 영상들
Fig. 2. Fifteen training images

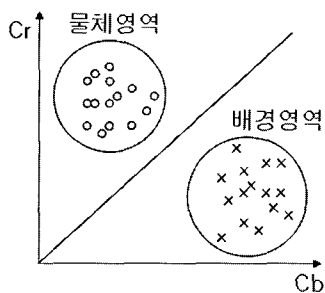


그림 3. 물체영역과 배경영역의 클래스
Fig. 3. Classes of object area and background area

식(3.3)와 같이 사용하여 영상에서 물체 영역을 추출한다. 개선된 IAFC 퍼지 신경회로망은 영상에서 물체 영역을 추출하는 문제를 두 개의 클래스로 분류하는 문제로 보고 물체 영역과 배경 영역의 Cb와 Cr의 대표값들을 추출해낸다. 추출한 Cb와 Cr의 대표값들을 활용하여 물체 영역을 추출한다.

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

클래스1의 Centroid = [Cb₁, Cr₁]

클래스2의 Centroid = [Cb₂, Cr₂]

여기서 입력데이터인 Cb_{Input} 및 Cr_{Input}과 클래스1의 대표값과의 유클리디안 거리와 입력데이터인 Cb_{Input} 및 Cr_{Input}과 클래스2의 대표값의 유클리디안 거리를 비교해 작은 쪽 클래스에 입력 데이터가 포함된다.

제안된 기법에서의 물체추출은 그림2와 그림4와 같이 15개의 훈련 영상들을 어떻게 선정하는가에 따라서 입력영상에서 원하는 물체영역만 추출해 낼 수 있다.

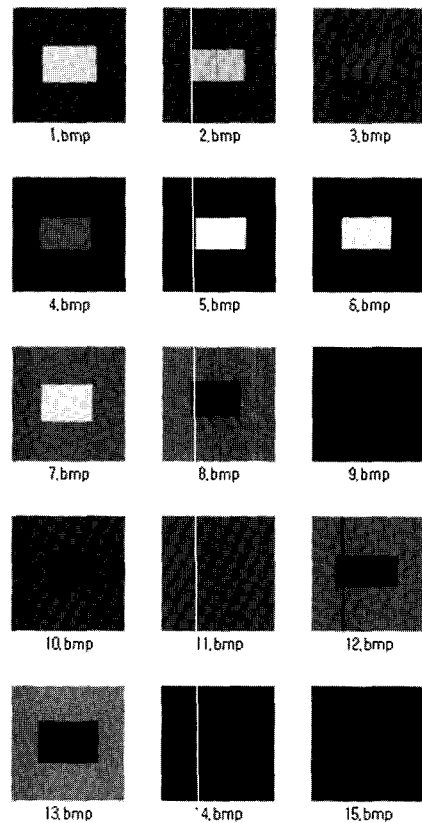


그림 4. 다른 15개의 훈련 영상들
Fig. 4. Other fifteen training images
Fig. 4. Cb,Cr값의 주관적 임계값을 사용한 물체추출기법

Cb, Cr 공간좌표를 이용한 물체 추출은 RGB 색 모델을 YCbCr의 색 모델로 변환 후에 Y값을 제하고 Cb, Cr값에 임계값을 설정함으로써 물체 영역을 추출한다. 임계값의 설정은 물체영역과 배경영역의 색상을 참조해서 YCbCr의 색상좌표

계(그림5)를 사용해 CbCr의 임계값을 결정하였다.

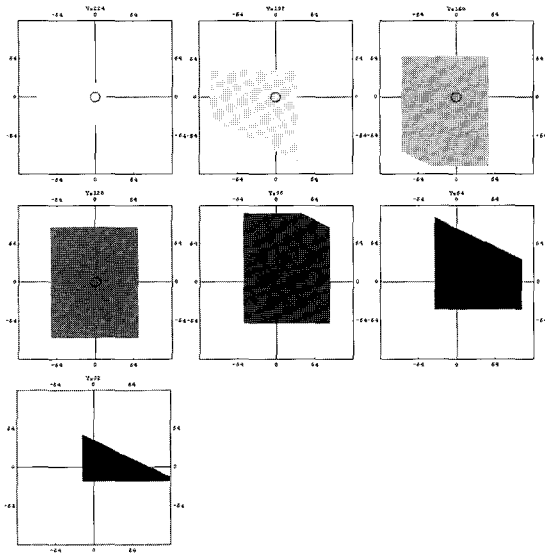


그림 5. YCbCr 색상표
Fig. 5. Color table of YCbCr

YCbCr 색상모델에서 Y값은 그대로 보존하고 CbCr값에 임계값을 설정하여 식(4.1)에 의해 물체영역과 배경영역을 분리할 수 있다. 임계값의 범위는 -128부터 127까지 이다.

$$f(x,y) = \begin{cases} f(x,y)_Y = f(x,y)_Y \\ f(x,y)_{Cb} = f(x,y)_{Cb} & \text{if}(Cb \geq T \text{ and } Cr \geq T), \\ f(x,y)_{Cr} = f(x,y)_{Cr} \\ f(x,y)_Y = 0 \\ f(x,y)_{Cb} = 0 & \text{otherwise,} \\ f(x,y)_{Cr} = 0 \end{cases} \quad (4.1)$$

여기서, $f(x,y)$ 는 출력영상의 공간좌표 (x,y) 에서의 YCbCr 값이고, T는 임계값이다. 공간좌표 (x,y) 의 Cb, Cr값이 임계값 T보다 크거나 같으면 Cb값과 Cr값을 그대로 출력하고, 임계값 T보다 작으면 검은색으로 출력하여 물체영역을 추출하였다.

5. 결과 영상 비교 연구

개선된 IAFC 퍼지 신경회로망을 이용해 물체 영역을 추출할 때는 훈련영상과 임계파라미터인 τ 값이 물체추출을 하는데 많은 영향을 끼치기 때문에 적절한 훈련영상과 τ 값은 중요하다. 35개의 샘플 훈련영상을 적용한 결과 50~155사이의 τ 값이 가장 적절하게 물체영역을 추출하였다. 그리고 CbCr값의 주관적 임계값을 이용한 물체추출기법은 CbCr값의 범위인 -128~127까지의 값 중에서 가장 물체영역을 잘 추출할 수 있는 임계값을 설정해 물체추출을 하였다.

개선된 IAFC 퍼지 신경회로망을 이용한 물체추출기법은 그림8과 같이 사용한 훈련영상과 τ 값에 따라 원하는 물체를 추출할 수 있다. CbCr값의 주관적 임계값을 이용한 물체

추출기법도 임계값에 따라서 원하는 물체를 추출할 수는 있었지만 색상정보를 손실하였다.

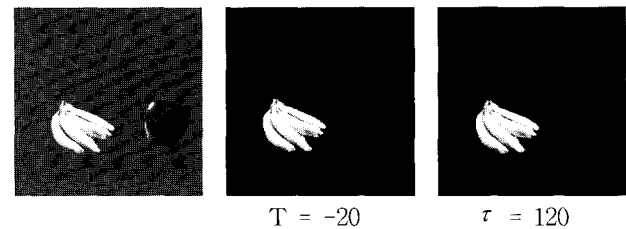


그림 8. 입력 영상과 출력 영상
Fig. 8. Input images and output Images

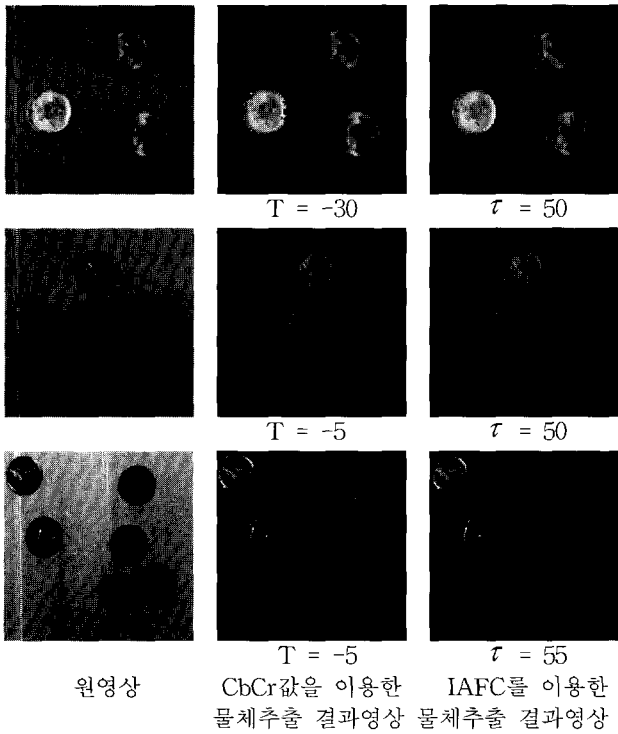
물체추출을 하기위한 영상은 디지털 카메라 혹은, 캠코더 같은 영상장비들을 통해 얻을 수 있다. 그러나 항상 깨끗한 화질의 영상만 얻을 수는 없다. 왜냐하면, 주변 환경이나 데이터 전송 중에 잡음이 간섭될 가능성이 있기 때문이다. 이런 잡음이 첨가된 영상에서의 물체추출 정도를 비교하기 위해 입력영상 4개에 uniform 잡음을 10%~100%를 첨가한 영상들을 사용하여 개선된 IAFC 퍼지 신경회로망을 이용해 물체를 추출하는 기법의 성능과 CbCr값의 주관적 임계값을 사용해 물체를 추출하는 기법의 성능을 비교분석 하였다.

첫 번째 입력영상은 바나나와 사과가 있는 영상이고, 두 번째 입력영상은 녹색동전이 있는 영상, 세 번째 영상은 분홍색 배경에 놓여 있는 10원짜리 동전영상, 마지막으로 네 번째 영상은 흰색배경에 놓여 있는 100원짜리 동전영상이다. 첫 번째 입력영상에서는 바나나만 추출하기 위해 IAFC 퍼지 신경회로망의 훈련영상을 조절하였고, CbCr값을 이용한 물체추출기법 역시 바나나만 추출하기 위해 T값을 조절하였다.

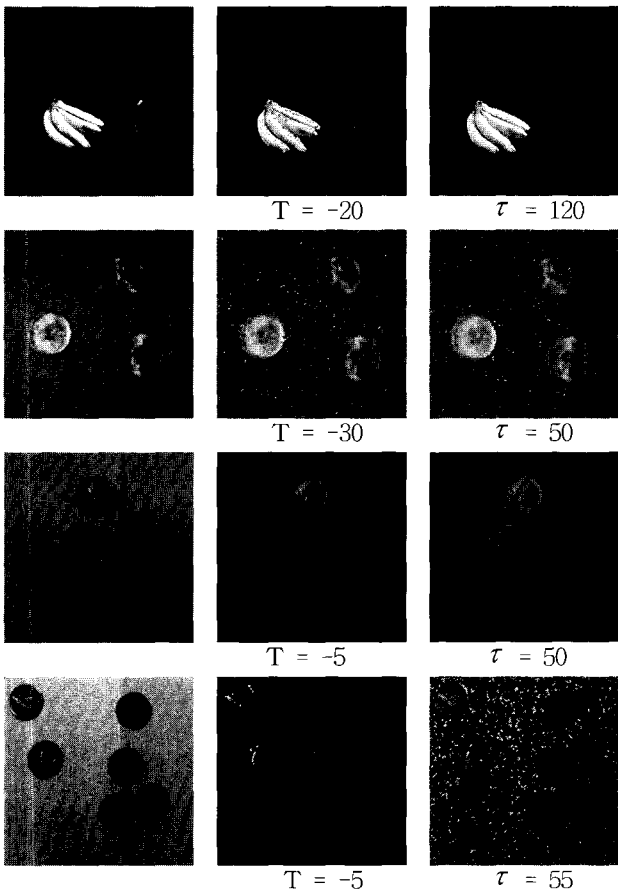
그림9에서 (a)는 원영상에서 개선된 IAFC 퍼지 신경회로망을 이용한 물체 추출결과 영상과 CbCr값의 주관적 임계값을 이용한 물체추출 결과영상을 보여주고 (b)는 uniform 잡음이 10%첨가된 영상으로 개선된 IAFC 퍼지 신경회로망을 이용한 물체 추출 결과영상과 CbCr값의 주관적 임계값을 사용한 물체 추출 결과영상, 그리고 (c)는 두 기법의 결과영상에 컬러 메디안필터를 적용한 출력영상이다.



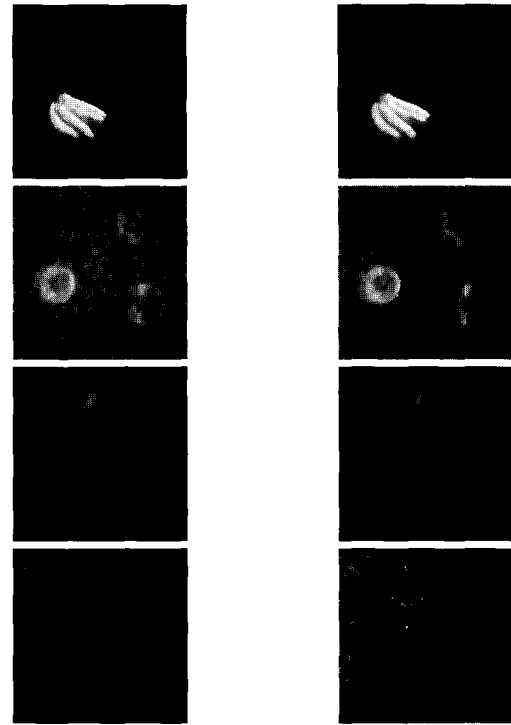
T = -20 tau = 120



(a) 원영상과 두 기법의 추출 결과영상



(b) Uniform 잡음 10% 첨가된 영상과 두 기법의 결과영상



(c) Uniform 잡음이 10% 첨가된 영상을 두 기법으로 추출한 후 추출된 영상에 컬러 메디안 필터를 적용한 결과영상

그림 9. 두 기법의 결과 영상 비교

Fig. 9. Comparison of output images by two techniques

IAFC 퍼지 신경회로망을 이용한 물체추출기법과 CbCr의 임계값을 이용한 물체추출기법은 잡음이 첨가된 영상에서 비슷한 추출결과를 보이지만, 메디안 필터를 적용한 결과영상에서는 개선된 IAFC 퍼지 신경회로망을 이용한 물체추출기법이 더 좋은 결과 영상을 보여주었다. 이유는 CbCr 값을 이용한 물체추출기법은 추출할 물체의 색상정보를 개선된 IAFC 퍼지 신경회로망을 이용한 물체추출기법보다 많이 손실하기 때문이었다. 예를 들어 uniform 잡음 10%를 첨가한 입력영상1에서 CbCr값의 주관적 임계값을 이용한 물체추출기법은 바나나를 추출했을 때 IAFC 퍼지 신경회로망을 이용한 물체추출기법과는 다르게 바나나의 색상이 연한 노란색이 되었다.

그림 9를 통해 알 수 있듯이 입력영상1과 입력영상3에서는 제안된 기법을 사용했을 때 색상정보를 CbCr값의 주관적 임계값을 사용한 물체추출기법보다 더 잘 보존하는 것을 알 수 있었고, 배경색상과 물체색상이 비슷한 계열인 입력영상4에서는 CbCr값의 주관적 임계값을 사용한 물체추출기법은 물체영역을 추출해 내지 못하는 반면에 제안된 기법은 물체영역을 추출해 냈다.

6. 결 론

본 논문은 개선된 IAFC 퍼지 신경회로망을 이용해 물체 영역의 위치 및 크기에 관계없이 물체영역만을 추출해 내는 알고리즘을 제안하였다. 그리고 잡음이 첨가된 입력영상을 CbCr값의 주관적 임계값을 사용한 물체추출 기법과 비교 하였다.

제안된 기법은 RGB 입력영상을 YCbCr로 변경 후, CbCr 색차값만 이용함으로써 조명에 관계없이 물체영역만을 추출 하는 데 성공하였다. 대부분의 CbCr값을 이용한 물체추출기 법이 갖는 문제점인 물체영역과 배경영역이 같은 색상일 때 물체영역을 추출하는 것이 어렵다는 점과 임계값을 설정하는 것이 쉽지 않다는 점을 15개의 훈련이미지를 사용해 자동으 로 임계값을 설정해 줌으로써 해결하였다. uniform 잡음이 10% 첨가된 4번째 입력영상에서는 CbCr값의 주관적 임계값 을 사용한 물체추출기법보다 더욱 물체영역을 잘 추출함으로 써 개선된 IAFC 퍼지 신경회로망을 이용한 물체추출기법의 우수성을 증명하였다.

참 고 문 헌

- [1] D. M. Weber and D. P. Casasent, "Quadratic Gabor filters for object detection," IEEE Trans. on Image Processing, Vol. 10, No. 2, pp. 218-230, 2001.
- [2] M. A. Khabou and P. D. Gader, "Automatic target detection using entropy optimized shared-weight neural networks," IEEE Trans. on Neural Networks, Vol. 11, No. 1, pp. 186-193, 2000.
- [3] R. P. Broussard, S. K. Rogers, M. E. Oxley, and G. L. Tarr, "Physiologically motivated image fusion for object detection using a pulse coupled neural networks," IEEE Trans. on Neural Networks, Vol. 10, No. 3, pp. 554-563, 1999.
- [4] 이운석, 김희승, "HSI 컬러 모델에 기반한 자동차 번호판 영역 검출," 한국정보과학회 가을 학술발표 논문집, Vol. 26, No. 2, pp. 524-526, 1999.
- [5] 김영길, 한재혁, 안재형 "컬러 정지 영상에서 색상 과 모양 정보를 이용한 얼굴 영역 검출," 멀티미디어학회 논문지, Vol. 4, No. 1, pp. 67-74, 2001.
- [6] 문성원, 장언동, 송영준, "기울어진 차량 번호판 영 역의 검출," 한국콘텐츠학회논문집, Vol. 4, No. 3, 2004.
- [7] 김용수, 함창현, 백용선, "Underutilization 문제를 해결한 퍼지 신경회로망 모델," 한국퍼지 및 지능시 스템학회논문집, Vol. 11, No. 4, pp. 354-357, 2001.
- [8] 김남진, "영상 향상 기법들에 관한 비교 연구," 대 전대학교 석사학위논문, 2005.

저 자 소 개



김용수(Yong-Soo Kim)

1981년 : 연세대학교 전기공학과 공학사
 1983년 : KAIST 전기 및 전자공학과 공학 석사
 1986년 : 삼성전자 종합연구소 주임연구원
 1993년 : Dept. of Electrical Eng., Texas Tech Univ. 공학박사
 1995년~현재 : 대전대학교 컴퓨터공학과 부교수

관심분야 : 신경회로망, 퍼지 논리, 패턴인식, 영상처리, 침입 탐지 시스템등

Phone : +82-42-280-2547
 Fax : +82-42-284-0109
 E-mail : kystj@dju.ac.kr



정승원(Seung-Won Chung)

2005년 : 대전대학교 컴퓨터공학과 공학사
 2007년 : 대전대학교 컴퓨터공학과 공학석사

관심분야 : 영상처리, computer vision, 신경회로망
 Phone : +82-42-280-2204
 E-mail : chsw0809@naver.com