

논문 2009-46CI-3-13

두 칼라 모델의 부분연결 다층 퍼셉트론을 사용한 피부색 검출

(Skin Color Detection Using Partially Connected Multi-layer Perceptron of Two Color Models)

김 성 훈*, 이 현 수*

(Sung-Hoon Kim and Hyon-Soo Lee)

요 약

피부색 검출은 피부색과 비피부색에 대한 분류기가 사용되며, 분류 성능이 높은 분류기가 필요하다. 기존의 피부색 검출을 위한 분류기들은 대부분 하나의 칼라 모델을 사용하고 있다. 그러나 칼라 모델에 따라 피부색의 분포 특성이 다르기 때문에 하나 이상의 칼라 모델을 사용함으로써 분류 성능을 높일 수 있다. MLP(Multi Layer Perceptron)는 다른 분류기보다 적은 파라미터를 사용하면서 좋은 분류 성능을 보이고 있다. 하지만 두 개의 칼라 모델을 사용할 경우 MLP의 입력 차원이 증가되기 때문에 파라미터 수가 증가되는 문제가 발생하게 되며, 파라미터 수의 증가는 MLP의 학습 시간이 증가되는 원인이 된다. 따라서 본 논문에서는 두 칼라 모델의 구성 성분을 조합함으로써 피부색과 비피부색의 분류 성능을 향상 시키고, 적은 수의 파라미터가 사용된 피부색 검출 방법을 제안한다. 제안한 부분 연결 MLP는 각 칼라 모델에 따라 연결 강도를 부분적으로 연결함으로써 연결 강도의 수를 감소 시켰으며, 각 부분 네트워크에 서로 다른 칼라 모델의 특성을 학습시킴으로써 분류율을 향상 시킬 수 있다. 실험 결과 제안한 부분연결 MLP를 RGB와 CbCr 칼라 정보로 구성 했을 때 91.8%의 분류율을 달성 하였다.

Abstract

Skin color detection is used to classify input pixels into skin and non skin area, and it requires the classifier to have a high classification rate. In previous work, most classifiers used single color model for skin color detection. However the classification rate can be increased by using more than one color model due to the various characteristics of skin color distribution in different color models, and the MLP is also invested as a more efficient classifier with less parameters than other classifiers. But the input dimension and required parameters of MLP will be increased when using two color models in skin color detection, as a result, the increased parameters will cause the huge learning time in MLP. In this paper, we propose a MLP based classifier with less parameters in two color models. The proposed partially connected MLP based on two color models can reduce the number of weights and improve the classification rate. Because the characteristic of different color model can be learned in different partial networks. As the experimental results, we obtained 91.8% classification rate when testing various images in RGB and CbCr models.

Keywords : Skin Color Detection, Partially Connected MLP

I. 서 론

피부색 검출은 칼라 이미지 내에 포함된 사람의 피부색 영역 추출을 목적으로 하고 있다. 그리고 추출된 피

부색 영역은 앵커 프레임 검출^[1], 손 검출^[2], 눈 검출^[3] 그리고 얼굴 검출^[4~7] 등과 같은 응용분야에서 관심 있는 객체의 탐색영역을 축소시킴으로써 처리 시간을 감소시키기 위해 사용된다.

피부색 검출은 특정 칼라 모델의 공간에서 피부색과 비피부색에 대한 분류 문제로 정의 된다. 따라서 피부색과 비피부색을 분류하기 위한 분류기와 칼라 모델의

* 정희원, 경희대학교 컴퓨터공학과
(Dept. of Computer Engineering Kyunghee University)

접수일자: 2008년11월4일, 수정완료일: 2009년5월4일

선택은 중요한 문제이다. 피부색 검출을 위한 가장 간단한 분류기는 칼라 영역에서 피부의 출현 빈도가 높은 영역에 대한 임계치(Threshold)를 결정하여 사용하는 방법이 있다^[6-7]. 하지만 피부색은 카메라, 빛, 인종 등의 외부 환경에 따른 영향으로 칼라 공간에서 복잡하게 분포하기 때문에 임계치를 사용할 경우 검출율이 감소하는 문제점이 있다.

최근에는 외부 환경에 강인한 피부색 검출을 위해 높은 분류율을 가지는 분류기를 이용한 방법들이 연구되고 있다. Jones^[8]은 칼라공간에서 피부색과 비피부색의 히스토그램으로부터 각각의 조건부 확률밀도함수를 추정하고, 베이저안 분류기를 이용하여 피부색 영역을 추출하였다. Greenspan^[9]는 피부색 영역 추출을 위해 칼라공간에서 피부색 분포에 대한 Gaussian Mixture model를 사용하였다. 그리고 Boussaid^[10]은 피부색과 비피부색에 대한 칼라 정보를 신경망 모델인 MLP에 학습시킴으로써 피부색을 검출 하였다. Phung^[11]은 피부색 검출을 위한 다양한 분류 알고리즘들의 성능을 비교 평가 하였으며, 베이저안 분류기가 다른 알고리즘에 비해 좋은 분류 성능을 보이고 있다. 하지만 베이저안 분류기에서 사용되는 피부색과 비피부색에 대한 조건부 확률밀도함수를 모델링하기 위해서는 많은 파라미터가 필요하다. MLP의 경우 베이저안 분류기와 비슷한 분류 성능을 보이면서 적은 파라미터를 사용하고 있다. 그러나 MLP에서 사용되는 파라미터 즉, 연결 강도의 수는 학습 및 학습 후 분류 과정에서 계산량에 영향을 주기 때문에 감소시킬 필요가 있다.

피부색 분류기를 설계하는데 있어 칼라 모델의 선택은 분류기의 분류 특성과 입력차원을 결정하는 중요한 요소이다. 피부색 분류를 위해 사용되는 가장 기본적인 칼라 모델은 RGB이며, R(빨강색), G(녹색), B(파랑색)의 기본적인 성분으로 구성되어 있다. YCbCr은 RGB 칼라 모델의 선형적인 변환 모델로써 밝기 정보를 나타내는 Y 채널 그리고 청색, 적색의 색차를 나타내는 Cb, Cr로 구성 되어있다. 마지막으로, HSV는 H(색상), S(채도), V(명도)의 성분으로 구성되어있다. 각 칼라 모델의 구성 성분들이 다르기 때문에 칼라 모델에 따라 피부색과 비피부색의 분포 특성이 다르다. 따라서 두 개의 칼라 모델의 구성 성분을 조합함으로써 보다 좋은 분류 성능을 획득할 수 있다. 그러나 두 칼라 모델의 구성 성분을 조합 할 경우 분류기의 입력 차원이 증가되기 때문에 피부색 분류기의 구성을 위해서는 보다 많은

파라미터가 필요한 문제점이 발생된다.

본 논문에서는 두 칼라 모델의 구성 성분을 조합함으로써 피부색 분류 성능을 향상시키고, 적은 수의 파라미터가 사용되는 피부색 검출 방법을 제안한다. 제안한 부분 연결 MLP는 각 칼라 모델에 따라 연결 강도를 부분적으로 연결함으로써 연결 강도의 수를 감소 시켰으며, 각 부분 네트워크에 서로 다른 칼라 모델의 특성을 학습시킴으로써 분류율을 향상시킬 수 있다. 제안한 방법의 유효성을 평가하기 위해 Boussaid^[10]에서 사용된 단일 칼라 기반의 MLP모델과 제안한 방법에 대한 분류율과 사용된 연결 강도수를 비교 하였다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 우선 II장에서는 RGB, YCbCr, 그리고 HSV 칼라 모델에 대한 피부색의 분포 특성에 대해 설명한다. III장에서는 피부색 검출을 위한 단일칼라 MLP와 제안한 부분연결 MLP에 대한 네트워크 구조 및 특징에 대해 설명한다. IV장에서는 단일 칼라모델을 사용하는 MLP와 제안한 방법에 대한 실험 결과를 보이고, 마지막으로 V장에서는 결론에 대해서 제시한다.

II. 칼라 모델

피부색은 인종에 따른 피부색의 다양성과 주변 빛의 조건에 따른 피부색의 변화에 의해 칼라공간에서 복잡한 형태로 분포되어 나타난다. 또한 칼라모델에 따라 다른 구성 성분을 가지고 있기 때문에 피부색의 분포 특성이 다르게 나타난다. 그러므로 피부색 분류기의 분류 특성은 선택된 칼라 모델에 따라 결정된다. 본 절에서는 피부색 분류기에서 많이 사용되는 RGB, YCbCr, 그리고 HSV 칼라모델의 구성 성분과 피부색의 분포 특성에 대해 설명한다.

1. RGB 칼라 모델

RGB 칼라는 디지털 칼라 이미지를 저장하고 표현하기 위한 가장 일반적인 칼라 모델로 칼라 이미지를 나타내는 가장 일반적인 모델이며, R(빨강색), G(녹색), B(파랑색)의 기본 성분으로 구성된다.

그림 1은 B값의 단면에 대해 R과 G 공간에서 피부색과 비피부색의 분포를 각각 검정색과 회색으로 나타내고 있다. 피부색은 RGB 칼라 공간에서 넓게 분포하고 있으며, 비피부색과의 경계가 복잡한 형태로 나타난다.

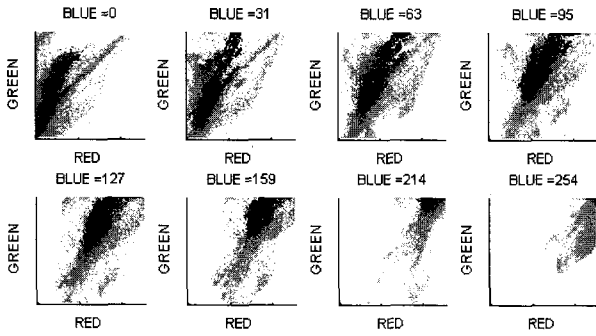


그림 1. RGB 칼라 공간에서 피부색과 비피부색의 분포 특성
 Fig. 1. Distribution characteristic of skin and non-skin color in RGB color space.

2. YCbCr 칼라 모델

YCbCr 칼라는 RGB 칼라 성분들의 중복성을 감소시키며, 각 구성 성분이 통계적으로 독립적인 특성을 가지고 있다. YCbCr와 RGB 칼라 간의 변환은 선형적이며, 변환식은 다음과 같다.

$$\begin{aligned}
 Y &= 0.299R + 0.587G + 0.114B \\
 Cb &= -0.1674R - 0.33126G + 0.5B \\
 Cr &= 0.05R - 0.4189G - 0.081331B \quad (1)
 \end{aligned}$$

식(1)에서 Y는 밝기 정보를, Cb과 Cr은 각각 청색과 적색에 대한 색차를 나타낸다.

Y값의 단면에 대해 Cb와 Cr에서 피부색과 비피부색의 분포는 그림 2와 같으며, 각각 검정색과 회색으로 표현한다. 피부색은 Cb와 Cr공간의 특정 범위에서 분포하고 있으며, Y값에 대해서는 전체범위에서 넓게 분포되어 있다.

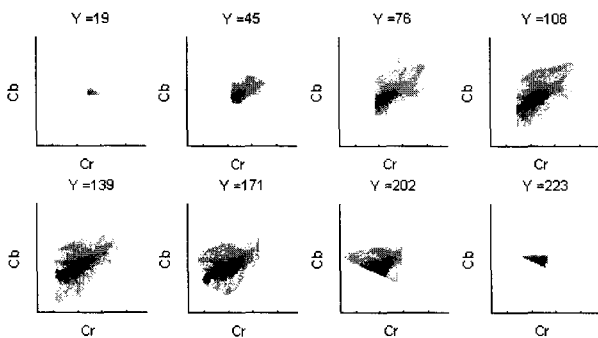


그림 2. YCbCr 칼라 공간에서 피부색과 비피부색의 분포 특성
 Fig. 2. Distribution characteristic of skin and non-skin color in YCbCr color space.

3. HSV 칼라 모델

HSV는 사람의 시각 세포가 칼라 정보를 인지하는 관점과 매우 유사한 모델이며, RGB 칼라 모델에 대해 비선형 변환을 한다. 변화식은 다음과 같다.

$$\begin{aligned}
 V &= \text{Max}(r, g, b) \\
 S &= \begin{cases} \frac{V - \text{Min}(r, g, b)}{V}, & V \neq 0 \\ 0, & V = 0 \end{cases} \\
 H &= \begin{cases} 0, & S = 0 \\ 60(g-b)/(V - \text{Min}(r, g, b)), & r = V \text{ and } g \geq b \\ 360 + 60(g-b)/(V - \text{Min}(r, g, b)), & r = V \text{ and } g < b \\ 120 + 60(b-r)/(V - \text{Min}(r, g, b)), & g = V \\ 240 + 60(r-b)/(V - \text{Min}(r, g, b)), & b = V \end{cases} \quad (2)
 \end{aligned}$$

변환식에서 RGB값은 [0, 1] 범위로 정규화된 값을 사용한다. 색상 정보를 표현하는 H는 [0, 360] 범위의 값을 가지며, 채도 정보와 밝기 정보를 표현하는 S와 V는 [0, 1] 범위의 값을 가진다.

그림 3은 V 단면에 대해 H와 S 공간에서 피부색과 비피부색의 분포를 각각 검정색과 회색으로 나타내고 있다. 피부색은 H가 [-45, 45]범위인 빨강색 부분에서 분포하고 있다.

본 절에서 설명된 것과 같이 각 칼라모델에서 피부색과 비피부색의 경계가 복잡하게 존재하기 때문에 MLP에서 피부색과 비피부색을 분류하기 위한 결정경계를 찾기 위해서는 많은 수의 연결강도가 필요하다. 그리고 각 칼라모델에 따라 피부색의 분포특성이 다르기 때문에 두 개의 칼라 모델을 사용함으로써 보다 좋은 분류 성능을 가지는 MLP를 구성할 수 있다. 그러나 두 개의 칼라 모델을 사용할 경우 단일의 칼라 모델을 사용할

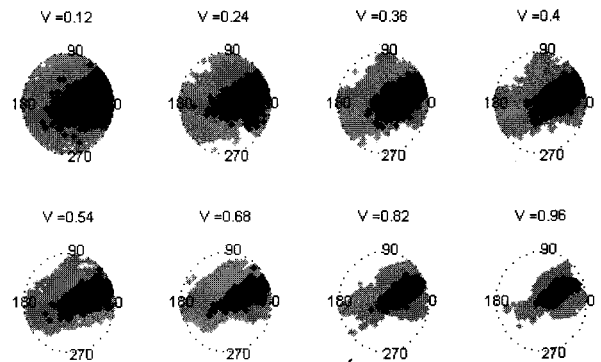


그림 3. HSV 칼라 공간에서 피부색과 비피부색의 분포 특성
 Fig. 3. Distribution characteristic of skin and non-skin color in HSV color space.

때 보다 많은 수의 연결 강도가 요구되는 문제점이 발생한다.

III. 피부색 검출을 위한 MLP와 부분연결 MLP

MLP는 피부색 검출^[10], 얼굴 검출^[12], 음성/음악분류^[13] 등과 같은 패턴분류 문제에서 많이 사용되는 신경망 모델이다. 이것은 여러 개의 뉴런을 여러 층으로 연결하고 학습을 통해 복잡한 영역을 곡면으로 둘러싸는 결정 영역을 획득할 수 있다. 따라서 칼라공간에서 복잡한 분포를 가지는 피부색과 비피부색 분류문제에서 높은 분류 성능을 획득할 수 있다.

1. 단일칼라 모델의 MLP

Boussaid^[10]에서 사용된 일반적인 MLP의 구조는 입력층 벡터 $X(1 \times I)$, 은닉층 벡터 $H(1 \times J)$, 그리고 출력층 벡터 $Y(1 \times K)$ 로 구성되어 있으며 그림 4와 같다.

입력층의 벡터는 각 칼라 모델을 구성하는 3개의 성분을 사용하고, 출력층의 벡터는 1개로 피부색과 비피부색을 판단하는 기준이 된다. 입력층과 은닉층 그리고 은닉층과 출력층 간의 연결 강도는 각각 $V(I \times J)$ 와 $W(J \times K)$ 행렬형태로 표현한다. 그리고 $A(1 \times J)$ 와 $B(1 \times K)$ 는 은닉층과 출력층의 바이어스(bias)이다. 은닉층 j 번째의 뉴런에 대한 입력 가중합 net_j 와 출력 h_j 은 식 (3)과 같다. 여기서 $f(\cdot)$ 는 활성화 함수이며, 단조 증가, 연속, 미분 가능 함수의 조건을 만족하여야 한다.

$$net_j = \sum_{i=1}^I v_{ij}x_i + \alpha_j$$

$$h_j = f(net_j) \tag{3}$$

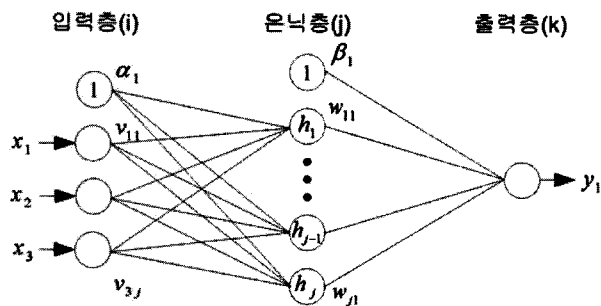


그림 4. 단일 칼라 모델을 사용한 다층 신경망의 구조
Fig. 4. The structure of MLP using one color model.

출력층 k 번째의 뉴런에 대한 입력 가중합 net_k 와 출력 y_k 은 식 (4)과 같다.

$$net_k = \sum_{j=1}^J w_{jk}h_j + \beta_k$$

$$y_k = f(net_k) \tag{4}$$

MLP의 학습은 목표 벡터 $T(1 \times K)$ 과 출력 벡터 $Y(1 \times K)$ 간의 오차 E 가 최소가 되도록 네트워크의 모든 연결 강도 값을 결정하는 역전파(BP : Back-Propagation) 알고리즘이 사용된다. 최소자승오차 E 은 식 (5)과 같다.

$$E = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^K (t_k - y_k)^2 \tag{5}$$

그림 4의 구조에서 하나의 뉴런이 추가되면 추가된 뉴런과 이웃 층의 모든 뉴런간의 연결강도를 추가 시켜 주어야 하기 때문에 식 (3)과 식 (4)의 계산량은 증가된다. 그리고 학습과정에서 결정될 연결강도의 수가 증가되기 때문에 학습 속도가 느려진다. 따라서 일반적인 MLP을 사용하는 피부색 분류기에서 다수의 칼라 모델을 사용할 경우 연결 강도 수가 증가되기 때문에 MLP의 동작 및 학습과정에서 계산량이 증가되는 문제가 발생한다. 또한 다수의 칼라 모델의 사용은 피부색과 비피부색에 대한 패턴공간의 차원수를 증가시키기 때문에 피부색과 비피부색의 결정경계는 더욱 복잡해진다. 따라서 보다 많은 수의 은닉층 뉴런들이 요구되어 진다.

2. 두 칼라모델의 부분연결 MLP의 제안

본 논문에서는 칼라 모델에 따른 부분연결 MLP를 제안함으로써 연결 강도증가 문제를 해결하였다. 제안한 구조는 그림 5와 같다. $n=1$ 인 부분 네트워크의 입력은 한 칼라 모델의 모든 성분을 사용하고, $n=2$ 인 부분 네트워크의 입력은 다른 칼라 모델의 성분 중 밝기 성분을 제외한 나머지 성분을 사용한다.

각 부분네트워크 n 의 은닉층 j 번째 뉴런에 대한 입력 가중합 net_j^n 와 출력 h_j^n 은 식 (6)과 같다.

$$net_j^n = \sum_{i=1}^I v_{ij}^n x_i^n + \alpha_j^n$$

$$h_j^n = f(net_j^n) \tag{6}$$

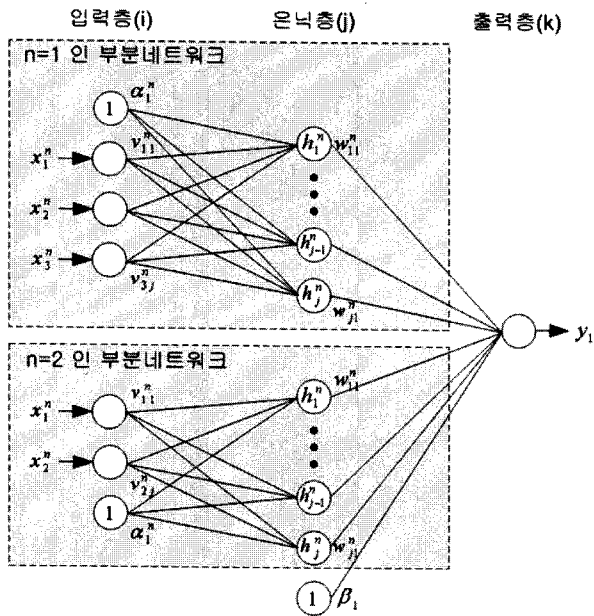


그림 5. 두 칼라 모델을 사용한 부분연결 다층 신경망의 구조
 Fig. 5. The structure of partial connected MLP using two color models.

출력층은 모든 부분 네트워크의 은닉층 뉴런과 연결되며, 입력 가중합 net_k 와 출력 y_k 은 식 (7)과 같다.

$$net_k = \sum_{n=1}^N \sum_{j=1}^J w_{jk}^n h_j^n + \beta_k$$

$$y_k = f(net_k) \tag{7}$$

피부색 검출을 위해 부분연결 MLP은 칼라 모델에 따라 부분 네트워크가 구성되기 때문에 뉴런이 추가되면 추가된 뉴런과 해당 부분 네트워크의 이웃 층의 뉴런간의 연결강도만 추가된다. 또한 피부색과 비피부색에 대한 패턴공간의 차원이 두 개의 부분 네트워크로 분할됨으로써 전체 패턴공간의 복잡성이 분산된다. 그리고 부분 네트워크들을 하나의 출력층에 통합되기 때문에 각 부분 네트워크 간의 상호작용을 통해 적은 수의 은닉층 뉴런들로 보다 좋은 분류 성능을 획득하였다.

III. 실험 및 분석

Boussaid^[10]에서 사용된 일반적인 MLP 와 본 논문에서 제안한 두 칼라 모델의 부분 연결 MLP에 대한 피부색 분류 성능과 사용된 연결강도의 수를 비교하였다. 또한 다양한 칼라 모델을 대상으로 피부색 분류기를 설계하여 칼라 모델에 따른 분류 특성을 분석 하였다.

1. 실험 데이터

본 논문에서 피부색 분류 실험을 위해 사용된 이미지 집합 그리고 피부색 과 비피부색의 픽셀의 수는 표 1과 같다.

VALID Dataset^[14]는 106명의 사람에 대해 5가지 다른 실내외 환경의 칼라 이미지로 구성되어 있고, Weber's Dataset^[15]는 27명의 사람에 대해 다양한 빛의 세기를 가지는 실내외 환경의 칼라 이미지로 구성되어 있다. 전체 실험 데이터는 2개의 Dataset과 Web에서 수집된 데이터로 구성되어 있으며, 총 1220개의 칼라 이미지를 사용하였다.

표 1. 피부색 분류 실험을 위해 사용된 이미지 집합
 Table 1. The image set using experiment of skin color classification.

Dataset	Images	Skin pixels	Non-skin pixels
VALID	530	7,035,204	47,915,196
Weber's	447	40,594,880	196,508,224
Web	243	4,581,876	19,699,082
Total	1220	52,211,960	264,122,502

2. 실험 결과

본 논문에서는 피부색 분류기들의 학습을 위한 훈련 패턴 집합으로 표 1의 피부색 픽셀과 비피부색 픽셀들 중 각각 8%를 랜덤하게 추출하여 사용하였다. 그리고 활성화 함수는 양극성 시그모이드 함수를 사용하였고, 학습 알고리즘으로는 역전파 알고리즘을 사용하였다. 실험 결과에 대한 평가 파라미터는 피부색 검출율(CDR : Correct Detection Rate), 오검출율(FDR : False Detection Rate) 그리고 분류율(CR : Overall Classification Rate)을 사용하였다. 피부색 검출율은 실험에 사용된 피부색 픽셀 중 올바르게 검출된 비율을 나타내며, 오검출율은 비피부색 픽셀 중 피부색으로 오검출된 비율을 나타낸다. 그리고 분류율은 실험에 사용된 전체 픽셀 중 올바르게 분류된 비율을 나타낸다.

실험에 사용된 피부색 분류기들은 표 2와 같다. 단일 칼라 MLP는 하나의 칼라모델의 성분을 피부색 검출을 위해 사용하고, 은닉층 뉴런은 [6, 15] 범위의 수를 사용하였다.

제안한 모델의 경우 n=1인 부분 네트워크는 하나의 칼라모델의 모든 성분을 사용하고, n=2인 부분 네트워크는 밝기 성분은 제외한 두 개의 성분을 사용하였다. RGB 칼라 모델의 경우 모든 성분의 조합으로써 밝기

표 2. 실험에 사용된 MLP 기반의 피부색 분류기들
Table 2. Tested skin color classifiers based on MLP.

단일 칼라 MLP	ID	Color Representation	
	RGB	RGB	
	YCbCr	YCbCr	
	HSV	HSV	

두 칼라 모델의 부분 연결 MLP 제안	ID	Color Representation	
		n=1	n=2
	RGB_CbCr	RGB	CbCr
	RGB_HS	RGB	HS
	YCbCr_RG	YCbCr	RG
	YCbCr_HS	YCbCr	HS
	HSV_RG	HSV	RG
	HSV_CbCr	HSV	CbCr

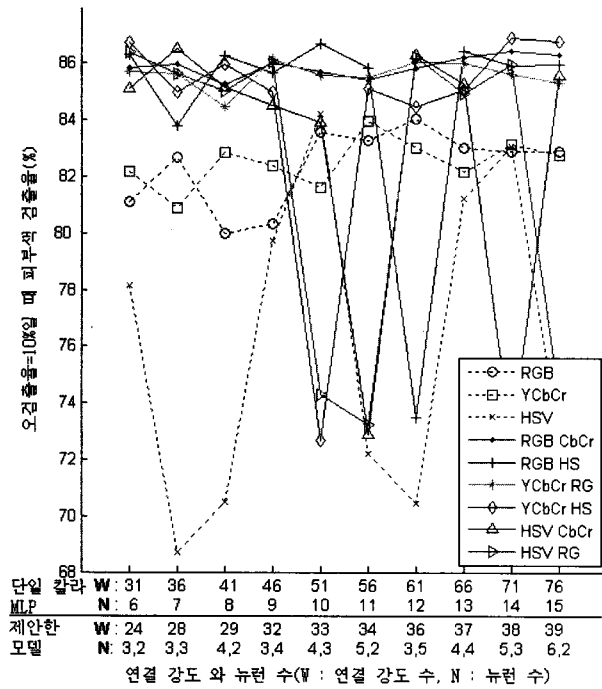


그림 6. 오검출율이 10%일 때 연결강도 수에 따른 피부색 검출 결과

Fig. 6. The number of weight correspond to CDR result when FDR is 10%.

표 3. MLP들의 피부색 분류율

Table 3. Skin color classification rate of MLPs.

ID	단일 칼라 MLP			두 칼라 모델의 부분연결 MLP 제안						
	RGB	YCbCr	HSV	RGB_CbCr	RGB_HS	YCbCr_RG	YCbCr_HS	HSV_CbCr	HSV_RG	
은닉층 뉴런 수	12	11	10	5, 3	4, 3	3, 4	5, 3	3, 3	3, 2	
연결강도 수	61	56	51	38	33	32	38	28	24	
분류율	오검출율=10%	88.95	88.89	88.99	89.94	89.41	89.32	89.41	89.42	89.36
	오검출율=15%	85.98	85.63	85.83	86.08	86.18	86.20	86.15	86.14	86.27
	오검출율=20%	82.56	82.00	82.33	82.45	82.16	82.73	82.54	82.42	82.43
	최대 분류율	90.68	90.86	90.65	91.80	91.57	90.98	91.48	91.43	91.03
피부색 검출율	오검출율=10%	84.04	83.98	84.20	86.43	86.72	86.13	86.91	86.52	86.40

값이 결정됨으로 피부색의 분포범위가 적은 R과 G를 사용하였다. 그리고 [5,8] 범위의 은닉층 뉴런수를 사용하였으며, 각 부분 네트워크의 은닉층 뉴런수는 입력 뉴런 수 보다 크거나 같게 설정하였다.

그림 6은 연결강도 수에 따른 각 분류기의 피부색 검출율을 나타내고 있다. x축은 연결 강도수(W)와 은닉층의 뉴런수(N)를 나타내고 있으며, 제안한 MLP의 경우 각 부분 네트워크에서 사용된 뉴런수를 표현하였다. y축은 오검출율이 10%일 때 피부색 검출율을 나타내고 있다. MLP들의 구성에 있어 HSV칼라 모델의 구성 성분이 사용되면 은닉층 뉴런 수에 따른 피부색 검출율의 변화가 큰 것을 알 수 있다. 그리고 단일 칼라 MLP와 비교 하면, 사용된 연결강도의 수는 감소하였고, 피부색 검출율은 증가 한 것을 알 수 있다.

표 3과 그림 7은 그림 6에서 최대 피부색 검출율을

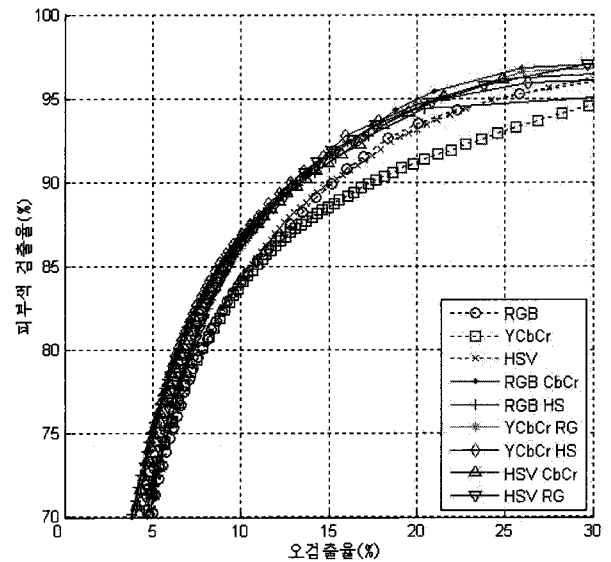


그림 7. MLP들의 ROC 곡선
Fig. 7. ROC curves of MLPs.

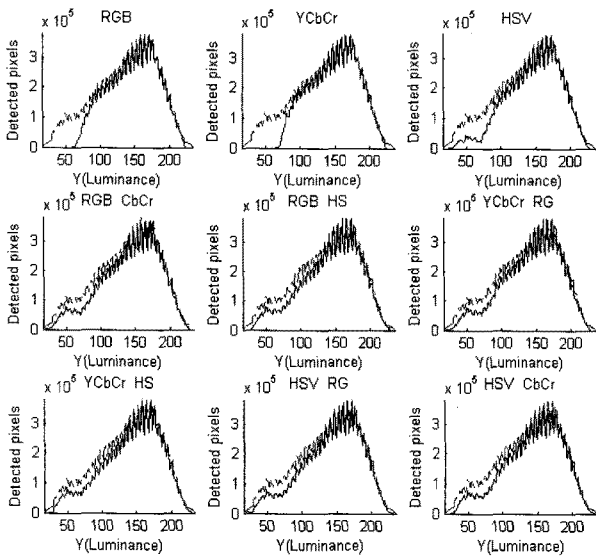


그림 8. 피부색 픽셀의 밝기에 대응 되는 피부색 검출율

Fig. 8. CDRs correspond to luminance of skin pixels.

가지는 연결강도를 사용한 MLP들에 대한 분류율과 ROC(Receiver Operating Characteristic) 곡선을 나타내고 있다. 표 3에서 최적의 최대 분류율을 가지는 제한한 MLP의 RGB_CbCr과 단일 칼라 MLP의 YCbCr를 비교하면, 사용된 연결강도는 18개 감소하였으며, 최대 분류율은 0.94% 증가 하였다. 그림 7은 오검출율에 대응 되는 피부색 검출율을 나타낸 그래프로 제안한 MLP들이 단일 칼라 MLP들보다 좋은 성능의 곡선을 나타내고 있다.

그림 8은 피부색의 밝기에 따른 각 MLP들의 피부색에 대해 올바르게 검출된 픽셀수를 나타내고 있다. YCbCr은 각 구성 성분이 독립적이기 때문에 다른 구성 성분의 영향 없이 피부색의 밝기 값에 따른 분석이 가능하다. 따라서 YCbCr중 밝기 정보를 나타내는 Y값에 따른 발생 빈도를 분석하고, 각 Y값에 따른 MLP들의 피부색에 대해 올바르게 검출된 픽셀수를 분석한다. 그림 8에서 x 축은 Y성분의 값을 나타내고, y 축은 오검출율이 10%일 때의 분류기의 임계값에 의해 올바르게 검출된 피부색의 픽셀 수를 나타내고 있다. 그리고 실선은 각 밝기 값에 대한 피부색의 발생 빈도를 나타내고, 굵은선은 피부색으로 올바르게 검출된 픽셀 수를 나타낸다. 단일 칼라 MLP 중 RGB와 YCbCr의 경우 낮은 밝기값을 가지는 피부색 픽셀에 대해 검출되지 않고 있으며, HSV는 검출된 비율이 낮다. 반면, 제안한 MLP들의 경우 모든 밝기 값에서 높은 검출율

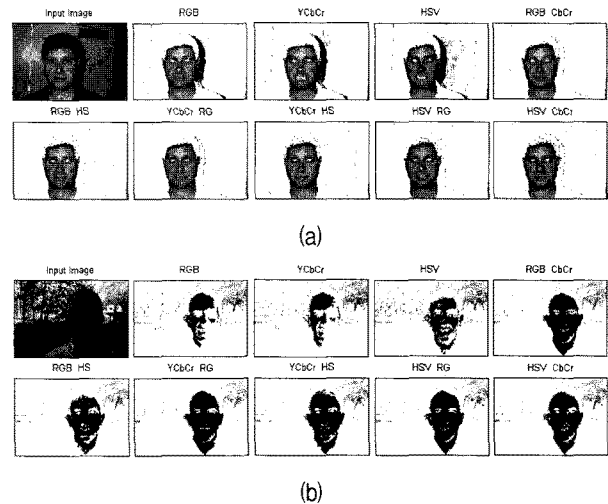


그림 9. 피부색 검출 결과 : (a) 실내 영상 (b) 실외 영상

Fig. 9. Result of skin color detection : (a) indoor image (b) outdoor image.

을 보이고 있다.

그림 9는 MLP들의 피부색 검출 결과를 나타내고 있다. 그림 9(a)는 빛이 사람의 앞쪽에 있는 실내 영상이며, 단일 칼라 MLP들의 경우 빛에 영향에 의해 사람의 그림자 부분이 피부색으로 오검출 되었으며, 제안한 MLP들은 정확히 피부색 영역들이 검출된 것을 알 수 있다. 그림 9(b)은 그늘진 곳에 사람이 존재하는 실외 영상이며, 단일 칼라 MLP들의 경우 피부색 영역들 중 미검출 영역이 많이 존재 하는 것을 알 수 있다.

먼저, 제안한 MLP와 단일 칼라 MLP에서 사용된 평균 연결강도 수와 오검출율이 10%일 때 평균 피부색 검출율을 비교 하면 연결강도 수는 평균 23개 감소하였고 피부색 검출율은 2.11%의 성능향상을 달성 하였다. 피부색의 밝기에 따른 검출을 비교해 보면 제안한 MLP의 경우 모든 밝기에서 높은 검출율을 보이고 있다. 즉, 제안한 칼라 모델의 부분 연결 MLP는 각기 다른 칼라 모델 정보가 적용된 부분 네트워크간의 상호작용을 통해 보다 적은 수의 연결강도를 사용하여 단일 칼라 MLP 보다 높은 분류 성능을 보이고 있으며, 피부색의 밝기에 강인하다. HSV 칼라 정보를 사용한 경우 일반적으로 많이 사용되는 칼라 정보인 RGB 칼라 정보로부터 변환식이 복잡하며, 또한 HSV와 RGB는 서로 비선형 변환이다. 따라서 RGB 칼라와 YCbCr 칼라 정보가 사용된 부분연결 MLP가 보다 구현이 용이하다.

IV. 결 론

본 논문에서는 두 칼라 모델 정보의 조합을 통한 부분 연결 MLP에 기반을 둔 피부색 검출 방법을 제안하였다. 제안한 방법은 칼라 정보에 따라 부분 네트워크를 구성함으로써 입력 차원 증가에 따른 MLP의 연결 강도수의 증가 문제를 해결 하였다. 또한 각 부분 네트워크간의 상호작용을 통해 단일 칼라 정보를 사용하는 MLP보다 높은 피부색 분류율을 획득 하였으며, 주변 환경의 영향에 강인한 피부색 검출기를 구성하였다. 실험 결과 RGB와 CbCr 칼라 정보를 사용한 경우 38개의 연결강도를 사용하여 91.80%의 분류율을 획득 하였다.

대부분의 피부색 검출 방법은 픽셀단위의 칼라 정보만을 사용하고 있기 때문에 주변 환경의 영향으로 검출된 영역에 대한 의미정보를 판단하기 어려운 문제가 발생되고 있으며, 이러한 문제를 해결하기 위해서는 영역단위의 피부색 검출에 대한 연구가 필요하다.

참 고 문 헌

- [1] K. T. Park, J. M. Choi, J. H. Kim, H. J. Hwang, and Y. S. Moon, "Implementation of metadata generator conforming to Tv-anytime specification," ICACT 2005. Advanced Communication Technology, Vol 1, pp. 689-691, 2005.
- [2] H. Zhai, X. Wu, and H. Han, "Research of a real-time hand tracking algorithm," ICNN&B '05, Neural Networks and Brain, Vol 2, pp. 1233-1235, Oct, 2005.
- [3] J. A. Nasiri, S. Khanchi, and H. R. Pourreza, "Eye detection algorithm on facial color images," AICMS 08, Modeling & Simulation, pp. 344-349, May, 2008.
- [4] P. Vadakkepat, P. Lim, L. C. D. Silva, L. Jing, and L. L. Ling, "Multimodal approach to human-face detection and tracking," IEEE Trans. Industrial Electronics, Vol 22, Issue 3, pp. 1385-1393, March, 2008.
- [5] M. A. Berbar, H. M. Kelash, and A. A. Kandeel, "Faces and facial features detection in color images," GMAI'06, pp. 209-214, July, 2006.
- [6] D. Chai and K. N. Ngan, "Face segmentation using skin-color map in videophone applications," IEEE Trans, PAMI, Vol. 9, No. 4, pp 511-564, June, 1999.
- [7] K. Sobottka and I. Pitas, "A novel method for automatic face segmentation, facial feature extraction and tracking," Signal Processing : Image Comm., Vol 12, No 3, pp. 263-281, 1998.
- [8] M. J. Jones and J. M. Rehg, "Statistical color models with application to skin detection," IEEE Computer Society Conference on. Vol 1, pp. 23-25, June, 1999.
- [9] H. Greenspan, J. Goldberger and I. Eshet, "Mixture model for face color modeling and segmentation," Pattern Recognition Letters, Vol 22, pp. 1525-1536, Sept, 2001.
- [10] F. Boussaid, A. Bouzerdoum and D. Chai, "VLSI implementation of a skin detector based on a neural network," 2005 Fifth International Conference on, Information, Communications and Signal Processing, pp. 1605-1608, Dec, 2005.
- [11] S. L. Phung, A. Bouzerdoum and D. Chai, "Skin segmentation using color pixel classification: analysis and comparison," IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol 27, No 1, pp. 148-154, Jan, 2005.
- [12] S. K. Lim, S. H. Kim and H. S. Lee, "A Design of New Face/non-face Classifier Based on Face Boundary Training," Convergence Information Technology, 2007, International Conference on, pp. 121-124, Nov, 2007.
- [13] J. S. Keum and H. S. Lee, "Speech/Music Discrimination Based on Spectral Peak Analysis and Multi-layer Perceptron," International Conference on Hybrid Information Technology, Vol 2, pp 56-61, Nov, 2006.
- [14] N. A. Fox, B. A. O'Mulane and R. B. Beilly, "VALID: A New Practical Audio-Visual Database, and Comparative Results," Audio- and Video-Based Biometric Person Authentication, Vol 3546/2005, pp 777-786, Jun, 2005.
- [15] M. Weber, "Frontal Face dataset," California Institute of Technology, 2003, <http://www.vision.caltech.edu/html-files/archive.html>

저 자 소 개



김 성 훈(정회원)
 2002년 대불대학교 컴퓨터공학과
 학사 졸업.
 2004년 경희대학교 전자계산
 공학과 석사 졸업.
 2004년~현재 경희대학교 컴퓨터
 공학과 박사 과정.

<주관심분야 : 신경망, 패턴인식, 얼굴 검출>



이 현 수(정회원)-교신저자
 1979년 2월 경희대학교
 전자공학과 학사 졸업.
 1982년 4월 일본 게이오대학원
 전기공학과 석사 졸업.
 1985년 4월 일본 게이오대학원
 전기공학과 박사 졸업.

1999년 9월~2000년 8월 미국 오레곤 주립대학교
 전기 및 컴퓨터공학과 방문 연구원, 미국
 캘리포니아대학교(U.C.I) 전기 및 컴퓨터
 공학과 방문 연구원.

2005년~2008년 경희대학교 전자정보대학 학장
 및 정보통신대학원 원장

1985년~현재 경희대학교 컴퓨터공학과 교수
 <주관심분야 : 컴퓨터구조 및 VLSI, 병렬처리, 패
 턴 인식, 신경망, 음성처리>