

투영 변환 블록 계수를 이용한 피부 색소 침착 검출

류 양[†], 이석환^{††}, 권성근^{†††}, 권기룡^{††††}

요 약

본 논문에서는 피부 색소 침착 영역을 검출하고 침착 정도를 측정하는 알고리즘을 제안한다. 제안한 알고리즘에서는 먼저 훈련 영상(training image)의 통계적 분석을 통해 피부 영역에 대한 GMM-EM 클러스터링 기반 컬러 모델을 구축하고 이를 통해 피부 영역을 추출한 후, 형태학적 처리(morphological processing)를 통해 피부 영역에 존재하는 잡음을 제거한다. 이후 ICA (independent component analysis) 알고리즘을 통해 피부 영역을 헤모글로빈 및 멜라닌 성분으로 분리하고, 각 성분에 대한 투영 변환 블록 계수에 의하여 색소 침착 영역 및 크기를 결정한다. 성능 평가를 위한 모의실험으로부터 제안한 색소 침착 검출 알고리즘은 피부 색소 침착 영역의 크기 및 침착 정도를 정확하게 검출할 수 있음을 확인하였다.

Skin Pigmentation Detection Using Projection Transformed Block Coefficient

Liu Yang[†], Suk-Hwan Lee^{††}, Seong-Geun Kwon^{†††}, Ki-Ryong Kwon^{††††}

ABSTRACT

This paper presents an approach for detecting and measuring human skin pigmentation. In the proposed scheme, we extract a skin area by a GMM-EM clustering based skin color model that is estimated from the statistical analysis of training images and remove tiny noises through the morphology processing. A skin area is decomposed into two components of hemoglobin and melanin by an independent component analysis (ICA) algorithm. Then, we calculate the intensities of hemoglobin and melanin by using the projection transformed block coefficient and determine the existence of skin pigmentation according to the global and local distribution of two intensities. Furthermore, we measure the area and density of the detected skin pigmentation. Experimental results verified that our scheme can both detect the skin pigmentation and measure the quantity of that and also our scheme takes less time because of the location histogram.

Key words: Pigmentation Detection(색소침착검출), Hemoglobin(헤모글로빈), Melanin(멜라닌), 2D Location histogram(2D 위치 히스토그램), GMM-EM Clustering(GMM-EM 클러스터링)

※ 교신저자(Corresponding Author): 권성근, 주소: 경상북도 하양읍 가마실길 50번지 경일대학교(712-701), 전화: 010) 3006-5659, FAX: 053) 600-5559, E-mail: sgkwon@kiu.ac.kr

접수일: 2013년 4월 9일, 수정일: 2013년 8월 16일

완료일: 2013년 8월 19일

[†] 부경대학교 IT융합응용공학과

(E-mail: yangliu.0816@hotmail.com)

^{††} 동명대학교 정보보호학과

(E-mail: skylee@tu.ac.kr)

^{†††} 경일대학교 전자공학과

^{††††} 부경대학교 IT융합응용공학과

(E-mail: krkwon@pknu.ac.kr)

※ 본 연구는 2011년도 정부(교육과학기술부)의 재원으로 한국연구재단의 기초연구사업 지원을 받아 수행된 것임 (KRF-2011-0010336)

1. 서 론

피부는 인체에서 가장 면적이 넓은 기관으로서 색소 침착(pigmentation) 패턴을 변화함으로써 피부의 내외적인 자극들에 대하여 반응한다. 피부 색소 침착은 정상적인 피부와는 다른 색을 띠는 현상을 의미하는데 색소 침착 자체를 건강 이상을 판단하는 인자로 보기는 어렵지만, 흑색종(melanoma), 기저세포암(basal cell carcinoma), 및 편평세포암종(squamous cell carcinoma) 등의 피부질환으로 진행될 수 있다. 따라서 피부 색소 검출은 미용뿐만 아니라 의학적으로도 매우 중요한 역할을 한다.

피부색을 변화하게 하는 주요 원인은 멜라닌(melanin)과 헤모글로빈(hemoglobin) 성분인데, 피부에 포함된 멜라닌 성분의 정도에 따라 피부색이 연노랑, 적갈색 혹은 검게 변하게 되고, 헤모글로빈은 혈액 세포에 산소를 공급하는 역할을 하므로 피부가 붉은색을 띠는 원인이 된다. 따라서 피부에서 멜라닌 및 헤모글로빈 성분의 분포를 분석함으로써 피부 색소의 침착 정도 및 형태를 분석할 수 있는데, 피부 색소 침착 판별에서 가장 많이 활용되는 방법은 육안 검사(visual examination)이다. 이 방법은 가장 많이 활용되지만 검사 결과가 매우 주관적이고 정량적이지 못하다는 단점으로 인해 피부 색소 침착 정도의 정량적 판단 방법에 대한 필요성이 대두되고 있다.

90년대 초부터 디지털 영상 분석 기법이 피부의 색소 침착을 검출하기 위하여 활용되고 있는데, 이는 색소가 침착된 영역 뿐 아니라 색소가 침착된 영역의 크기 및 정도 등을 정량적으로 측정할 수 있다. Clawson [1] 등은 컴퓨터 비전 기반의 피부 색소 검출 방법을 제안하였는데 이 방법에서는 색소 불균형(skin pigment asymmetry)을 피부 병변(lesion)의 판단 척도로 설정하고 이를 검출하고 정량화하여 색소 침착의 정도를 판단한다. Madasu [2] 등은 색소 침착된 피부 병변의 반점(blotch)을 검출하기 위하여 FCCI(Fuzzy Co-Clustering algorithm for Images) 방법을 확장하였고, 반점의 특징을 검출하기 위하여 정규화된 엔트로피 함수를 사용하였다. 기존의 색소 침착 검출 방법에서 신뢰성 있는 정확한 결과들을 도출하기 위해서는 안정적인 조명 및 고성능 피부확대경(dermoscopy)이 피부 영상 획득 과정에 필요하다는 단점이 있다. 색소 침착 판별 방법에서 기존의

광학적 측정 기술 대신 영상 처리 기술을 사용하면 피부 색소 침착 영상으로부터 침착 영역이 정확하게 분리될 수 있고, 또한 피부 색소 침착의 특징들이 정확하게 파악될 수 있다[3-6].

본 논문에서는 주위 조명에 강인하고 피부확대경이 불필요한 디지털 피부 영상의 색소 침착 정도를 검출하고 평가할 수 있는 방법을 제안한다. 제안한 방법은 정상 피부와 침착된 피부의 성분 차를 이용하여 색소 침착 정도를 판별하는데, 가우시안 컬러 모델(Gaussian color model) 기반 피부 영역 검출, ICA(independent component analysis)에 의한 헤모글로빈 및 멜라닌 색소 분할, 및 2D 투영 변환 블록 계수에 의한 헤모글로빈 및 멜라닌의 색소 침착 판단 과정으로 구성된다. 제안한 색소 침착 판별 방법의 성능을 평가하기 위한 실험에서는 다양한 조명 환경에서 획득된 피부 영상에 대한 색소 침착 판별과 색소 침착된 피부에 사용되는 화장품의 성능 평가를 진행하였다. 제안한 색소 침착 판별 방법은 대부분의 조건에서 93% 이상의 색소 침착 판별 능력을 나타냄을 실험 결과에서 확인하였다.

본 논문은 2장에서 피부 색소 침착, 피부 검출, 및 색소 침착 검출에 대한 기본적인 내용을 살펴보고, 3장에서는 제안한 헤모글로빈 및 멜라닌 분리 및 측정 방법에 대하여 설명하고, 4장에서는 본 알고리즘의 성능을 평가하기 위한 실험을 진행하여 5장에서 결론 및 향후 연구 방향에 대하여 논의하는 것으로 구성된다.

2. 관련 연구

일반적으로 색소 침착을 측정하는 방법은 색 좌표계의 특정 성분을 이용하는데 이를 위해서는 피부의 생리 구조와 광학적 특성들에 대하여 연구가 필요하다. 본 장에서는 피부의 생리학적(physiological) 구조 및 광학 특성과 색소 침착을 판별할 수 있는 컬러 성분 및 이들의 측정 방법에 대하여 살펴본다.

2.1 피부 색소 침착

피부의 색은 피부 조직에 존재하는 멜라닌 및 헤모글로빈 성분의 양과 분포에 의해 결정되고, 이들은 표피(epidermis)와 진피(dermis)에 각각 존재한다. 멜라닌은 표피층에서 가시광선을 흡수 및 전파하여

피부색을 어둡게 하는 멜라닌 세포(melanocytes)에 의해 생성되고[7], 이때 빛의 흡수량은 멜라닌의 단위 부피에 따라 결정되는데 백인, 아시아인, 및 아프리카인의 피부색이 서로 다른 이유가 여기에 있다. 헤모글로빈은 하나의 천연 발색단(chromophore)으로서 혈액 세포에 존재하여 피부가 붉은 색을 띠게 한다. 멜라닌 성분의 과다로 인해 백색증(albinism)과 흑색증이 발병될 수 있고, 헤모글로빈 성분은 홍반(erythematic)에 영향을 미친다.

2.2 색소 침착 검출 방법

Clawson 등[1]은 착색 비대칭(color asymmetry) 검출과 정량화 방법을 제안하였는데, 이 방법에서는 신경망 기반으로 착색 특징의 진단력을 평가하고 착색 비대칭의 최대 상관 계수를 계산하고, 회귀 영역(regression region)을 정량화하는 특징점들은 대부분 착색 비대칭으로 나타남을 확인하였다. Madasu 등[2]은 피부 병변 내에 반점들을 검출하기 위하여 정규화된 엔트로피 함수로부터 획득된 텍스처 특징을 이용한 확장된 FCCI를 제안하였다. Nugroho 등[8]은 피부 내에 멜라닌 성분을 유멜라닌(eumelanin)과 페오멜라닌(pheomelanin)으로 분류하고 이들을 정량화하기 위한 영상 해석 방법을 제안하였다. 이와 같이 대부분의 의료 진단용 색소 침착 검출 방법들은 안정된 조도 환경과 전문적인 피부 진단 측정 장치가 필요하므로 다양한 조도 환경 변화에 강인한 색소 침착 검출 방법이 요구되어지고 있다.

Lu 등[9]은 컴퓨터 비전 기반의 색소 침착 검출 기법을 제안하였는데, 이 방법에서는 히스토그램 기반 베이스 분류기(Bayesian classifier)에 의해 피부 영역을 멜라닌 및 헤모글로빈 성분으로 분리하고, ICA 알고리즘에 기반하여 각 성분들을 추출한 후 멜라닌 및 헤모글로빈에 대한 SVM (support vector machine)을 통해 홍반 영역(erythema regions)을 검출한다. 이 방법은 콘트라스트가 낮은 영상에서도 색소 침착을 검출할 수 있는 장점이 있지만, 처리 시간 및 주위 조명에 한계가 있고 색소 침착 정도를 정량화하지 못한다는 단점이 있다. 피부 영역 분할 및 색소 침착 판별에서는 색 좌표계의 3가지 성분들의 특징들을 분석하는 방법이 일반적으로 사용되는데, 이는 알고리즘의 수행 시간이 긴 단점이 있다.

본 논문에서는 기존의 색소 침착 판별 알고리즘의

문제점들을 개선하고 계산량과 메모리의 감소를 위해 Cb 및 Cr 성분들만을 이용한 새로운 색소 침착 판별 알고리즘을 제안한다. 제안한 방법에서는 ICA 알고리즘을 통해 피부 영역을 헤모글로빈 및 멜라닌 성분으로 분리한 후 투영 변환 블록 계수를 통해 색소 침착 영역의 크기 및 침착 정도를 판정한다.

3. 제안한 색소 침착 검출 방법

제안한 색소 침착 검출 방법은 그림 1에서와 같이 3단계로 구성된다. 먼저 첫 번째 단계에서는 CbCr 기반의 가우시안 컬러 모델과 형태학(morphology) 처리를 통하여 피부 영역을 추출한 후, RGB 기반 ICA 알고리즘을 통해 피부 영역을 헤모글로빈 및 멜라닌 성분으로 분리한다. 마지막 단계에서는 각각의 투영 변환 블록 계수를 통해 헤모글로빈과 멜라닌의 강도를 측정한다.

3.1 GMM-EM 기반 피부 영역 추출

피부 영역 검출을 위한 연구는 이미 오래 전부터 많이 진행되어져 왔는데[10-15], 제안한 방법에서는 다양한 환경에 따라 매개변수를 설정할 수 있는 GMM (Gaussian Mixture Model)-EM (Expectation Maximization) 클러스터링 알고리즘[10,11]을 이용하여 피부 영역을 추출한다. 일반적으로 피부색은 주

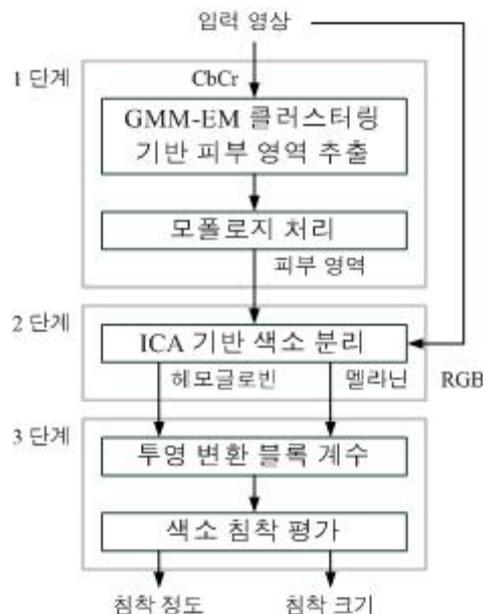


그림 1. 제안한 색소 침착 검출 알고리즘의 블록도

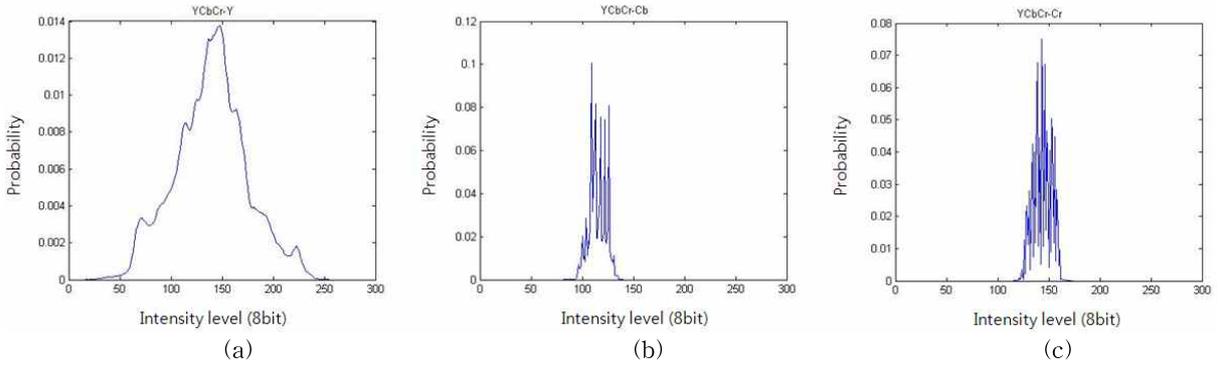


그림 2. YCbCr 좌표계에서 피부 영상들의 (a) Y 성분, (b) Cb 성분, 및 (c) Cr 성분 분포

위 조명보다는 색도(chromaticity)에 의해 주로 영향을 받으므로 피부 영상들에 대한 Cb 및 Cr 성분들은 Y 성분에 비해 매우 좁은 분포를 갖는데, 실제 다양한 조명 환경에서 촬영된 200여개의 피부 영상에 대한 색좌표 분포는 그림 2에서와 같다. 이 그림으로부터 Cb 및 Cr 성분은 컬러 군집화에 적합함을 확인할 수 있으므로 본 논문에서는 CbCr 성분에 대한 적응적 GMM에 기반하여 피부 영역을 추출한다.

GMM-EM 클러스터링에서는 N 개 화소의 CbCr 성분 $\mathbf{X} = (\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_N)$, $\mathbf{x}_j = (Cb_j, Cr_j)$ 이 주어지고, N_H 개 GMM으로부터 평균 벡터 $\boldsymbol{\mu}$ 가 주어졌을 때, 로그-우도(log-likelihood)가 최대인 변수 집합 $\boldsymbol{\theta}$ 를 찾는다. N_H 개 GMM을 위하여 $\boldsymbol{\mu}$ 분포는 가중치 w_n 을 가지는 가우시안 분포 $\{\phi(\boldsymbol{\mu}_n, \boldsymbol{\Sigma}_n)\}_{n=1}^{N_H}$ 의 합으로 정의되는데, 여기서 w_n 는 $w_n > 0$, $\sum_{n=1}^{N_H} w_n = 1$ 으로서 N_H 개의 평균과 공분산 (covariance) 행렬의 변수 집합을 $\boldsymbol{\theta} = \{\theta_n = (w_n, \boldsymbol{\mu}_n, \boldsymbol{\Sigma}_n) | n \in [1, N_H]\}$ 이라 한다. CbCr 성분 클러스터링 과정에서는 먼저 N_H 개 GMM들의 초기 변수 $\theta_n^{(0)} = (w_n^{(0)}, \boldsymbol{\mu}_n^{(0)}, \boldsymbol{\Sigma}_n^{(0)})$, $n \in [1, N_H]$ 들을 200개 피부 영상들로부터 계산 후 초기 로그-우도를 아래와 같이 구한다. 그리고

$$L_i^{(0)}(\boldsymbol{\theta}; \mathbf{X}) = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N \log \left(\sum_{n=1}^{N_H} w_n^{(0)} \phi(\mathbf{x}_j | \boldsymbol{\mu}_n^{(0)}, \boldsymbol{\Sigma}_n^{(0)}) \right) \quad (1)$$

E-step인 t 번째 반복 횟수에서 \mathbf{x}_j 가 n 번째 가우시안 분포에 포함될 확률 $\gamma_{j,n}^{(t)}$ 을 식 (2)에서와

$$\gamma_{j,n}^{(t)} = \frac{w_n^{(t)} \phi(\mathbf{x}_j | \boldsymbol{\mu}_n^{(t)}, \boldsymbol{\Sigma}_n^{(t)})}{\sum_{k=1}^{N_H} w_k^{(t)} \phi(\mathbf{x}_j | \boldsymbol{\mu}_k^{(t)}, \boldsymbol{\Sigma}_k^{(t)})} \quad \text{where} \quad \sum_{n=1}^{N_H} \gamma_{j,n}^{(t)} = 1 \quad (2)$$

같이 구하고, M-step인 $t+1$ 번째 횟수에서의 변수

$$\theta_n^{(t+1)} = (w_n^{(t+1)}, \boldsymbol{\mu}_n^{(t+1)}, \boldsymbol{\Sigma}_n^{(t+1)}) \quad , \quad n \in [1, N_H] \text{을}$$

$$w_n^{(t+1)} = \frac{1}{N_H} \sum_{j=1}^N \gamma_{j,n}^{(t)}, \quad \boldsymbol{\mu}_n^{(t+1)} = \frac{1}{\sum_{j=1}^N \gamma_{j,n}^{(t)}} \sum_{j=1}^N \mathbf{x}_j \gamma_{j,n}^{(t)}, \quad (3)$$

$$\boldsymbol{\Sigma}_n^{(t+1)} = \frac{1}{\sum_{j=1}^N \gamma_{j,n}^{(t)}} \sum_{j=1}^N \gamma_{j,n}^{(t)} (\mathbf{x}_j - \boldsymbol{\mu}_n^{(t+1)}) (\mathbf{x}_j - \boldsymbol{\mu}_n^{(t+1)})^T,$$

와 같이 예측한다. 그리고 $t+1$ 번째 로그-우도

$$L_i^{(t+1)}(\boldsymbol{\theta}; \mathbf{X}) = \sum_{j=1}^N \log \left(\sum_{n=1}^{N_H} w_n^{(t+1)} \phi(\mathbf{x}_j | \boldsymbol{\mu}_n^{(t+1)}, \boldsymbol{\Sigma}_n^{(t+1)}) \right) \quad (4)$$

를 구하고, $L^{(t+1)} \simeq L^{(t)}$ 일 때까지 위의 과정을 반복 수행함으로써 최종 변수 집합 $\boldsymbol{\theta}$ 들을 구한다. 본 논문에서는 Hassanpour 등[10]의 실험 결과에 따라 $N_H = 7$ 개의 GMM 기반 피부 클러스터들로 설정하였다. 피부 훈련 영상으로부터 구한 GMM-EM 클러스터에 의한 피부 분할 방법은 다음과 같이 간단히 구현된다. $\mathbf{x}_j = (Cb_j, Cr_j)$, $j \in [1, N]$ 이 주어졌을 때, GMM 확률밀도함수 $p(\mathbf{x}_j; \boldsymbol{\theta})$

$$p(\mathbf{x}_j; \boldsymbol{\theta}) = \sum_{n=1}^{N_H} w_n \phi(\mathbf{x}_j; \boldsymbol{\mu}_n, \boldsymbol{\Sigma}_n) \quad (5)$$

와 같이 구한다. 그리고 $p(\mathbf{x}_j; \boldsymbol{\theta})$ 가 문턱치 th 보다 클 경우 \mathbf{x}_j 는 피부 색소로 간주되어, 가장 가까운 GMM 클러스터 G_i 로

$$G_i = \{ \mathbf{x}_j : \phi(\mathbf{x}_j; \boldsymbol{\mu}_i, \boldsymbol{\Sigma}_i) > \phi(\mathbf{x}_j; \boldsymbol{\mu}_k, \boldsymbol{\Sigma}_k), \forall k \neq i, k, i \in [1, N_H] \} \quad (6)$$

분류된다. 그렇지 않을 경우, \mathbf{x}_j 는 피부 색소로 간주되지 않는다. 위와 같은 방법에 의하여 임의의 영상에서 피부 영역이 추출된다. 여기서 잡음 또는 외부

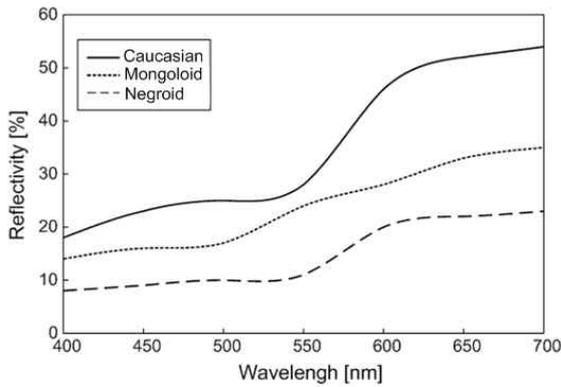


그림 3. 'Caucasian', 'Mongoloid', 및 'Negroid'의 피부 색상의 반사도 [16]

환경에 의하여 연속되지 않고, 고립된 피부 화소들이 발생될 수 있다. 제안한 방법에서는 재구성에 의한 닫힘 연산 [15]을 사용하여 영역 내부적인 잡음과 돌출된 외부적인 잡음을 제거한다. 재구성 닫힘 연산에서는 재구성 연산을 위한 시작점을 나타내는 마커 f 와 재구성 연산을 제한하는 마스크 g 가 필요하다. 피부 영역 이진 영상에 침식 (erosion) 연산이 수행된 마커 f 의 초기값을 $h^{(0)}$ 라 할 때, k 번째 연산된 $h^{(k)}$ 는

$$h^{(k)} = (h^{(k-1)} \odot B), g \tag{7}$$

이다. 여기서 B 는 3×3 크기의 모폴로지 SE (structuring element)이고, \odot 는 팽창 (dilation) 연산이다. 모폴로지 재구성 연산은 $h^{(k)} \simeq h^{(k+1)}$ 일 때까지 $h^{(k)}$ 를 팽창한 값과 마스크인 g 를 비교하여 작은 값을 취하고, 이 때 마커 f 는 $f \subseteq g$ 조건을 만족한다. 마스크의 제한 점까지 마커 f 를 반복적으로 팽창함으로써 이진 영상의 돌출된 부분의 잡음이 제거되고, 이 영상에 역을 수행하여 같은 연산을 수행함으로써 내부의 잡음이 제거된다. 이와 같은 모폴로지 재구성 연산은 열림 연산과 유사하지만 모양을 유지한다는 장점이 있다.

본 논문에서는 200장의 얼굴 영상들로 구성된 데이터베이스에 대한 실험으로부터 제안한 색소 침착 검출 알고리즘이 높은 인식율을 보였지만, 피부 색상과 유사한 색상을 가지는 일부 화소들이 잘못 인식된 경우도 있었다. 문턱치 th 가 낮게 설정될 경우 피부의 세기 변화에 매우 민감하여 부정 오류(false negative)로 판정된 화소들이 발생하고 이와 반대로 th 가 클 경우 긍정 오류(false positive)로 판정된 화소들이 발생하므로, 색소 침착으로 잘못 검출되는 것을 방지하기 위해 제안한 방법에서는 문턱치를 낮게 설정하는데, 얼굴 영상 데이터베이스 및 실제 측정 실험으로부터 평균 4% 미만의 부정 오류율과 0.1% 미만의 긍정 오류율이 나타남을 확인하였다. 본 논문에서는 높은 인식율을 확보하기 위해 세 가지의 피부 타입에 따라 서로 다른 문턱치를 설정하였다. 그림 3은 클러스터링된 값들이 넓은 범위를 가지는 세 가지 피부 타입의 반사도를 보여주고 있다[16].

그림 4는 GMM-EM 클러스터링 및 모폴로지 연산 기반의 피부 검출을 보여주고 있다. 그림 4(a)의 원 영상에 대한 GMM-EM 클러스터링 기반 피부 검출 영역인 그림 4(b)를 살펴보면, 연속적이지 않고 고립된 화소들이 일부 나타남을 볼 수 있다. 그러나 재구성에 의한 닫힘 연산인 모폴로지 연산에 의하여 처리된 피부 검출 영역인 그림 4(c)를 살펴보면, 고립된 화소들이 제거됨을 볼 수 있다. 최종 검출된 피부 영역인 그림 4(d)를 살펴보면, 피부 영역과 비-피부 영역들이 잘 분리됨을 볼 수 있다.

3.2 피부 색소 분할 기법

제안한 방법에서는 ICA 알고리즘을 이용하여 위에서 추출된 피부 영역에서 헤모글로빈과 멜라닌의 색소 성분들을 분리한다. 여기서 ICA 알고리즘은 각

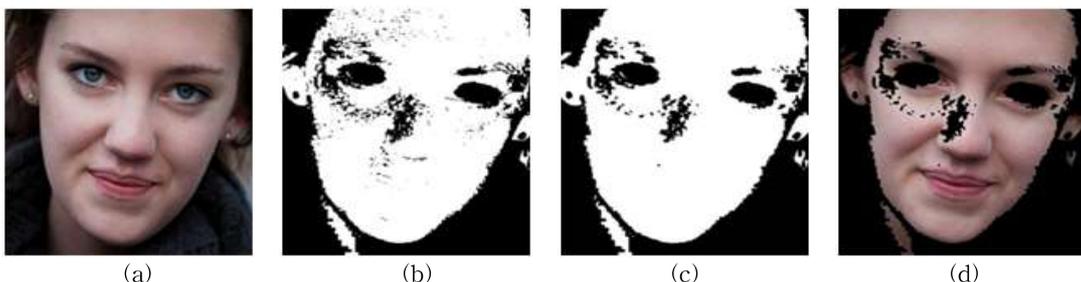


그림 4. GMM-EM 클러스터링 기반 피부 색소 모델 처리 과정의 예; (a) 원 영상, (b) 이진화된 검출 피부 영역, (c) 모폴로지 연산 처리된 피부 영역, 및 (d) 최종 검출된 피부 영역

성분들에 대한 사전 정보가 없어도 서로 독립적인 성분들로 구성된 신호로부터 예측된 신호들의 통계적인 독립성을 최대화함으로써 각 성분들을 추출할 수 있는 장점이 있다. 본 논문에서는 ICA를 컬러 피부 영상에 적용하기 위하여 다음과 같은 3가지 가정을 설정한다.

- 1) 피부색은 헤모글로빈 및 멜라닌 성분들에 의해 결정된다.
- 2) 피부 영역에서 헤모글로빈과 멜라닌의 분포는 서로 독립적이다.
- 3) 피부 영상과 헤모글로빈 및 멜라닌의 양은 광 밀도(optical density) 영역에서 선형성(linearity)을 갖는다.

Tsumura[17] 등은 위 3)의 선형성 가정에 기반하여 RGB 색 좌표계의 광 밀도 벡터 $\mathbf{I}(x,y)$ 를

$$\mathbf{I}(x,y) = [-\log(r(x,y)), -\log(g(x,y)), -\log(b(x,y))]^T \quad (8)$$

와 같이 표현함으로써 피부 영역에서 헤모글로빈 및 멜라닌 성분을 분리하였다. 여기서 $[\]^T$ 은 전치 행렬을 의미하고, $r(x,y)$, $g(x,y)$, 및 $b(x,y)$ 는 각각 RGB 색 좌표계에서 R, G, 및 B 성분의 화소값이다. 그리고 나머지 2가지 가정에 의해 광 밀도 벡터 $\mathbf{I}(x,y)$ 는

$$\mathbf{I}(x,y) = q_m(x,y)\mathbf{c}^m + q_h(x,y)\mathbf{c}^h + \Delta \quad (9)$$

와 같이 표현될 수 있다. 여기서 \mathbf{c}^m 및 \mathbf{c}^h 는 각각 멜라닌 및 헤모글로빈의 밀도 벡터이고,

$q_m(x,y)$ 및 $q_h(x,y)$ 는 각각 멜라닌 및 헤모글로빈 성분의 크기 값이며, Δ 는 다른 피부 조직에 의해 영향을 받는 공간 정상 벡터 (spatially stationary vector)를 나타낸다. 따라서 피부 영상의 벡터 $\mathbf{I}(x,y)$ 은

$$\mathbf{I}(x,y) = \tilde{\mathbf{C}}(\mathbf{K}[q_m(x,y), q_h(x,y)]^T + j\mathbf{E}) + j\Delta \quad (10)$$

와 같이 표현될 수 있다. 이때 두 성분의 크기는

$$[q_m(x,y), q_h(x,y)] = \tilde{\mathbf{C}}^{-1}\mathbf{I}(x,y) - \mathbf{E} \quad (11)$$

이고, \mathbf{E} 는

$$\mathbf{E} = \min(\tilde{\mathbf{C}}^{-1}\mathbf{I}(x,y))_{\forall x,y} \quad (12)$$

와 같다. 여기서 $\tilde{\mathbf{C}}$ 는 $[\mathbf{c}^m, \mathbf{c}^h]$ 의 예측치를 의미하고, \mathbf{K} 및 j 는 합성 인자(synthesis parameter)를 나타낸다. 제안한 방법에서는 멜라닌 및 헤모글로빈에 대하여 $\mathbf{K} = \text{diag}[1,0], j=0$ 및 $\mathbf{K} = \text{diag}[0,1], j=0$ 와 같이 각각

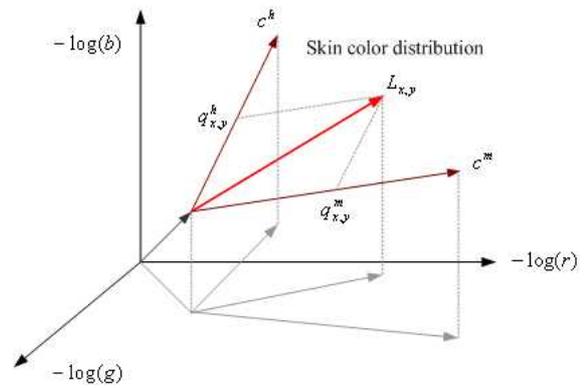


그림 5. 광 밀도 영역에서 ICA 알고리즘의 동작 원리 [17]

설정한다. 그림 5는 광 밀도 영역에서의 헤모글로빈 및 멜라닌 성분 크기를 보여준다. 이와 같은 방법에 의하여 $NV \times NH$ 크기의 피부 영역에서 각 위치에 대한 멜라닌 및 헤모글로빈 성분 크기

$$Q_m = (q_m(x,y))_{x \in [1, NH], y \in [1, NV]} \quad \text{및}$$

$$Q_h = (q_h(x,y))_{x \in [1, NH], y \in [1, NV]} \quad \text{을 각각 구한다.}$$

본 논문에서는 관련된 실험을 통하여 헤모글로빈과 멜라닌 성분이 동시에 존재하는 피부 영역에서 멜라닌 색소의 분포는 헤모글로빈 색소로부터 영향을 받지 않고 작은 화소값을 갖는 피부 영역은 멜라닌 성분에 의해 색소 침착이 발생하는 것을 확인하였다.

3.3 색소 침착 측정

3.3.1 투영 변환 블록 계수

제안한 방법에서는 헤모글로빈 및 멜라닌 성분이 존재하는 위치를 파악하기 위하여, 가로축 X 및 세로축 Y의 이산 구간별로 투영된 평균값을 나타내는 투영 변환 블록 계수를 구한다. 두 축 상에서 분할된 이산 구간들은 블록으로 나타내어지며, 하나의 블록은 두 축에 투영된 2개의 계수들로 구성된 투영 변환 블록 계수를 가진다. 피부 영역을 블록 단위로 나누어 X 및 Y축 방향으로 투영된 멜라닌 크기 $q_m(x,y)$ 및 헤모글로빈 크기 $q_h(x,y)$ 에 대한 투영 변환 블록 계수를 구한다[18]. 피부 영역의 해상도가 $NV \times NH$ 이고, 블록의 크기가 $\Delta x \times \Delta y$ 일 때, 각 축에 대한 분할된 이산 구간의 개수는 $NX = \lfloor NH / \Delta x \rfloor$, $NY = \lfloor NV / \Delta y \rfloor$ 이고, 블록의 개수는 $NX \times NY$ 이다. 멜라닌 크기 $q_m(x,y)$ 에 대한 i 번째 이산구간의 X축 투영 계수 $p_m(i|X)$ 와 j 번째 이산구간의 Y축 투영 계수 $p_m(j|Y)$ 는

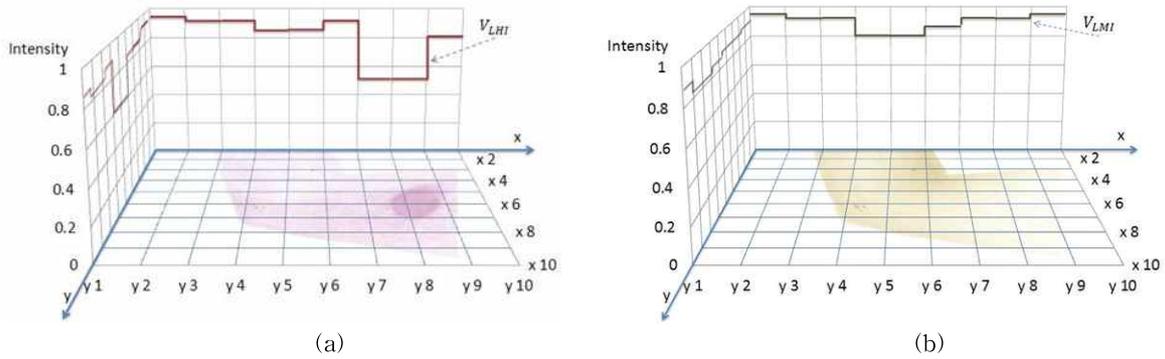


그림 6. (a) 헤모글로빈 및 (b) 멜라닌 성분의 투영 변환 블록 계수

$$p_m(i|X) = \frac{1}{\Delta x \times NV} \int_0^{NV} \int_{(i-1)\Delta x}^{i\Delta x} q_m(x,y) dx dy, \quad (13)$$

$$p_m(j|Y) = \frac{1}{\Delta y \times NH} \int_0^{NH} \int_{(j-1)\Delta x}^{j\Delta x} q_m(x,y) dy dx \quad (14)$$

와 같이 정의된다. (i,j) 번째 블록 B_{ij} 은 X축 및 Y축에 투영된 계수 $(p_m(i|X), p_m(j|Y))$ 을 가지며, 이를 투영 변환 블록 계수라 한다. 따라서 멜라닌 투영 변환 블록 계수는

$$H_m = (p_m(i|X), p_m(j|Y)), \text{ for } i \in [1, NX], j \in [1, NY] \quad (15)$$

와 같다. 이와 마찬가지로 헤모글로빈 투영 변환 블록 계수는

$$H_h = (p_h(i|X), p_h(j|Y)), \text{ for } i \in [1, NX], j \in [1, NY] \quad (16)$$

와 같으며, $(p_h(i|X), p_h(j|Y))$ 은 $(p_m(i|X), p_m(j|Y))$ 와 같은 방법으로 헤모글로빈 크기값 $q_h(x,y)$ 에 의하여 구하여진다. 그림 6은 피부 영역에 대한 헤모글로빈 및 멜라닌의 투영 변환 블록 계수를 보여준다. 일반적으로 정상 피부는 주변 영역보다 높은 계수를 가지나 색소 침착은 낮은 계수를 가지는 특성을 이용함으로써 색소 침착이 검출될 수 있는데, 제안한 방법에서는 블록 개수를 조정하여 색소 침착 검출율을 조절한다.

3.3.2 색소 침착 검출

제안한 방법에서는 곡선에 의한 불균일성을 최소화하면서 색소 침착을 판별하기 위하여 헤모글로빈과 멜라닌 성분에 대한 전역 비(global ratio) R_G 와

$$R_G = \frac{\overline{Q_h}}{\overline{Q_m}} \quad (17)$$

where $\overline{Q_h} = \frac{1}{NX \times NY} \sum_{i=1}^{NX} \sum_{j=1}^{NY} \sqrt{p_h^2(i|X) + p_h^2(j|Y)}$

$$\overline{Q_m} = \frac{1}{NX \times NY} \sum_{i=1}^{NX} \sum_{j=1}^{NY} \sqrt{p_m^2(i|X) + p_m^2(j|Y)}$$

블록 내의 지역 비 (local ratio) R_{ij} 을

$$R_{ij} = \frac{\sqrt{p_h^2(i|X) + p_h^2(j|Y)}}{\sqrt{p_m^2(i|X) + p_m^2(j|Y)}} \quad (18)$$

와 같이 설정한다. R_{ij} 는 (i,j) 번째 블록의 멜라닌과 헤모글로빈의 투영 변환 블록 계수 크기의 비율을 나타내고, R_G 는 전체 블록에 대한 두 성분의 투영 변환 블록 계수 크기의 평균 비율을 나타낸다. 제안한 방법에서는 지역 비 R_{ij} 를 전역 비 R_G 와 비교함으로써 블록 내의 색소 침착 발생 여부를

$$B_{ij} \rightarrow \begin{cases} \text{Hemoglobin block,} & \text{if } R_G > R_{ij} + th \\ \text{Melanin block,} & \text{if } R_G < R_{ij} - th \\ \text{Normal block,} & \text{otherwise} \end{cases} \quad (19)$$

와 같이 판정한다. 이를 그림 7에 도식화하여 나타내었다.

본 논문에서는 균일한 조명 환경에서 정상 피부 영역의 국부 비는 전역 비와 거의 유사하며, 이 두 비율들은 색소 침착에 의해서만 영향을 받는다고 가정한다. 이와 같은 가정 하에 실험에서는 30개 색소 침착 영상들의 헤모글로빈과 멜라닌 성분들을 비교하였다. 색소 침착 영역의 국부 비와 정상 피부 영역

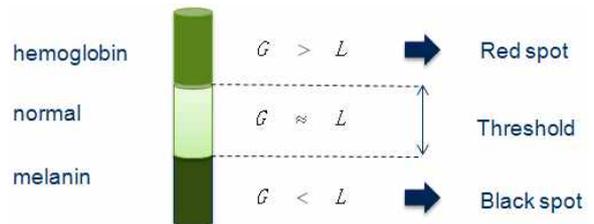


그림 7. 전역 비와 지역 비를 이용한 피부 색소 침착 판정

의 국부 비의 차이가 약 35에 가까우면, 가시적으로 두 영역들 간의 차이가 작으며, 반대로 두 비율의 차이가 60 이상이면 가시적으로 현격한 차이가 나타남을 확인하였다. 본 논문에서는 색소 침착 영역과 정상 피부 영역과의 일반적인 차이에 따라 문턱치를 결정하였다.

3.3.3 색소 침착 정량화

위에서 구한 투영 변환 블록 계수에 의하여 획득된 색소 침착은 영역과 정도로 정량화되는데, 침착 영역 A_p 은 헤모글로빈 및 멜라닌으로 판별된 블록들의 면적 비율로 계산되어진다.

$$A_p = \frac{N(B_p) \times \Delta x \Delta y}{NH \times NV} \quad (20)$$

여기서 $N(B_p)$ 는 헤모글로빈 또는 멜라닌으로 판별된 블록들의 개수를 나타낸다.

색소 침착 정도는 정상 피부와의 표준 편차로 계산되어진다. 헤모글로빈 또는 멜라닌 색소 침착으로 판별된 임의의 블록 B_{ij} 내의 색소 침착 정도는 해당 블록 내의 화소값 x 와 색소 침착으로 판별되지 않은 블록들의 평균 화소값 \bar{x} 에 대한 표준 편차 σ_{ij} 로

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{\Delta x \Delta y} \sum_{i=1}^{i+\Delta x} \sum_{j=1}^{j+\Delta y} (x_{ij} - \bar{x})^2} \quad (21)$$

와 같이 정의된다. 이는 색소 침착된 영역의 화소와

정상 피부의 화소와의 차이를 나타내는 척도로서, 화장 (make-up) 전후의 색소 침착의 개선을 측정하는 용도로도 사용될 수 있다.

4. 실험 결과 및 고찰

4.1 실험 환경

본 논문에서 제안한 피부 색소 침착 검출 방법은 피부 영역 추출, 헤모글로빈 및 멜라닌 성분으로의 피부 영상 분할, 및 색소 침착 측정 단계로 구성된다. 피부 영역 추출 단계에서는 사람의 손, 팔, 얼굴 등을 포함하는 200개의 피부 영상을 분석하여 GMM-EM 클러스터링을 이용하고, 두 번째 단계에서는 ICA 알고리즘을 이용하여 피부 영역으로부터 헤모글로빈 및 멜라닌 성분을 분리하는데 이에 대한 결과는 그림 8에서와 같다. 이 그림으로부터 제안한 방법이 두 성분의 색소 침착을 잘 검출함을 알 수 있다. 마지막 단계에서는 분리된 헤모글로빈 및 멜라닌 성분에 대한 투영 변환 블록 계수를 계산한다. 본 실험으로부터 정상 피부에서는 전역 비 R_G 와 지역 비 R_{ij} 가 유사한 값을 가짐을 확인하였고, 흑점 및 홍점을 포함하고 있는 피부에서는 서로 상이한 값을 가짐을 확인하였다. 블록의 개수를 30×30과 100×100으로 가변하면서 투영 변환 블록 계수를 통해 검출된 색소 침착된 영역은 그림 9에 표시하였는데, 색소 침착으로 판별

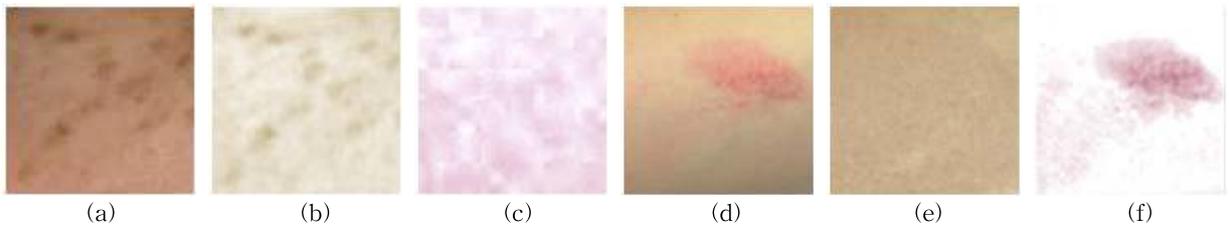


그림 8. (a) 흑점(black spot)을 가지는 피부에 대한 (b) 멜라닌과 (c) 헤모글로빈 성분, (d) 홍점(red spot)을 가지는 피부에 대한 (e) 멜라닌과 (f) 헤모글로빈 성분

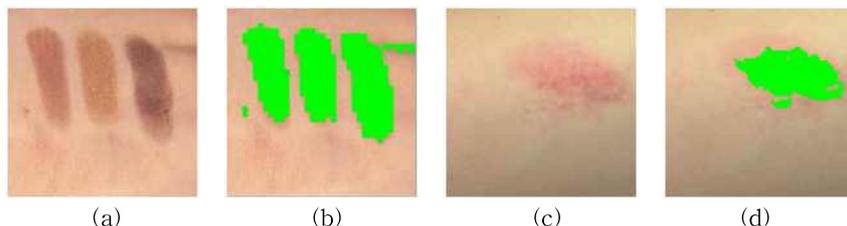


그림 9. (a) 흑점을 가지는 피부 영상에서 (b) 30×30개 블록들 중 흑점으로 판별된 블록들, (c) 홍점을 가지는 피부 영상에서 (d) 100×100개 블록들 중 홍점으로 판별된 블록들

된 블록들은 녹색으로 표시되어 있다.

4.2 실험 평가

4.2.1 조도 실험

조도 변화에 대한 검출 평가를 위하여, 본 실험에서는 그림 10에서와 같이 단일 광원, 다중 광원, 및 태양광에 대한 6개의 조도 환경으로부터 생성된 60개의 테스트 영상들을 사용하였다. 테스트 영상으로부터 검출된 결과는 그림 11에서와 같으며, 녹색으로 표기된 블록은 색소 침착으로 판별된 것이다. 각 조도 환경 하에서 제안한 방법 및 Lu 등 [9]의 방법에 대한 색소 침착의 영역과 정도들은 표 1에서와 같다. 이 결과로부터 제안한 방법이 조도 변화에 강인하고, 가시적으로 검출 성능이 우수함을 확인하였다. 단 dark 및 medium shadow 환경에서는 음영 영역에서 헤모글로빈 성분값이 멜라닌 성분값보다 상대적으로 크다고 판단되어 이 영역이 색소 침착영역으로 잘못 판단된 경우가 발생하였고, specular 환경에서는 헤모글로빈 및 멜라닌 성분값이 모두 큰 값을 가

지므로 이들의 비가 문턱값보다 작으므로 색소 침착 영역으로 판단되지 않는 경우가 발생함을 확인하였다. 그러나 6개의 조도 환경 이외에 대비가 낮고, 극단적인 밝거나 어두운 영상에서는 검출이 낮아질 것이다.

4.2.2 자외선 차단제 평가

제안한 방법은 자외선 차단제의 성능 평가에 적용될 수 있다. 본 실험에서는 피부 색소 침착을 감추는 기능을 가지는 3개 브랜드에서 생산되는 미백용 자외선 차단제에 대하여 성능을 평가하였다. 실험 평가에서는 색소 침착된 피부에 차단제의 약 0.05ml 정도를 바른 후, 색소 침착의 정도를 측정하였고, 또한 차단제가 적용된 영역을 정상 피부 영역 및 색소 침착된 영역과 가시적으로 비교하였다. 이 때 자외선 차단제가 적용된 피부 색상은 정상 피부에 가깝다. 표 2는 3개 자외선 차단제에 대한 평가 결과를 보여준다. 이 표로부터, 자외선 차단제가 적용된 피부 영상에서 색소 침착의 영역이 매우 작았으며, 샘플 2의 표준 편차가 제일 작음을 확인하였다. 이 표준 편차

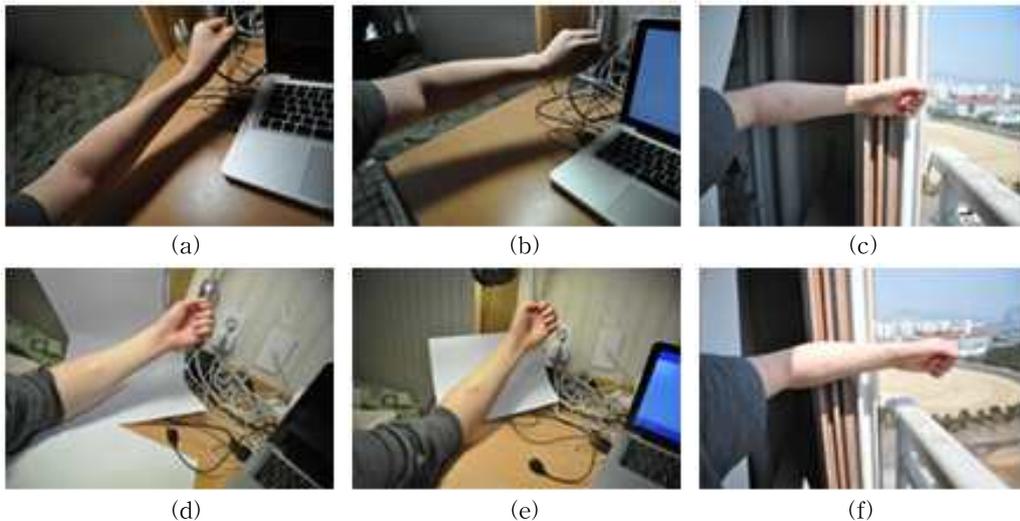


그림 10. 단일광원, 다중 광원, 및 태양광에서 다양한 조도환경으로부터 획득된 테스트 영상

표 1. 6개 조도 환경에서의 색소 침착 검출율

		Dark shadow	Medium shadow	Light shadow	Lights	Sun	Specular
Proposed algorithm	Detected area [%]	6.95	11.52	7.54	9.68	8.14	4.97
	Standard deviation	17.04	18.07	15.54	20.07	16.61	8.54
	Error rate [%]	22.85	52.79	1.28	0	1.19	48.7
Error rate of Lu [%]		27.04	47.80	2.69	0.55	1.27	27.8

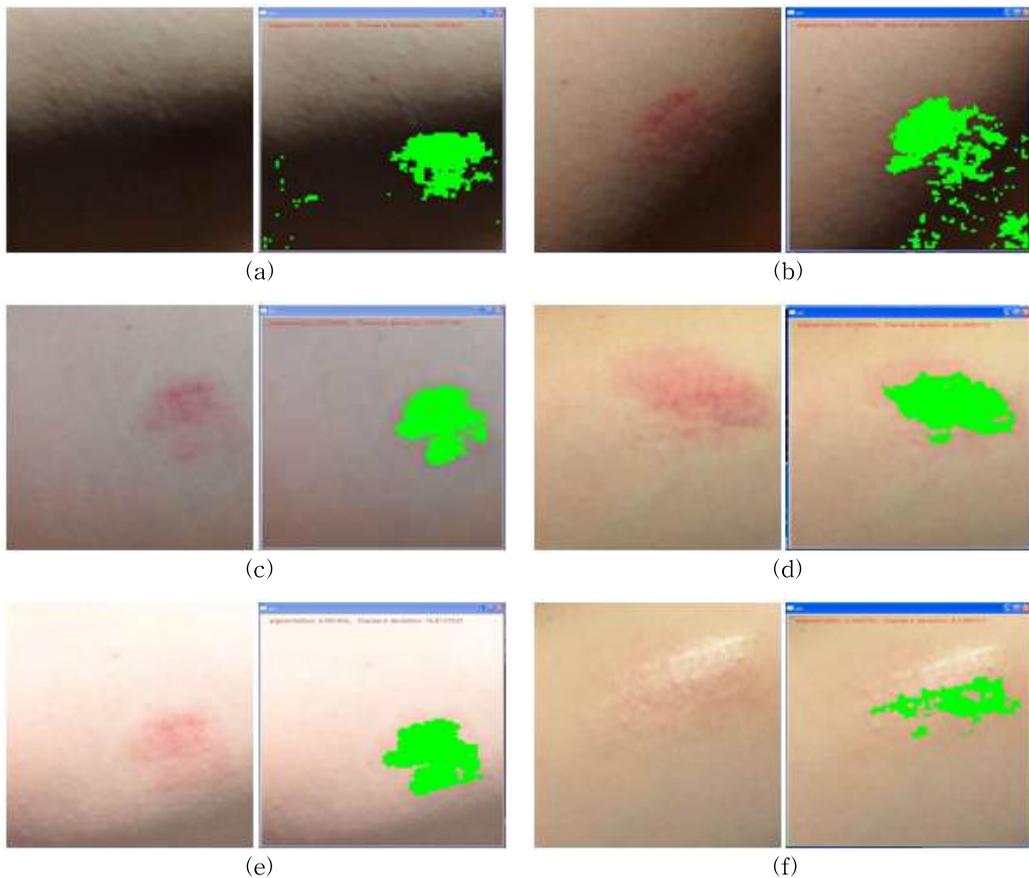


그림 11. 6개 조도 환경에서 획득된 영상에서 색소 침착 검출 결과: (a) Dark Shadow, (b) Medium shadow, (c) Light shadow, (d) Direct light, (e) Sun, and (f) Specular.

표 2. 자외선 차단제의 미백 성능 평가

	Skin without pigmentation	Skin with pigmentation	Testing sample.1	Testing sample.2	Testing sample.3
Brand & item	-	-	H사. primer base	M사 blemish cover balm	E사 BB magic cream
Detected area	0.00%	9.68%	0.12%	0.00%	0.15%
Standard deviation	7.61	20.07	9.17	7.72	8.98

는 정상 피부 영역에 가까움을 나타낸다.

4.3 비교 평가

성능 비교 실험에서는 제안한 방법과 Lu의 방법 [9]의 검출 시간 및 검출율에 대하여 비교 평가하였다. 이 때, 해상도가 다른 200개의 피부 영상에 대한 색소 침착 검출 시간과 검출율을 측정하여 이를 그림 12에 나타내었다. 이때 조명 환경에 따른 다양한 피부 영상의 개수를 표 3에 나타내었는데, 가로 및 세로

해상도가 동일한 7종류의 피부 영상을 사용하였다. Lu의 방법은 색소 침착 분할만 가능하며, 색소 침착의 양을 측정하지는 못하므로 검출 시간 및 검출율에 대한 성능 비교만 가능하다.

해상도별 평균 검출 시간 결과는 그림 12(a)에서와 같다. Lu의 방법은 3개 채널의 색상 정보 기반으로 색소 침착을 검출하며, 제안한 방법은 CbCr의 2개 채널의 색상 정보와 공간 영역 상의 투영 변환 블록 계수에 의하여 색소 침착을 검출한다. 따라서 제안한

표 3. 본 실험에 사용된 피부영상의 해상도별 개수

Environment \ Dimension	250	300	350	400	450	500	550
Dark shadow	3	3	3	3	4	4	4
Medium shadow	5	5	5	5	6	6	6
Light shadow	5	5	5	5	6	6	6
Lights	5	5	5	5	6	6	6
Sun	5	5	5	5	6	6	6
Specular	3	3	3	3	4	4	4

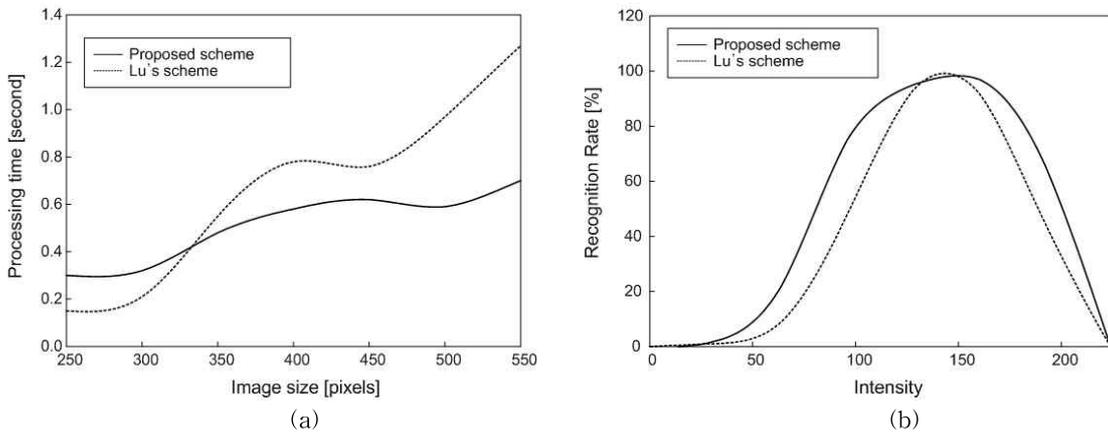


그림 12. 제안한 방법과 Lu 방법의 색소 침착 (a) 검출 시간과 (b) 검출율

방법은 채널 감소로 인하여 검출 시간이 Lu의 방법보다 다소 감소된다. 특히 해상도가 클수록 제안한 방법의 검출 시간이 Lu의 방법보다 0.5-2배 감소됨을 확인하였다.

색소 침착 검출 방법에서는 피부 영역 추출 과정에서 피부가 아닌 영역이 피부 영역으로 잘못 추출될 수 있다는 점과 헤모글로빈 및 멜라닌 색소 분리 과정에서 조명의 영향을 일반적으로 고려해야 한다. 제안한 방법에서는 투영 변환 블록 계수의 전역 비와 지역 비를 사용함으로써 조명의 영향을 최소화한다. 제안한 방법과 Lu의 방법의 색소 침착 검출율은 그림 12(b)에서와 같다. 이 결과 그림을 살펴보면, 중간 밝기에서는 두 방법 모두 100%에 가까운 검출율을 나타내었다. 그러나 어둡거나 밝은 밝기에서는 제안한 방법이 Lu의 방법보다 최대 25% 이상의 높은 검출율을 나타내었다. 이와 같이 제안한 방법이 우수한 검출율을 나타내는 것은 제안한 방법에서는 헤모글로빈 및 멜라닌 성분의 전역 비와 각 블록에 대한 지역 비를 구한 후 이들을 서로 비교함으로써 각 블록의 색소 침착 정도를 판정하기 때문이라고 판단된

다. 하지만 제안한 방법에서도 기존의 방법과 같이 피부 영역에 그림자와 같은 어두운 부분이 존재할 경우 이를 피부암의 한 형태인 멜라노마로 판단할 가능성이 있는데, 이러한 경우를 개선할 수 있는 연구가 진행되어야 할 것으로 판단된다.

5. 결 론

본 논문은 피부 색소 침착을 검출하고 측정하는 알고리즘을 제안하였는데, 제안한 방법에서는 먼저 YCbCr 색좌표계에서 Cb 및 Cr 성분에 대하여 피부 색상을 군집화함으로써 설계된 GMM-EM 클러스터링 기반 피부 컬러 모델을 이용하여 피부 영역을 추출한다. 이와 같은 방법으로 추출된 피부 영역을 ICA 알고리즘을 사용하여 헤모글로빈 및 멜라닌 성분으로 분리한 후, 각 성분들의 투영 변환 블록 계수를 통해 색소 침착 위치 및 크기를 측정한다. 제안한 색소 침착 검출 알고리즘의 성능을 평가하기 위한 실험을 통해, 제안한 알고리즘은 입력 영상의 해상도가 증가함에 따라 처리 속도가 기존의 방법보다 2배 정

도 빠르고, 다양한 조명 환경에서 우수한 검출 성능을 나타내었고 특히 어두운 영역에서 기존의 방법보다 25% 이상 색소 침착 검출율이 향상됨을 확인하였다. 하지만 제안한 방법에서는 매우 어두운 그림자 등이 존재하는 영상에서 검출 정확도가 떨어지고, 처리 시간 및 안정성 면에서 ICA 알고리즘의 개선이 필요함을 확인하였고 향후 연구에서 이에 대한 개선이 수행되어야 할 것으로 판단된다.

참 고 문 헌

- [1] K.M. Clawson, P.J. Morrow, B.W. Scotney, D.J. Mckenna, and O.M. Dolan, "Computer-ised Skin Lesion Surface Analysis for Pigment Asymmetry Quantification," *International Machine Vision and Image Processing Conference*, pp. 75-82, 2007.
- [2] V.K. Madasu and B.C. Lovell, "Blotch Detection in Pigmented Skin Kesions using Fuzzy Co-Clustering and Texture Segmentation," *Digital Image Computing: Techniques and Applications*, pp. 25-31, 2009.
- [3] H. Zhou, J.M. Rehg, and M. Chen, "Exemplar-Based Segmentation of Pigmented Skin Lesions from Dermoscopy Images," *IEEE International Symposium on Biomedical Imaging: From Nano to Macro*, pp. 225-228, 2010.
- [4] G. Sforza, G. Castellano, R.J. Stanley, W.V. Stoecker, and J. Hagerty, "Adaptive Segmentation of Gray Areas in Dermoscopy Images," *IEEE International Workshop on Medical Measurements and Applications Proceedings (MeMeA)*, pp. 628-631, 2011.
- [5] O. Sarrafzade, M.H.M. Baygi, and P. Ghassemi, "Skin Lesion Detection in Dermoscopy Images using Wavelet Transform and Morphology Operations," *17th Iranian Conference of Biomedical Engineering (ICBME)*, pp. 1-4, 2010.
- [6] L. Yang, S.K. Lee, S.G. Kwon, and K.R. Kwon, "Detection of Skin Pigmentation using Independent Component Analysis," *Journal of Korea Multimedia Society*, Vol. 16, No. 1, pp. 1-10, 2013.
- [7] K. Aravind and V.G.B. Gladimir, "A Study on Skin Optics, School of Computer Science," *Technical Report CS-2004-01*, University of Waterloo, 2004.
- [8] H. Nugroho, A.F.M. Hani, R. Jolivot, and F. Marzani, "Melanin Type and Concentration Determination using Inverse Model," *National Postgraduate Conference (NPC)*, pp. 1-7, 2011.
- [9] J. Lu, J.H. Manton, E. Kazmierczak, and R. Sinclair, "Erythema Detection in Digital Skin Images," *IEEE International Conference on Image Processing (ICIP)*, pp. 2545-2548, 2010.
- [10] R. Hassanpour, A. Shahbahrani, and S. Wong, "Adaptive Gaussian Mixture Model for Skin Color Segmentation," *Proc. World Academy of Science, Engineering and Technology*, Vol. 31, pp. 1-6, 2008.
- [11] Z. Yu and H.S. Wong, "Fast Gaussian Mixture Clustering for Skin Detection," *IEEE International Conference on Image Processing (ICIP)*, Vol. 4, pp. 341-344, 2007.
- [12] W.R. Tan, C.S. Chan, P. Yogarajah, and J. Condell, "A Fusion Approach for Efficient Human Skin Detection," *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, Vol. 8, No. 1, pp. 138-147, 2012.
- [13] M. Shoyaib, M. Abdullah-Al-Wadud, O. Chae, and R. Byungyong, "Skin Detection using Statistics of Small Amount of Training Data," *Electronics Letters*, Vol. 48, No. 2, pp. 87-88, 2012.
- [14] L. Liu, N. Sang, S. Yang, and R. Huang, "Real-Time Skin Color Detection under Rapidly Changing Illumination Conditions," *IEEE Transactions on Consumer Electronics*, Vol. 57, No. 3, pp. 1295-1302, 2011.
- [15] C. Kim and G. Lee, "An Image Segmentation

Method using Morphology Reconstruction and Non-Linear Diffusion,” *Journal of KISS : Software and Applications*, Vol. 32, No. 6, pp. 523-531, 2005.

- [16] Z.X. Lin and X.R. Sun, “Chinese People Face Natural Color Gamut Color Range and Color Typical Kind of Research,” *ACTA psychologica sinica*, Vol. 29, No. 4, pp.337-343, 1997.
- [17] N. Tsumura, H. Haneishi, and Y. Miyake, “Independent Component Analysis of Skin Color Image,” *Journal of Optical Society of America A*, Vol. 16, No. 9, pp. 2169-2176, 1999.
- [18] Y. Liu, K.R. Kwon, K.S. Moon, S.H. Lee, and S.G. Kwon, “Broken Traffic Sign Recognition Based on Local Histogram Matching,” *Computing, Communications and Applications Conference (ComComAp)*, pp. 415-419, 2012.



류 양

2010년 중국 대련교통대학교 졸업(공학사)
 2010년~현재 부경대학교 IT융합응용공학과 재학 (박사과정)
 관심분야: 디지털 영상 처리



이 석 환

1999년 경북대학교 전자공학과 졸업(공학사)
 2001년 경북대학교 대학원 전자공학과 졸업(공학석사)
 2004년 경북대학교 대학원 전자공학과 졸업(공학박사)

2005년~현재 동명대학교 정보보호학과 부교수
 관심분야: 워터마킹, DRM, 영상신호처리



권 성 근

1996년 경북대학교 전자공학과 학사
 1998년 경북대학교 전자공학과 석사
 2002년 경북대학교 전자공학과 박사

2002년~2011년 삼성전자 무선사업부 책임연구원
 2011년~현재 경일대학교 전자공학과 조교수
 관심분야: 멀티미디어 암호, 모바일 방송, 워터마킹



권 기 룡

1986년 경북대학교 전자공학과 졸업(공학사)
 1990년 경북대학교 대학원 전자공학과 졸업(공학석사)
 1994년 경북대학교 대학원 전자공학과 졸업(공학박사)

2000년~2001년 Univ. of Minnesota, Post-Doc.
 1996년~2005년 부산외국어대학교 디지털정보공학부 부교수
 2006년~현재 부경대학교 전자컴퓨터정보통신공학부 교수
 2008년~현재 한국멀티미디어학회 국제담당부회장
 관심분야: 멀티미디어 정보보호, 영상처리, 웨이브릿 변환