

얼굴 인식을 위한 Anisotropic Smoothing 기반 효율적 조명 전처리

An Efficient Illumination Preprocessing Algorithm based on Anisotropic Smoothing for Face Recognition

김상훈*, 정선태*, 정수환*, 조성원**
숭실대학교 정보통신전자공학부*, 홍익대학교 지능정보처리연구실**

Sanghoon Kim(hosuwa@ssu.ac.kr)*, Sun-Tae Chung(cst@ssu.ac.kr)*,
Souhwan Jung(souhwanj@ssu.ac.kr)*, Seongwon Cho(swcho@wow.hongik.ac.kr)**

요약

다양한 조명 환경 하에서, 얼굴인식이 잘 동작하도록 하는 것은 매우 어려운 일이며 성공적인 상업화를 위해서는 반드시 성취되어야 하는 작업이다. 본 논문에서는 얼굴 인식을 위한 효율적인 조명 전처리 방법을 제안한다. Anisotropic smoothing 기반 조명 전처리 방법은 조명 전처리 방법 가운데 효과적인 방법으로 잘 알려져 있으나, 원 이미지의 명도 대비를 감소시키며 에지 성분의 약화를 초래한다. 본 논문의 제안 방법은 기존 anisotropic smoothing 방법을 개선하여, 조명의 영향을 줄이면서 명도 대비를 증가시키고 에지 정보를 강화한다. 이러한 개선의 결과로, 본 논문의 제안 방법에 의해 조명 전처리된 같은 사람의 얼굴 이미지들은 보다 차별적인 특징 벡터(가버 특징 벡터)를 갖게 된다. 본 논문에서 제안한 조명 전처리 방법의 효율성은 가버젯 유사도를 이용한 얼굴 인식의 실험을 통하여 입증되었다.

■ 중심어 : | 조명 전처리 | 얼굴 인식 | Anisotropic Smoothing | 가버 특징 벡터 |

Abstract

Robust face recognition under various illumination environments is very difficult and needs to be accomplished for successful commercialization. In this paper, we propose an efficient illumination preprocessing method for face recognition. Illumination preprocessing algorithm based on anisotropic smoothing is well known to be effective among illumination normalization methods but deteriorates the intensity contrast of the original image, and incurs less sharp edges. The proposed method in this paper improves the previous anisotropic smoothing based illumination normalization method so that it increases the intensity contrast and enhances the edges while diminishing effects of illumination. Due to the result of these improvements, face images preprocessed by the proposed illumination preprocessing method becomes to have more distinctive feature vectors(Gabor feature vectors). Through experiments of face recognition using Gabor jet similarity, the effectiveness of the proposed illumination preprocessing method is verified.

■ keyword : | Illumination Normalization | Face Recognition | Anisotropic Smoothing | Gabor Feature Vector |

1. 서론

다양한 조명 환경에서도 얼굴인식이 잘 동작하게 하는 것은 쉽지 않다[1]. 얼굴 인식에서 조명 문제를 처리

* 본 연구는 숭실대학교 교내연구비 지원으로 수행되었습니다.

접수번호 : #071126-004

접수일자 : 2007년 11월 26일

심사완료일 : 2007년 12월 27일

교신저자 : 정선태, e-mail : cst@ssu.ac.kr

하는 방법의 하나는 조명에 대해 영향을 비교적 받지 않는 특징 벡터를 찾아 이를 이용하는 방법이다. 그러나 현재까지 시도된 어떠한 특징 벡터도 조명에 대해 강인하지 못한 것으로 보고되고 있다[2]. 또 다른 방법의 하나는 얼굴 이미지에 대해 조명 정규화 전처리를 하는 것이다. 즉, 전처리하여 비교적 조명에 대해 균일한 얼굴 이미지를 얻은 후에 이를 얼굴 인식에 사용하는 것이다. 이러한 조명 정규화 전처리 방법들[3] 가운데, anisotropic smoothing 기반 방법[4]이 비교적 효과적인 것으로 보고되고 있다. 그런데, [4]의 anisotropic smoothing 방법에 의한 조명 전처리는 고주파수 성분이 강한 반사(reflectance) 성분만을 고려하고 조명(illumination) 성분을 버리기 때문에 이 방법에 의해 전처리된 이미지는 명도 대비는 열화 된다. 또한, 반사 성분을 얻는 과정에서 고주파 성분의 손실이 있어 에지도 조금 무디어 지게 됨을 볼 수 있다. 따라서 이 방법에 의해 조명 전처리된 이미지에 대해 가버 특징 벡터와 같은 특징 벡터를 추출하는 경우에 전처리된 이미지에서 저주파 성분이 매우 적고, 고주파 성분도 손실이 있어, 조명 조건이 좋은 영상에 비해 덜 차별적인 특징 벡터(가버 특징 벡터)를 얻게 된다. 따라서 특징 벡터들의 유사도를 이용하는 얼굴 인식 알고리즘은 인식을 성능이 저하될 수 있다.

본 논문에서는 [4]에서 도입한 anisotropic smoothing 방법을 개선하여 에지 성분은 강화되고 명도 대비는 증가시킨 개선된 조명 전처리 방법을 제안한다. 이러한 개선의 효과로 이러한 개선 효과로, 본 논문의 제안 방법으로 조명 전처리된 얼굴 이미지의 특징점에서 추출한 가버 특징 벡터들은 기존 anisotropic smoothing 기반 조명 전처리된 얼굴 이미지의 특징점에서 추출한 가버 특징 벡터들보다도 더 차별적이게 되어, 가버 특징 벡터 기반 얼굴 인식 알고리즘의 인식률을 개선하게 된다.

본 논문에서 제안한 조명 전처리 방법의 효율성을 입증하기 위해, 1) 조명 전처리하지 않은 얼굴 데이터베이스에 대한 얼굴 인식, 2) 동일한 얼굴 데이터베이스에 [4]에서 제안한 조명 전처리 방법을 적용한 후의 얼굴 인식, 3) 동일한 얼굴 데이터베이스에 대해 본 논문에서

제안한 조명 전처리 방법을 적용한 후의 얼굴 인식 등 3가지 경우에 대해 실험하였다. 얼굴 인식 방법은 가버젯 유사도를 이용한 얼굴 인식 방법이다[5]. 실험 결과를 통해 본 논문에서 제안한 조명 전처리 방법이 효과적임을 알 수 있었다.

본 논문은 다음과 같이 구성된다. 2절에서는 본 논문에서 사용한 가버 특징 벡터 기반 얼굴 인식에 대해 간단히 설명하고, 3절에서는 기존 anisotropic smoothing 기반 조명 전처리 방법이 소개된다. 4절에서는 논문이 제안한 조명 전처리 방법이 기술되며, 5절에서는 실험 및 결과 분석 결과가 설명된다. 마지막으로 6절에서는 결론이 주어진다.

II. 가버젯 유사도 기반 기반 얼굴 인식

1. 가버 웨이블릿, 가버젯 및 가버젯 유사도

본 논문에서 사용한 얼굴 이미지 특징점에서의 가버 특징 벡터는 얼굴 이미지 특징점에 대해 가버 웨이블릿 커널을 컨볼루션하여 얻어진 벡터이다.

본 논문에서 사용한 가버 웨이블릿 커널은 다음과 같이 표현된다[5].

$$W(x, y, \theta, \lambda, \varphi, \sigma) = e^{-\frac{1}{2\sigma^2}(\vec{x} \cdot \vec{x})} e^{i\vec{k} \cdot \vec{k}} \quad (1)$$

여기서, $\vec{x} = (x, y)^T$ 이고 웨이브 벡터 \vec{k} 는 $\vec{k} = \left(\frac{2\pi\cos\theta}{\lambda}, \frac{2\pi\sin\theta}{\lambda}\right)^T$ 로 주어지며, 이 때 θ 는 웨이블릿의 방향을 λ 는 웨이블릿의 파장(주파수 역수)을 나타낸다. 또한 식(1)에서 σ 는 λ 에 비례하는 가우시안의 크기를 나타낸다. 본 논문에서 식 (1)로 표현되는 가버 웨이블릿 커널에 대해 $\theta \in \left\{0, \frac{\pi}{8}, \frac{2\pi}{8}, \frac{3\pi}{8}, \frac{4\pi}{8}, \frac{5\pi}{8}, \frac{6\pi}{8}, \frac{7\pi}{8}\right\}$ 와 $\lambda \in \{4, 4\sqrt{2}, 8, 8\sqrt{2}, 16\}$, $\sigma = \lambda$ 의 40개 조합으로 나타나는 가버 웨이블릿 커널을 사용하였다. 이상 40개 조합에 대한 가버 웨이블릿 커널을 실수부와 허수부로 나누고 각각을 이산화하여 가버 웨이블릿 마스크를 만들고 이 가버 웨이블릿 마스크와 이미지의 점 (x, y) 근방 각 점에서의 이미지 픽셀값(그레이값)들과 컨볼루션하여 얻어진 계수(복소수)들

$J_j = \alpha_j + i\beta_j (j=1, \dots, 40)$ (여기서 $i = \sqrt{-1}$)을 구하였다.

이 때, 각 이미지의 점 (x, y) 에서의 가버젯 $\mathcal{J}(x, y)$ 은 $\mathcal{J}(x, y) = \{J_j; j=1, \dots, 40\}$ 으로 정의된다. 또한 각 복소 가버 웨이블렛 계수 J_j 은 $J_j = a_j e^{i\phi_j}$ (크기 a_j , 위상 ϕ_j)로 표현될 수 있다.

이미지의 점 (x_0, y_0) 에서의 각 복소 가버 웨이블렛 계수를 $J_j^0 = a_j^0 e^{i\phi_j^0}$ 라 하고, 이미지의 점 (x_0, y_0) 에서의 가버젯을 $\mathcal{J}^0(x_0, y_0) = \{J_j^0; j=1, \dots, 40\}$ 라 하면, 가버젯 \mathcal{J} 와 \mathcal{J}^0 사이의 가버젯 유사도 $S_\phi(\mathcal{J}, \mathcal{J}^0)$ 는 다음과 같이 정의된다[5].

$$S_\phi(\mathcal{J}, \mathcal{J}^0) \equiv \frac{\sum_{j=1}^{40} a_j a_j^0 \cos(\phi_j - \phi_j^0)}{\sqrt{\sum_{j=1}^{40} a_j^2 \sum_{j=1}^{40} (a_j^0)^2}} \quad (2)$$

2. 가버젯 유사도에 따른 얼굴 인식

본 논문에서는 얼굴에 특징점을 25개의 수동 좌표[그림 1]와 이 25개의 점들을 보간하여 얻은 55개 등 총 80개의 점을 사용하였으며, 등록된 각 얼굴 이미지의 80개의 특징점 각각에 대해, 가버젯을 계산하여 얻어진 80개의 가버젯을 저장하였다. 새 테스트 얼굴 이미지에 대해서, 같은 위치의 특징점 80개에서 뽑은 80개의 가버젯과 등록된 각 이미지의 80개의 가버젯과의 유사도를 계산한 후에 유사도가 가장 큰 등록된 이미지를 인식된 얼굴로 판정하는 것으로 하였다. 가버젯 유사도를 이용한 얼굴 인식은 EBGM(Elastic Bunch Graph Matching)이라고 하는데 인식률이 높은 방법의 하나로 잘 알려져 있다[5].

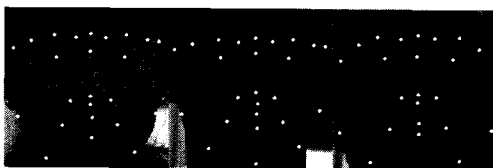


그림 1. 본 논문의 얼굴 인식에서 사용한 25개의 수동 특징점들의 위치

III. Anisotropic smoothing 기반 조명 처리

이미지 $I(x, y)$ 는 반사와 조명의 곱으로 표현된다 [7]. 즉, $I(x, y) = R(x, y)L(x, y)$ (여기서, $R(x, y)$ 은 반사(reflectance) 부분, $L(x, y)$ 은 조명(illumination)부분을 나타낸다).

반사 부분 $R(x, y)$ 은 조명에 독립적인 물체 고유의 특성을 나타내므로, 반사 $R(x, y)$ 에서 가버 특징 벡터를 추출하면, 이는 조명에 독립적인 가버 특징 벡터가 될 것이다.

이미지 $I(x, y)$ 로부터 반사 $R(x, y)$ 및 조명 $L(x, y)$ 을 구하는 것은 잘못 정의된 문제(ill-posed)이다. 그러나 [4]에서는 조명 $L(x, y)$ 은 이미지 $I(x, y)$ 와 유사하고, 매끈하게 변화한다는 가정 하에 근사적으로 조명 $L(x, y)$ 을 다음의 비용 함수를 최소화하는 해로 구하였다.

$$\mathcal{J}(L) = \iint_{\Omega} \rho(x, y)(L - I)^2 dx dy + \lambda \iint_{\Omega} (L_x^2 + L_y^2) dx dy \quad (3)$$

여기서, 첫 번째 항은 조명이 이미지와 유사하도록 제약하며, 두 번째 항은 조명의 매끈한 변화에 대한 제약 조건을 부과하는 것이다. 또한, Ω 는 이미지를 나타내고, λ 는 두 항의 상대적 중요도를 조절하며, $\rho(x, y)$ 는 매끈한 변화에 대한 제약 조건의 비등방성을 조절하는 파라미터를 나타낸다. 식 (3)에 대해 변분법의 오일러-라그랑지 방정식을 이용하면, 식 (3)의 해(Solution) 조명 $L(x, y)$ 는 다음의 식 (4)를 만족한다.

$$L(x, y) + \frac{\lambda}{\rho(x, y)}(L_{xx}(x, y) + L_{yy}(x, y)) = I(x, y) \quad (4)$$

$$(L_{xx}(x, y) \equiv \frac{\partial^2 L}{\partial x \partial x}, L_{yy}(x, y) \equiv \frac{\partial^2 L}{\partial y \partial y})$$

식 (4)를 사각 격자에 대해 이산화 하면, 다음의 식 (5)를 구할 수 있다.

$$L_{i,j} + \lambda \left[\frac{1}{\rho_{i,j-1}} (L_{i,j} - L_{i,j-1}) + \frac{1}{\rho_{i,j+1}} (L_{i,j} - L_{i,j+1}) + \frac{1}{\rho_{i-1,j}} (L_{i,j} - L_{i-1,j}) + \frac{1}{\rho_{i+1,j}} (L_{i,j} - L_{i+1,j}) \right] = I_{i,j} \quad (5)$$

$(L_{i,j}, I_{i,j})$ 는 (i,j) 픽셀 위치에서의 $L(x,y)$ 및 $I(x,y)$ 의 값을 의미하며, $\rho_{i,j}$ 의 값은 보통 웨버 대비(Weber's contrast)로 취한다. $\rho_{i,j} = \frac{\Delta I}{I} = \frac{|I_i - I_j|}{\min(I_i, I_j)}$

식 (5)는 경계값 문제이며, $AL = I$ 형태의 대형 희소행렬(sparse matrix)방정식으로 표현된다. 식 (5)는 경계값 문제의 멀티그리드 해결 방법으로 수치적으로 풀 수 있다[8]. 식 (5)를 풀어 조명 $L(x,y)$ 을 구한 후에, 반사 $R(x,y)$ 은 $I(x,y)/L(x,y)$ 로 구하며, 이후 영상 처리 및 얼굴 인식용 이미지로 반사 이미지 $R(x,y)$ 을 사용한다.

[그림 2]는 원래의 실제 얼굴 이미지들을 anisotropic smoothing 기반 조명 전처리하여 얻어진 반사 이미지들을 보여 준다.

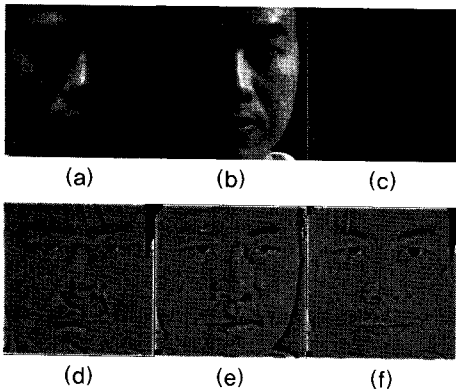


그림 2. 원 이미지와 반사(reflectance) 이미지

[그림 2]에서 반사 이미지 (d), (e), (f)는 각각 원래의 얼굴 이미지 (a), (b), (c)들을 anisotropic smoothing 기반 조명 전처리 방법에 의한 구한 반사 이미지들이다. [그림 2]에서 볼 수 있듯이 반사 이미지들은 원래의 조명 조건에 상관없이 조명에 대해 비교적 균일하다.

물체에 비추어지는 조명은 물체에 걸쳐 급격히 변화

하는 것이 아니고, 부드럽게 변하는 것으로 상정할 수 있다. 따라서 anisotropic smoothing 기반 조명 전처리에서 얻어진 조명 $L(x,y)$ 은 물체의 실제 이미지의 저주파수 성분을, 반사 $R(x,y)$ 은 이미지의 고주파수 성분을 주로 나타내는 것으로 간주된다.

사실, anisotropic smoothing 조명 전처리는 완전하지 않기 때문에 이 방법에 의해 얻어진 반사 이미지 [그림 2]의 (d), (e), (f)는 조명 성분이 완전히 제거된 것은 아니다. 또한, [그림 2]의 반사 이미지는 명도 대비(intensity contrast)에 영향을 미치는 조명 성분이 제거된(저주파 성분의 제거) 반사 성분만의 이미지가므로 명도 대비가 낮고, anisotropic smoothing 결과 반사 부분의 고주파 성분도 일부 손실하여 에지 부분 등을 살펴보면 조금 무디어짐을 볼 수 있다.

얼굴 특징점 부근에서의 작은 명도 대비(저주파 성분 제거) 및 에지의 무디어짐(고주파 성분 일부 손실)은 특징점에서의 가버 특징 벡터 계산에 영향을 미치고 가버젯 유사도에 따른 얼굴 인식에 영향을 미치게 된다 (V장 2절 [표 2] 참조).

IV. 제안된 Anisotropic smoothing 기반 개선된 조명 전처리

1. 제안 조명 전처리 방법 개요

얼굴 인식을 위해 특징 벡터를 추출하는 경우에 보다 차별적인 특징 벡터가 되기 위해서 차별적인 저주파 성분도 필요하다. 그러나 기존 anisotropic smoothing 기반 조명 전처리에서는 저주파수 성분은 별로 없고 고주파수 성분도 일부 손실된 반사(reflectance) 이미지를 제공하기 때문에 얼굴 인식을 위한 보다 차별적인 특징 벡터 추출에 문제가 될 수도 있다. 따라서 본 논문에서는 조명 영향은 줄이면서, 저주파 성분은 최대한 보존하고 고주파 성분은 강화하는 개선된 조명 전처리 방법을 제안한다.

본 논문에서 제안한 조명 전처리 방법은 다음과 같다. 이미지 $I(x,y)$ 는 $I(x,y) = R(x,y)L(x,y)$ 로 표현된다. 먼저, $I(x,y)$ 에서 anisotropic smoothing 방법을

통해 $L(x, y)$ 을 추정한다. 에지 성분을 강화하기 위해 고주파 성분이 많은 반사 $R(x, y)$ 을 추정된 $L(x, y)$ 을 이용하여 구한 후에, 픽셀 값들을 $\alpha (\alpha > 1)$ 배 하였다. 또한, 명도 대비를 개선하기 위해 앞서 구한 조명 $L(x, y)$ 을 히스토그램 평활화(histogram equalization) ($Heq(\cdot)$)하였다. 최종 복원 이미지는 이들을 합성하여 합성된 이미지의 픽셀들의 그레이값이 0~255 범위에 들도록 스케일($Scale(\cdot)$) 하여 구하였다. 이상을 정리하면, 본 논문에서 제안한 개선된 조명 전처리 방법에 의해 얻어진 이미지는 다음과 표현 된다.

$$I(x, y)^{new} = Scale(\alpha R(x, y) + Heq(L(x, y))) \quad (6)$$

2. 에지 강화

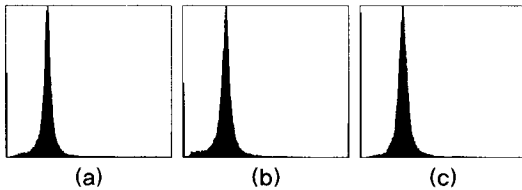


그림 3. 반사 이미지들[그림 2]의 히스토그램

[그림 3]의 (a), (b), (c)는 [그림 2]의 반사 이미지 (d), (e), (f)의 히스토그램이다. 대체로 특정 픽셀 값을 중심으로 좁게 분포하고 있다. 이러한 좁은 분포는 덜 뚜렷한 에지를 나타내게 한다. 따라서 좀 더 뚜렷한 영상 이미지를 위해서는 반사 이미지 히스토그램의 분포를 펼칠 필요가 있다. 본 논문에서는 이를 위하여, anisotropic smoothing 방법을 통해 구한 반사 $R(x, y)$ 을 $\alpha (\alpha > 1)$ 배하였다.

[그림 4]는 [그림 2]의 반사 이미지들에 $\alpha (\alpha = 2)$ 배하여 얻은 이미지들이고, [그림 5]는 이의 히스토그램이다. 즉, [그림 2]의 반사 이미지 (d), (e), (f)에 각각에 대해 픽셀 값을 $\alpha (\alpha = 2)$ 배하여 얻은 이미지와 그에 대한 히스토그램이다.

[그림 5]를 통해 [그림 4]의 이미지들이 [그림 2]의 반사 이미지 (d), (e), (f) 보다 에지들이 더 뚜렷해졌음을 알 수 있다.



그림 4. 반사 R을 $\alpha (\alpha=2)$ 배 한 후의 이미지

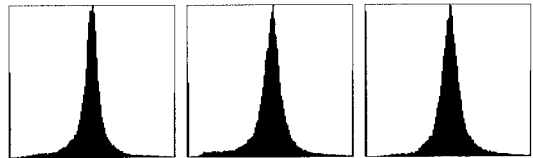


그림 5. 반사 R을 $\alpha (\alpha=2)$ 배 한 후의 히스토그램

3. 명도 대비 개선

[그림 6]의 (a), (b), (c)는 [그림 2]의 원래 얼굴 이미지 (a), (b), (c)에 대해 각각 anisotropic smoothing 방법에 의해 구해진 조명 성분 이미지들이다.

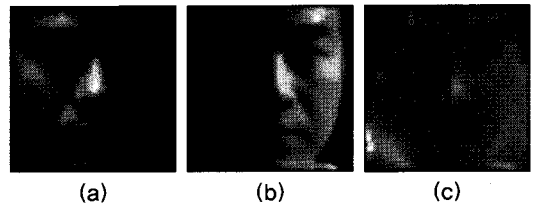


그림 6. 조명 이미지

[그림 6]의 조명 이미지는 anisotropic smoothing 방법에 의해 구해진 조명 $L(x, y)$ 을 잘 볼 수 있게 픽셀 값의 범위를 0 ~ 255가 되도록 스케일링하여 나타낸 이미지들이다. [그림 7]은 [그림 6]의 이미지 (a), (b), (c)에 대한 히스토그램이다.

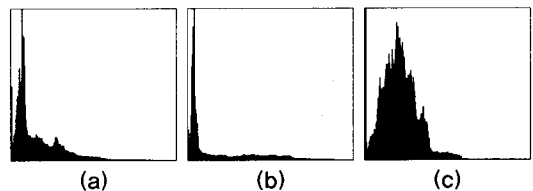


그림 7. [그림 6] 이미지들의 히스토그램

[그림 7]에의 경우 조명 이미지들의 히스토그램은 한 쪽 (특히 낮은 픽셀 값)으로 치우쳐져, 명도 대비가 낮다.

본 논문에서는 조명 이미지를 히스토그램 평활화함으로써 조명 이미지의 명도 대비를 개선하였다.

[그림 8]은 [그림 6]의 조명 이미지에 대해 히스토그램 평활화한 후의 이미지들이다. 또한, [그림 9]는 [그림 8]의 이미지들의 히스토그램, 즉, [그림 7]의 히스토그램을 평활화한 히스토그램이다.



그림 8. 히스토그램 평활화된 조명 이미지

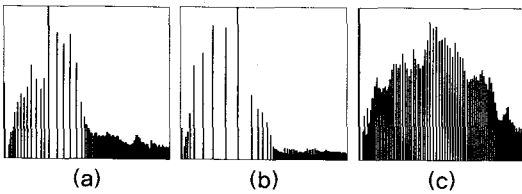


그림 9. [그림 8] 이미지들의 히스토그램

[그림 8]의 이미지가 [그림 2]의 원래 얼굴 이미지와 [그림 6]의 조명 이미지 보다 명도 대비가 더 나은 것을 볼 수 있다.

4. 최종 이미지 복원

최종 복원된 이미지는 식 (6)에 따라, 에지 강화된 이미지[그림 4]와 평활화된 조명 이미지[그림 8]을 더하고, 이 더해진 이미지의 픽셀들의 그레이값이 0 ~ 255 값 범위에 들도록 스케일을 하여 얻어진다.

[그림 10]의 (a), (b), (c)는 [그림 2] 원래 실제 얼굴 이미지 (a), (b), (c)를 본 논문에서 제안한 조명 전처리 방법에 의해 복원된 얼굴 이미지를 보여 준다.

[그림 10]의 (a), (b), (c)는 원래 실제 얼굴 이미지인 [그림 2]의 (a), (b), (c)와 비교하여 조명의 영향은 줄어들고 명도 대비는 높아졌으며, 반사 이미지 [그림 2]의

(d), (e), (f)와 비교하여 명도 대비가 높아지고 에지가 강화되었음을 볼 수 있다.

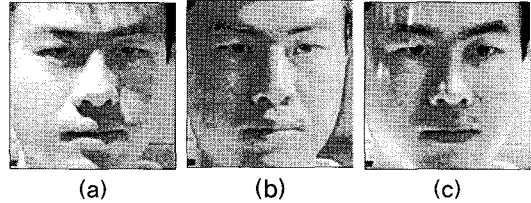


그림 10. [그림 2]의 (a), (b), (c)에 대해, 제안 조명 전처리 방법에 의해 복원된 이미지들

다음 [그림 11]은 기존 anisotropic smoothing 기반 전처리 방법에 대해 본 논문에서 제안한 조명 전처리 방법과의 개선을 보여 준다.

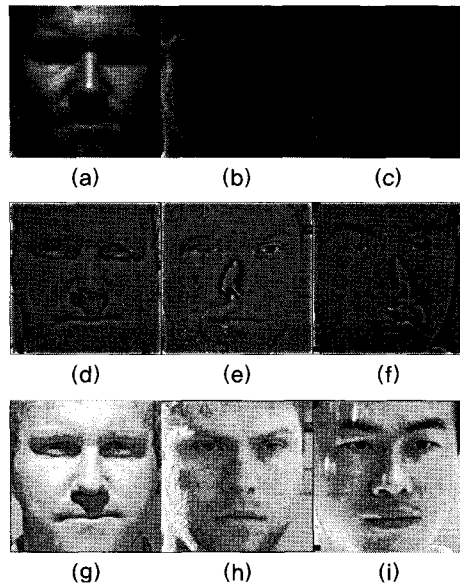


그림 11. 원래 실제 얼굴 이미지(a,b,c), 기존 조명 전처리 방법에 의해 얻어진 이미지(d,e,f), 본 논문에서 제안한 조명 전처리 방법에 의해 얻어진 이미지(g,h,i)

V. 실험 및 결과 분석

1. 실험 환경

제안된 조명 전처리 방법의 효과를 검증하기 위해서

사용한 얼굴 데이터베이스는 조명에 대한 얼굴 인식 성능을 살펴보는 데, 가장 많이 사용되는 CMU PIE DB (얼굴 데이터베이스)와 Yale DB B이다.

첫 번째 얼굴 데이터베이스인 CMU PIE DB는 41,368장의 JPEG 포맷의 컬러 이미지로 640x486의 해상도로 68명의 인물에 대해, 13개의 자세, 43개의 조명 조건, 4개의 표정으로 구성되어 있다.

두 번째 얼굴 데이터베이스인 Yale DB B [2]는 5760장의 pgm 포맷의 흑백 이미지로 640x480의 해상도로 구성되어 있다. 10명의 인물에 대해 9개의 자세, 64개의 조명 조건으로 구성되어 있다.

본 논문에서의 실험은 갤러리 세트(gallery set)에 있는 얼굴 이미지들을 등록하고, 프로브 세트(probe set)에 있는 얼굴 이미지에 대해 테스트하여 등록된 얼굴 이미지에서 가장 가버젯 유사도가 높은 얼굴의 사람이 테스트 이미지의 사람과 같은 가를 판별한다. 제대로 판별하는 비율을 인식률이라 하였다. 즉, 인식률이 높도록 하는 조명 전처리 방법이 조명 영향에 대해서 효과적이다. 갤러리와 프로브 세트로 사용한 얼굴 이미지들은 가급적이면 조명에 대한 영향만을 분석해보기 위하여 갤러리 이미지들은 정면 자세만, 그리고 테스트 이미지들은 정면 자세 또는 회전이 많이 되지 않은 22.5°/12° 우측 자세(좌측 회전은 우측 회전과 대칭임)의 얼굴만을 사용하였다.

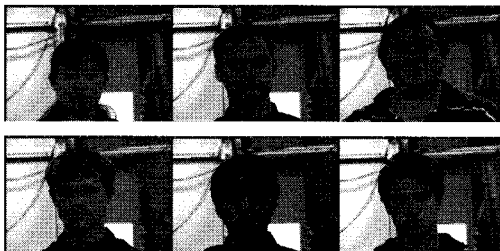


그림 12. 갤러리 세트의 얼굴 이미지 샘플 (CMU PIE DB)

CMU PIE DB는 실내조명만 있을 때의 정면 자세로 한 인물 당 한 장씩 하여 총 68장으로 구성된 갤러이용 이미지 세트를 따로 제공하고 있는데, 본 논문에서는 턱이 잘리는 인물의 이미지 10장을 제외하여 58장을 갤러리 세트로 사용하였다. [그림 12]는 CMU PIE DB 갤

러리 세트의 이미지의 일부를 보여 준다.



그림 13. 갤러리 세트의 얼굴 이미지 샘플 (Yale Face DB B)

Yale DB B에서 사용한 갤러리 세트의 이미지는 정면 조명 얼굴 이미지 10장이며, [그림 13]은 이 이미지들의 일부를 보여 준다.



그림 14. 프로브 세트 중 정면 자세의 얼굴 이미지 샘플(CMU PIE DB)

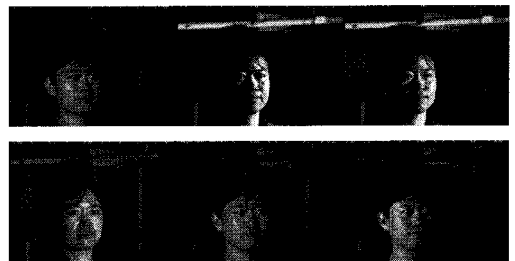


그림 15. 프로브 세트 중 22.5° 우측 자세의 얼굴 이미지 샘플(CMU PIE DB)

[그림 14]와 [그림 15]는 본 논문의 실험에서 사용한 CMU PIE DB 으로부터 선정한 프로브 세트의 일부이다. [그림 14]는 CMU PIE의 정면 자세일 경우 실내조명이 없는 다양한 조명에 대한 이미지들을 보여주고,

[그림 15]는 22.5° 우측 자세일 경우의 실내조명이 없는 다양한 조명에 대한 이미지들을 보여준다. [그림 16]과 [그림 17]은 Yale DB B로부터 선정한 프로브 세트 이미지들의 일부이다. [그림 16]은 정면 자세, [그림 17]은 12°우측 자세에 대해 실내조명이 없는 다양한 조명에 대한 이미지 샘플들을 보여준다.



그림 16. 프로브 세트 중 정면 자세의 얼굴 이미지 샘플(Yale DB B)

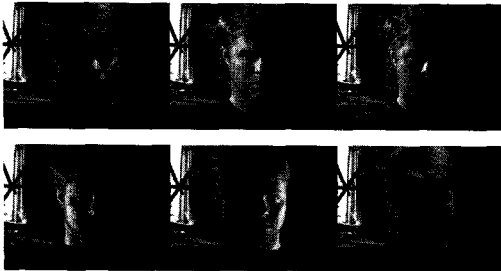


그림 17. 프로브 세트 중 12° 우측 자세의 얼굴 이미지 샘플(Yale DB B)

2. 실험 방법

본 논문에서는 4가지 갤러리 및 프로브 세트 구성에 대해 다음과 같은 실험을 수행하였고,

- 1) 모든 이미지에 대해서 조명 전처리하지 않고, 프로브 세트 이미지들에 대해 가버젯 유사도에 의한 얼굴 인식을 조사
- 2) 기존 anisotropic smoothing 방법에 의해 모든 이미지들을 조명 전처리 하고, 프로브 세트 이미지들에 대해 가버젯 유사도에 의한 얼굴 인식을 조사
- 3) 본 논문에서 제안한 조명 전처리 방법에 의해 모든 이미지들을 조명 전처리 하고, 프로브 세트 이미지들에 대해 가버젯 유사도에 의한 얼굴 인식을

조사

4가지 종류의 갤러리 세트와 프로브 세트 구성은 [표 1]과 같다.

표 1. 4가지 종류의 갤러리 세트와 프로브 세트 구성

구성	갤러리 세트	프로브 세트
1	CMU PIE의 갤러리 이미지 58장, Yale의 정면 조명 이미지 10장	CMU PIE의 정면 자세의 1218장
2		CMU PIE의 22.5° 우측 자세의 1218장
3		Yale DB B에서 갤러리로 사용된 10장을 제외한 정면 자세의 640장
4		Yale DB B에서 12° 우측 자세의 640장

[표 1]의 구성 1, 2, 3, 4에 대한 실험 결과가 [표 2]에 정리되어 있다. [표 2]의 실험 결과는 조명 전처리 방법이 조명에 의한 얼굴 인식 영향을 줄이는 효과적임을 보여준다. 또한, 본 논문에서 제안한 조명 전처리 방법이 기존 anisotropic smoothing 기반 조명 전처리 방법보다 성능이 개선되었음을 보여 준다.

참고로 [그림 11]의 이미지들은 기존 조명 전처리 방법으로는 가버젯 유사도 기반 얼굴 인식이 실패하였으나, 본 논문이 제안한 방법에 의한 조명 전처리 결과 얼굴 인식에 성공한 이미지들의 예이기도 하다.

표 2. 조명 전처리에 대한 얼굴 인식 실험 결과

알고리즘	구성 1	구성 2	구성 3	구성 4
조명 전처리 없음	64.9	78.38	95.38	66.46
Anisotropic smoothing 기반 방법	96.4	82.86	99.38	76.62
제안한 조명 전처리 방법	97.2	84.48	100	86.77

조명 전처리가 없는 경우에, 같은 갤러리 세트를 사용했음에도 불구하고 구성 1의 경우가 구성 2보다 인식률이 낮은 이유는 구성 1의 경우, 갤러리 세트 및 프로브 세트가 모두 정면 자세이어서 조명이 유사도 계산에 영향을 더 많이 미칠 수 있기 때문이다. 갤러리의 조명 환경은 CMU DB 경우 배경 조명(room light)이 있으며, Yale DB B 갤러리의 경우 배경 조명은 없다. 반면, 두 DB의 프로브 세트 이미지는 배경 조명이 없다.

따라서 배경 조명이 없는 CMU DB의 프로브 얼굴 이미지에 대해, 동일하게 배경 조명이 없는 Yale DB 갤러리 세트의 다른 사람의 얼굴 이미지가 조명 환경이 유사하여, 오히려 다른 조명 환경(CMU DB의 갤러리)의 같은 사람의 얼굴 보다 더 유사도가 높을 경우가 존재하여 오인식의 가능성이 증가한다[2]. 그러나 구성 2의 경우, 프로브 세트 얼굴의 자세(22.5° 우측)는 정면 자세의 갤러리 세트의 얼굴과는 자세가 다르기 때문에 가버젯 유사도는 조명 환경뿐만 아니라, 비교 대상 갤러리 세트의 얼굴의 특징점의 특성에도 많이 의존되기 때문에 조명 환경이 다르더라도 같은 사람이면(얼굴 특징이 비슷하면) 유사도가 높을 가능성이 있다. 이 같은 사실은 CMU DB 갤러리로 배경 조명이 없는 경우로 구성된 별도 실험에서 정면 자세 CMU DB 프로브 세트가 22.5° 우측 자세의 CMU DB 프로브 세트 보다 인식률이 좋았다는 결과로도 다시 확인하였다.

구성 3의 경우에, 조명 전처리가 없더라도 인식률이 높은 이유는 Yale DB의 경우 갤러리 세트와 프로브 세트의 얼굴 이미지가 완전 동일한 자세로 촬영되었기 때문에 특징점의 위치가 동일하여 조명 환경이 다르더라도 얼굴의 특성이 가버젯 유사도 계산에 영향을 더 많이 미치기 때문이다.

구성 4의 경우에, 본 논문에 제안한 조명 전처리 방법이 구성 1, 2, 3에 비해 기존 anisotropic smoothing 기반 조명 전처리 방법보다 많이 개선된 이유는 다음과 같다. 배경 조명이 있는 CMU DB 갤러리 이미지와 배경 조명이 없는 Yale DB 프로브 세트 이미지간의 배경 조명의 차이를 본 논문의 제안 방법을 통해, 조명의 영향을 줄이면서 에지 정보를 강화하고, 조명 대비 열화를 감소시킨 개선하여, 배경 조명 영향을 덜 받게 하므로 가버젯 유사도가 얼굴의 본질적인 특징에 더 의존하게 하기 때문이다.

VI. 결론

본 논문에서는 기존의 anisotropic smoothing 기반 조명 전처리 방법을 개선한 조명 전처리 방법을 제안하였다. 제안한 방법은 조명의 영향을 줄이면서, 명도 대비는 개선하고 에지 정보는 강화한다. 이러한 개선 효

과로, 본 논문의 제안 방법으로 조명 전처리된 얼굴 이미지의 특징점에서 추출한 가버 특징 벡터들은 기존 anisotropic smoothing 기반 조명 전처리된 얼굴 이미지의 특징점에서 추출한 가버 특징 벡터들 보다도 더 차별적이게 되어, 가버 특징 벡터 기반 얼굴 인식 알고리즘의 인식률을 개선하게 된다. 본 논문에서 제안한 조명 전처리 방법의 효율성은 가버젯 유사도를 이용한 얼굴 인식의 실험을 통하여 입증되었다.

향후, 본 논문에서 제안한 조명 전처리 방법을 보다 개선하여 보다 다양한 자세에 대해서도 효과적인 조명 전처리 방법에 대해서 연구할 예정이다.

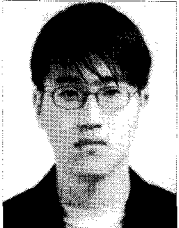
참고 문헌

- [1] S. Z. Li and A. K. Jain, *Handbook of Face Recognition*, 2004.
- [2] Y. Adini, Y. Moses, and S. Ullman, "Face Recognition: The problem of compensating for changes in illumination direction," *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol.19, No.7, pp.721-732, 1997(7).
- [3] J. Short, J. Kittler and K. Messer, "A Comparison of Photometric Normalization Algorithm for Face Verification," *Proc. of 6th IEEE Int'l Conf. on Automatic Face and Gesture Recognition (FGR'04)*, pp.254-259, 2004(5).
- [4] R. Gross and V. Brajovic, "An image preprocessing algorithm for illumination invariant face recognition," *In Audio-and Video-Based Biometric Person Authentication*, Vol.2688, pp.10-18, 2003(6).
- [5] L. Wiskott, J. M. Fellous, N. Kuiger, and C. von der Malsburg, "Face Recognition by Elastic Bunch Graph Matching," *Pattern Analysis and Machine Intelligence*, *IEEE Transactions*, Vol.19, pp.775-779, 1997(7).
- [6] P. J. Phillips, P. Grother, R. J. Micheals, D. M. Blackburn, E. Tabassi, and J.M. Bone. *FRVT 2002: Overview and Summary*, 2003(3).

[7] B. Horn, *Robot Vision*, MIT Press, 1986.
 [8] W. Press, S. Teukolsky, W. Vetterling, and B. Flannery, *Numerical Recipes in C*, Cambridge University Press, 1992.
 [9] http://www.ri.cmu.edu/projects/project_418.html
 [10] A. Georghiadis, P. Belhumeur, and D. Kriegman, "From few to many: Illumination cone models for face recognition under variable lighting and pose," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol.23, No.6, pp.643-660, 2001.

저자 소개


김 상 훈(Sanghoon Kim) 준회원



- 2006년 2월 : 숭실대학교 정보통신전자공학과 학사
- 2006년 3월 ~ 현재 : 숭실대학교 대학원 석사

<관심분야> : 생체 및 얼굴 인식, 임베디드 컴퓨팅


정 선 태(Sun-Tae Chung) 정회원



- 1986년 12월 : 미국 미시간대학교(앤아버) 전자 및 컴퓨터 석사
- 1990년 12월 : 미국 미시간대학교(앤아버) 전자 및 컴퓨터 박사
- 1991년 ~ 현재 : 숭실대학교 정보통신전자공학부 교수

<관심분야> : 생체인식, 컴퓨터 비전, 영상 감시, 임베디드 컴퓨팅


정 수 환(Souhwan Jung) 정회원



- 1985년 2월 : 서울대학교 전자공학과 학사
- 1987년 2월 : 서울대학교 전자공학과 석사
- 1996년 6월 : University of Washington 박사
- 1997년 ~ 현재 : 숭실대학교 정보통신전자공학부 부교수

<관심분야> : 이동인터넷 보안, 네트워크 보안, VoIP 보안, RFID/USN 보안

조 성 원(Seongwon Cho) 정회원



- 1982년 2월 : 서울대 전기공학과 학사
- 1992년 2월 : Purdue University 전기공학과 박사
- 현재 : 홍익대 전자전기공학부 교수

<관심분야> : 인공지능, 생체인식, 지능형 시스템, 패턴인식