논문 2010-47SP-4-7

조명 환경에 강인한 얼굴인식 성능향상을 위한 Bilateral 필터 기반 조명 정규화 방법에 관한 연구

(A Study on Illumination Normalization Method based on Bilateral Filter for Illumination Invariant Face Recognition)

이 상 섭*, 이 수 영**, 김 중 규*

(Sangseop Lee, Suyoung Lee, and Joong Kyu Kim)

요 약

조명 환경에 의해 발생하는 강한 그림자 영역은 반사 영상을 이용하는 얼굴인식시스템의 성능을 저하시키는 주요인으로써, 인식률을 향상시키기 위해서는 강한 그림자 영역과 얼굴의 특징 영역을 구분해 낼 필요가 있다. 한편 Bilateral 필터는 영상 화소 값의 비선형적인 조합을 사용하여 경계영역을 보존하면서도, 전체 영상을 평활화할 수 있는 특성을 갖는다. 따라서 Bilateral 필터의 특성은 레티넥스 기반 조명 정규화 방법에서의 조명을 추정하는 과정에 사용되는 평활화 필터에 적합하다. 이에 본 논문에서는 강한 그림자 영역을 효과적으로 제거하기 위한 Bilateral 필터 기반의 새로운 조명 정규화 방법을 제안한다. Bilateral 필터의 계수는 화소 간 근접성(proximity)과 불연속성(discontinuity)의 곱으로 설계하여, 추정된 조명 영상에서 강한 그림자 영역이 비교적 정확하게 보존되도록 한다. 제안된 방법의 성능은 PCA(Principle Component Analysis)를 이용하여 인식률을 측정하고, 두 가지 데이터베이스에 대해 기존의 조명 정규화 방법들과 비교하여 평가하였다.

Abstract

Cast shadow caused by an illumination condition can produce troublesome effects for face recognition system using reflectance image. Consequently, we need to separate cast shadow area from feature area for improvement of recognition accuracy. A Bilateral filter smooths image while preserving edges, by means of a nonlinear combination of nearby pixel values. Processing such characteristics, this method is suited to our purpose in illumination estimation process based on Retinex. Therefore, in this paper, we propose a new illumination normalization method based on the Bilateral filter in face images. The proposed method produces a reflectance image that is preserved relatively exact cast shadow area, because coefficient of filter is designed to multiply proximity and discontinuity of pixels in input image. Performance of our method is measured by a recognition accuracy of principle component analysis(PCA) and evaluated to compare with other conventional illumination normalization methods.

Keywords : Face recognition; Retinex; Bilateral filter; Proximity; Discontinuity

I. 서 론

지난 수십 년 간 얼굴 인식 분야에서는 인식 성능을 향상시키기 위한 많은 알고리즘이 개발되어 왔다. 그 중에서도 PCA[1], LDA(Linear Discriminant analysis)[2] 등은 인식률 측면에서 우수한 결과를 보여 상업적으로 이용되고 있다. 하지만 이러한 방법들 역시 제한적이지

* 정회원, 성균관대학교 정보통신공학부
(Sungkyunkwan University School of Information & Communication Engineering)
** 정회원, 삼성전자연구원
(SAMSUNG Electronics Research & Development)
※ 이 논문은 2008년도 정부(교육과학기술부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 기초연구사업임(No. KRF-2008-313-D00770)
접수일자: 2010년1월27일, 수정완료일: 2010년6월9일

않은 영상 획득 환경에서 신뢰할 만한 인식 성능을 보이기에는 많은 한계점이 존재한다. 특히 열악한 조명 환경으로 인해 강한 그림자 영역이 발생할 때, 예를 들어 측광에 의해서 얼굴 영상의 반만 보이게 되거나 역광에 의해 얼굴 전체가 보이지 않을 경우의 인식률은 현저히 떨어진다. 따라서 신뢰할 만한 인식률을 이끌어내기 위해선 조명에 의한 영상 왜곡을 제거하는 조명 정규화 과정이 중요하다.

조명 정규화 방법은 원 영상에서 조명 성분을 제거하여 정규화된 영상을 얼굴 인식에 사용하는 방법으로 이는 레티넥스(Retinex)[3] 이론을 기반으로 하고 있다. 레티넥스는 인간이 지닌 조명 적응성을 모방하여 개발된 모델로써 별도의 훈련과정 없이 하나의 영상으로부터 조명 정규화 된 영상을 획득할 수 있는 이점이 있다. 이 방법은 영상 $I(x,y)$가 조명 성분 $L(x,y)$과 반사 성분 $R(x,y)$의 곱으로 생성된다는 가정아래, 조명 성분을 추정하고 반사 성분을 계산한다. 이러한 방법으로 생성된 반사 영상을 얼굴 인식에 사용하면 원 영상을 사용할 경우보다 인식률을 상승시킬 수 있다.

최근 강한 그림자 영역으로 인한 조명 문제를 해결하기 위해서 제안되었던 레티넥스 기반 조명 정규화 방법들 중에서 SSR (single scale Retinex)[4], MSR (multiscale Retinex)[5]은 이미 많이 알려져 있는 이론으로 얼굴인식시스템의 인식률 성과 측면에서 훌륭한 결과를 이끌어냈다. 하지만 여전히 두 이론은 강한 그림자 영역을 완전히 제거하지 못하기 때문에 특정 조명상태에서는 인식률이 급격히 저하하는 특징을 보인다. 본 논문에서는 위와 같은 문제점을 해결하고, 인식 성능을 향상시키기 위한 방안으로 Bilateral 필터[6]를 이용한 조명 정규화 방법을 제안한다. Bilateral 필터는 조명 영상을 추정하는 과정에서 불연속성이 높은 강한 그림자 영역을 비교적 정확하게 보존하기 때문에 반사 영상을 이용한 얼굴인식시스템의 평활화 필터에 적합하다.

II. Bilateral 필터 기반 조명 정규화

1. 조명 정규화 방법

[그림 1]에서 보는 바와 같이, 레티넥스 기반 조명 정규화 방법은 조명 추정 단계와 조명 정규화 단계로 구분된다[3]. 조명 추정 단계에서 평활화 필터를 사용하여 조명 영상을 추정하고, 조명 정규화 단계에서는 원 영상에 추정된 조명 영상을 나누어 반사율을 계산함으로

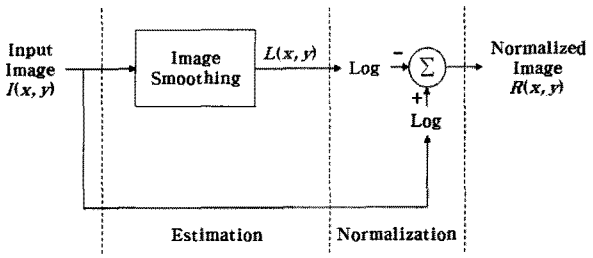


그림 1. 레티넥스 방법의 프레임워크
Fig. 1. General framework of Retinex method

써 반사 영상을 생성한다. 식 (1), (2), (3) 은 반사 영상을 생성하는 과정을 나타낸 식이다.

$$I(x,y) = L(x,y)R(x,y) \tag{1}$$

$$\log\{R(x,y)\} = \log\{I(x,y)\} - \log\{(L(x,y)\} \tag{2}$$

$$R(x,y) = I(x,y)/L(x,y) \tag{3}$$

반사 영상은 추정된 조명 영상과 입력 영상에 로그 함수를 적용시켜 대수적 차를 구함으로써 계산되기 때문에 얼굴의 특징 성분을 갖는 반사 영상의 정확도는 추정된 조명 영상에 상당히 의존적이다. 따라서 레티넥스 기반 조명 정규화 방법에서의 핵심이 되는 단계는 조명 추정 단계라고 할 수 있다. 게다가 조명 추정 단계에서 사용되는 평활화 필터를 적절하게 선택하는 것 또한 정확한 반사 영상을 생성하는 것을 가능하게 하기 때문에 반사 영상을 이용한 얼굴인식시스템에 중요한 역할을 차지한다. 이에 본 논문에서는 영상을 평활화하기 위한 필터로써 Bilateral 필터를 적용한다.

2. Bilateral 필터 구조

제안된 방법의 목적은 추정된 조명 영상에서 강한 그림자 영역을 최대한 보존하여 반사 영상의 강한 그림자 영역에 의한 영상 왜곡을 최소화하고자 함이다. 하지만 필터 설계 측면에서, 얼굴 영상에 대한 강한 그림자 영역과 특징 영역의 정의는 명확하지 않기 때문에 두 영역을 구분하는 것이 힘들다.

일반적인 평활화 방법에 의해 추정된 조명 영상은 특징 영역에 대한 특정 조건을 두지 않았기 때문에 인식을 위한 중요한 정보인 특징 성분이 사라지기 마련이다. 따라서 얼굴 영상의 해당영역에 적응적인 평활화 필터를 통과시킴으로써 강한 그림자 영역과 특징 영역을 구분할 필요가 있다. 본 논문에서는 얼굴 영상의 해

당 영역에 적응적인 평활화 필터를 고안하기 위한 방법으로 Bilateral 필터와 같이 두 종류의 필터를 동시에 적용시킨다. 하나는 일반적인 평활화를 위한 필터이며, 다른 하나는 불연속성을 측정하기 위한 필터이다.

강한 그림자 영역의 불연속성 크기는 특징 영역의 불연속성 크기에 비해 상대적으로 높은 값을 갖는다[7]. 따라서 불연속성 크기가 높은 영역은 필터의 계수를 감소시켜 평활화 강도를 낮추고, 불연속성 크기가 낮은 영역은 상대적으로 필터의 계수를 증가시켜 평활화 강도를 높인다. 각 필터의 측정치는 필터 내의 화소 값과 화소 간 거리, 필터의 크기에 의해 계산되며 통합적인 필터 계수 w는 식 (4)와 같이 두 측정치의 곱으로 결정된다. 식 (4)의 인덱스 x,y는 전체 영상에 대한 필터의 중심좌표를 나타내고, (i,j)는 필터 영역에 대한 필터 내의 좌표를 나타낸다.

$$w_{(x,y)}(i,j) = p_{(x,y)}(i,j)\, d_{(x,y)}(i,j) \tag{4}$$

3. 필터 계수 결정

가. 근접성(proximity)

근접성은 필터 내의 중심 화소와 이웃 화소 사이의 유클리디안 거리를 이용한다. 식 (5)은 근접성을 결정짓는 전도함수이며, α_p는 근접성의 크기를 조절하는 파라미터이다.

$$p_{(x,y)}(i,j) = \frac{1}{1+\sqrt{\| (x+i,y+j) \| / \alpha_p}} \tag{5}$$

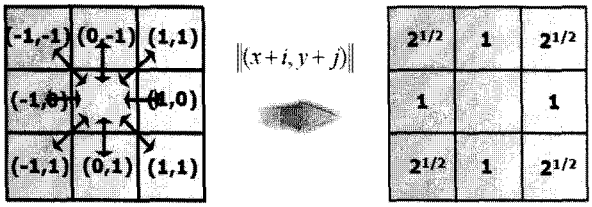


그림 2. 중심 화소와 이웃 화소 간의 유클리디안 거리
Fig. 2. Euclidean distance of central pixel and neighborhood pixel.

나. 불연속성(discontinuity)

불연속성은 필터 내의 중심 화소와 이웃 화소의 화소 값 차이를 이용한다. 식 (6)은 불연속성을 결정짓는 전도함수이며, α_d는 불연속성의 크기를 조절한다.

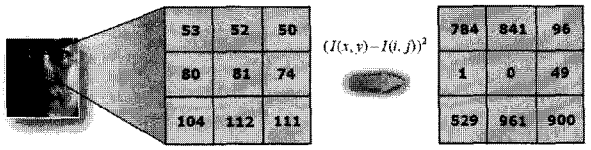


그림 3. 중심 화소와 이웃 화소 값의 차이
Fig. 3. Differences of central pixel value and neighborhood pixel value.

(a) (b) (c) (d)

그림 4. 서로 다른 필터 계수 조건에 따른 조명 정규화 결과 영상: (a) 원본 영상, (b) 근접성에 의해 조명 정규화 된 영상, (c) 불연속성에 의해 조명 정규화 된 영상, (d) 근접성과 불연속성의 조합에 의해 조명 정규화 된 영상
Fig. 4. Comparison of normalization results for different filter coefficient conditions: (a) Original image, (b) Normalization result by proximity, (c) Normalization result by discontinuity, (d) Normalization result by combining proximity and discontinuity.

$$d_{(x,y)}(i,j) = \frac{1}{1+\sqrt{(I(x,y)-I(i,j))^2/\alpha_d}} \tag{6}$$

식 (6)에 의해 결정된 불연속성은 화소 값의 차이가 클수록 작아지고, 화소 값의 차이가 작을수록 커진다. 이는 화소 값의 차이가 클수록 얼굴 특징 영역 보다는 강한 그림자 영역으로 판단한다는 기본 가정에 따라, 평활화하여 추정된 조명 영상의 강한 그림자 영역을 최대한으로 보존하고자 함이다.

4. Bilateral 필터 기반 조명 정규화

추정된 조명 영상은 근접성과 불연속성을 고려하여 적응적으로 계수가 할당된 Bilateral 필터를 얼굴 영상 전체에 반복적으로 컨볼루션하여 획득한다. 또한 조명 성분이 사라진 반사 영상, 즉 조명 정규화 된 영상은 원 영상에 조명 영상을 나누고 로그함수를 적용시켜 연산함으로써 생성할 수 있다. 식 (7)은 평활화 방법의 기본 연산식이다.

$$L(x,y)=\frac{1}{N}\sum_{i}^{m}\sum_{j}^{n}I(x+i,y+j)w_{(x,y)}(i,j) \quad (7)$$

[그림 4]는 근접성과 불연속성이 정규화 된 영상에 미치는 영향을 보여주는 결과로써 각각 (a) 원본 영상, (b) 근접성만을 고려하여 조명 정규화 한 영상, (c) 불연속성만을 고려하여 조명 정규화 한 영상, (d) 근접성과 불연속성을 고려하여 조명 정규화 한 영상이다. 결과 영상을 서로 비교해보면, 근접성만을 고려하여 조명을 추정한 경우는 조명에 의한 강한 그림자 영역이 반사 영상에 거의 그대로 남아 있지만 근접성과 불연속성을 모두 고려한 경우는 강한 그림자 영역이 상당히 제거되었음을 확인할 수 있다. 또한 불연속성만을 고려한 정규화 영상과 비교를 해봐도 불연속성이 강한 그림자 영역의 화소 값 차이가 줄어들었음을 알 수 있다.

III. 실 험

본 장에서는 제안된 방법의 실험 결과를 보인다. 기존의 얼굴 인식에 사용되었던 SSR, MSR, adaptive smoothing[7]과 같은 조명 정규화 방법들과 인식률을 비교함으로써 제안된 방법의 성능을 평가하였다. 인식을 위한 알고리즘은 조명 변화 환경에서의 인식 성능에 대한 신뢰도가 높은 PCA를 적용하였으며[8], 두 가지 데이터베이스에 대하여 실험하였다. 실험환경은 2.67GHz Intel(R) Core(TM) i5 CPU 프로세서의 Matlab 7.4이다.

1. 실험 데이터베이스 & 인식률 측정 방법

실험은 다양한 인물과 조명 환경에서의 인식 성능을 평가하기 위하여 CMU PIE[9]와 AR[10] 데이터베이스를 사용하였다. CMU PIE 데이터베이스는 68명의 인물에 대하여 각각 21개의 서로 다른 조명환경과 9개의 포즈로 구성되어 있다. 하지만 본 연구에서는 조명환경에 의한 인식 성능 저하 문제만을 고려하므로 포즈를 제외한 1,428장 (68명 × 21개) 의 정면 얼굴 영상을 사용한다. 또한 AR 데이터베이스는 120명의 인물과 6개의 조명환경으로 총 720장의 얼굴영상이 포함되어 있다. 모든 얼굴 영상의 크기는 양쪽 눈의 위치를 기준으로 하여 100 × 100 화소크기로 다운 샘플링 하였으며, 인식률 측정은 k-fold strategy 방법에 의해 측정된다. k-fold strategy 방법은 각각의 인물에 따른 k개의 영상을 훈련 영상으로 사용하고 훈련에 포함되지 않은 영상

그림 5. CMU PIE(위) & AR(아래) 데이터베이스 샘플 영상

Fig. 5. Sample images of the AR(up) & CMU PIE(down) database.

(CMU PIE 데이터베이스의 경우 21-k개) 들은 인식률 측정을 위한 입력 영상으로 사용하는 방법이다. [그림 5]는 두 데이터베이스 영상들 중에서 1번부터 6번 인물들에 대한 정면 조명 영상을 나타낸다.

2. 파라미터 범위 설정

제안된 방법은 두 파라미터 α_p, α_d와 필터 크기를 사용한다. 그 중 α_d는 불연속성의 크기를 결정짓는 파라미터로써 적절한 범위를 설정하는 것이 중요한데 이는 식 (6)의 그래프와 화소 값의 차이 분포를 분석함으로써 결정할 수 있다. [그림 6]은 식 (6)의 그래프로 α_d의 값이 0.1, 10, 100, 1000일 경우의 화소 값의 차이에 대한 불연속성의 크기 변화를 나타낸다. 불연속성은 2장에서 설명했듯이, 화소 값의 차이가 클수록 그 값의 크기를 낮춰야 한다. 한편, [그림 6]을 보면 α_d값이 매우 작을 경우 ($\alpha_d = 0.1$) 중심 화소 값과 이웃 화소 값의 차이가 작아도 ($I(x,y)-I(i,j) \simeq 15$) 평활화를 거의 하지 않는다. 따라서 얼굴 영상의 특징 영역과 강한 그림자 영역을 구

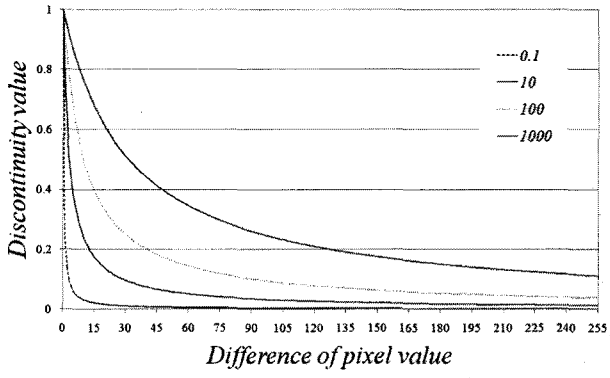


그림 6. 서로 다른 α_d의 크기에 대한 화소 값의 차이에 따른 불연속성 크기

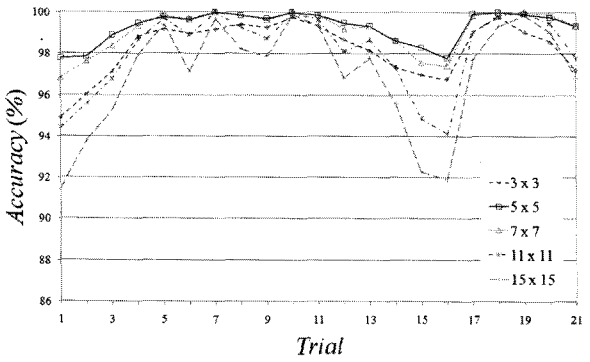
Fig. 6. Discontinuity value as difference of pixel value for each α_d.

분하기에는 부적절하다. 또한 α_d의 크기가 매우 클 경우 ($\alpha_d \geq 1000$) 에는 중심 화소 값과 이웃 화소 값의 차이가 커도($I(x,y)-I(i,j) \geq 100$) 평활화 강도가 높아 얼굴 특징 성분이 소실될 수 있다. 즉 적절한 범위인 $10 \leq \alpha_d \leq 100$ 내에서 α_d 값을 결정해야 한다.

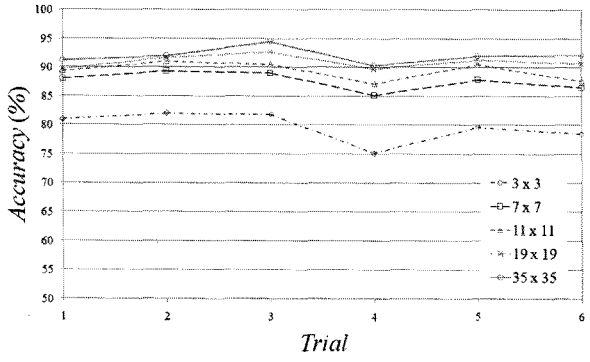
근접성을 결정하는 식 (5)의 α_p는 필터 내의 중심화소의 가중치에 변화를 주어 전체적인 평활화 강도를 결정하는 파라미터로 $0 \leq \alpha_p \leq 1$의 범위에서 결정한다. 이는 실험적인 방법에 의해 설정하였는데, 모든 인식률 실험에서 α_p의 값이 1을 초과할 경우 인식률이 대폭 하락하는 경향을 보였기 때문이다.

3. 필터 크기에 따른 인식률 변화

Bilateral 필터 기반 조명 정규화 방법은 필터의 크기도 인식률에 큰 영향을 미친다. Bilateral 필터 계수 조건에 의해 불연속성과 근접성을 고려하여 영상을 평활화하



(a)



(b)

그림 7. 필터 크기에 따른 인식률: (a) CMU PIE 데이터베이스, (b) AR 데이터베이스

Fig. 7. Recognition accuracy (%) when using different filter size: (a) CMU PIE database, (b) AR database.

여도 전체적인 평활화 강도가 약하다면 강한 그림자 영역은 여전히 정규화 된 영상에 남아있게 되기 때문이다. 따라서 적절한 크기의 필터를 결정하는 것 또한, 앞서 설명한 두 파라미터를 결정하는 것만큼 중요하다고 할 수 있다. [그림 7]은 두 데이터베이스의 필터 크기에 따른 인식률 변화를 그래프로 나타낸 것이다. CMU PIE데이터베이스는 필터의 크기가 5 × 5일 때 가장 높은 인식률이 측정되었고, AR 데이터베이스는 필터의 크기가 35 × 35일 때 가장 높은 인식률이 측정되었다.

4. 기존의 조명 정규화 방법과의 비교

본 절에서는 제안된 방법의 성능이 효과적임을 증명하기 위하여 기존에 사용되었던 조명 정규화 방법들과 인식률을 비교한다. 비교하는 조명 정규화 방법은 SSR, MSR, adaptive smoothing이며, 각 훈련 조명 영상에 대한 인식률과 평균 인식률을 비교하였다.

먼저 CMU PIE 데이터베이스의 실험 결과를 보면, 제안된 방법의 인식률이 기존의 방법들보다 전체적으로 우수하다는 사실을 알 수 있다. 특히 CMU PIE 데이터베이스의 열악한 조명환경 영상인 1, 2번과 15, 16번 훈련 영상에 대한 인식률 결과가 다른 조명 정규화 방법에 비하여 월등히 증가하였고, 다른 조명환경 영상에 대해서도 크게 떨어지지 않았다는 점이 눈에 띈다. 이는 인식률 그래프를 통해 좀 더 분석이 가능하다. [그림 8]을 보면, 기존의 조명 정규화 방법들 중에서 평균 98.88%의 높은 인식률을 나타냈던 adaptive smoothing 방법 역시 1번과 16번 훈련 조명 영상에 대한 결과에선 인식률이 급격하게 하락했다. 하지만 제안된 방법은 상대적으로 인식률이 낮았던 1번 훈련 조명 영상에 대한 인식률을 상당히 상승시켰으며, 16번 훈련

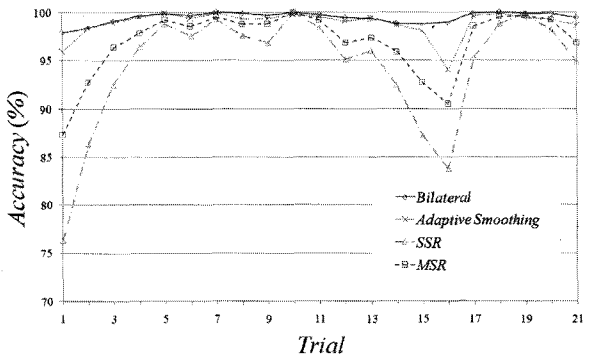


그림 8. CMU PIE 데이터베이스의 인식률

Fig. 8. Recognition accuracy (%) of CMU PIE database.

표 1. CMU PIE 데이터베이스에 대한 기존의 조명 정규화 방법들과의 평균 인식률 비교

Table 1. Average recognition accuracy (%) comparison of proposed method with conventional methods in CMU PIE database.

	Proposed method	Adaptive smoothing	SSR	MSR
Accuracy (%)	99.46	98.88	94.37	96.94

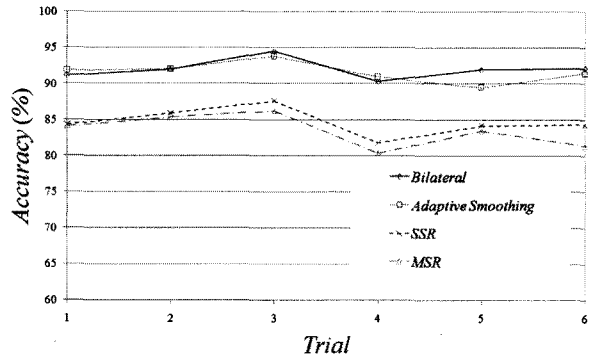


그림 9. AR 데이터베이스의 인식률

Fig. 9. Recognition accuracy (%) on AR database.

표 2. AR 데이터베이스에 대한 기존의 조명 정규화 방법들과의 평균 인식률 비교

Table 2. Average recognition accuracy (%) comparison of proposed method with conventional methods in AR database.

	Proposed method	Adaptive smoothing	SSR	MSR
Accuracy (%)	92.03	91.61	84.69	83.49

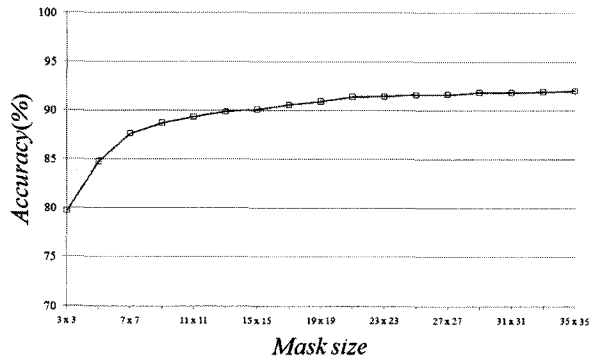


그림 10. 필터 크기에 따른 평균 인식률 (AR 데이터베이스)

Fig. 10. Average recognition accuracy as filter size. (AR database).

조명 영상에 대해서는 오히려 15번 훈련 조명 영상 (16번에 비해 조명환경 상태가 양호함) 보다 높은 인식률을 보였다. 따라서 제안된 방법이 기존의 방법들보다 열악한 조명환경에 강인함을 증명한다. [표 1]은 CMU PIE 데이터베이스에 대한 네 가지 조명 정규화 방법의 평균 인식률을 나타내며, 최소 0.58%에서 최대 5.09% 가량 평균 인식률이 상승했음을 알 수 있다.

두 번째 비교 데이터베이스인 AR 데이터베이스에서도 CMU PIE 데이터베이스의 경우와 비슷한 결과를 나타내었다. 가장 높은 인식률을 기록한 방법이 Bilateral 기반 조명 정규화 방법으로 평균 인식률은 92.03%이며 기존의 조명 정규화 방법에 비해 0.42% ~ 8.54% 가량 상승하였다. [그림 9]와 [표 2]는 각각 AR 데이터베이스에 대한 기존 정규화 방법과의 인식률 비교와, 평균 인식률 비교를 나타낸다. AR 데이터베이스에 대한 실험 결과의 특징은 필터의 크기가 클수록 평균 인식률이 상승하였다는 점이다. 하지만 [그림 10]과 같이, 필터 크기가 19 × 19를 넘어서면 그 이상의 크기부터는 약 92%가량의 일정한 평균 인식률을 나타낸다.

Ⅳ. 결 론

본 논문에서는 조명 환경에 강인한 Bilateral 필터 기반의 조명 정규화 방법을 제안하였다. 이 방법은 레티넥스 기반 조명 정규화 방법의 핵심 단계인 조명 추정 단계에서, 기존의 방법보다 정확하게 조명 영상을 추정함으로써 강한 그림자 영역으로 인한 반사 영상의 왜곡을 최소화하였다. 추정된 조명 영상은 원 영상을 평활화하여 생성하는데 이는 레티넥스 이론에 의거한 것이다. 평활화에 사용된 필터는 Bilateral 필터를 변형한 것으로써 화소 간 거리에 의한 근접성 개념과 화소 값에 의한 불연속성 개념을 적용하여 필터 계수를 결정한다. 이 두 개념에 의해 결정된 필터 계수는 불연속성이 상대적으로 높은 특성을 갖는 강한 그림자 영역은 보존하지만 불연속성이 낮은 얼굴 특징 영역은 평활화하게 된다. 또한 두 특성의 크기를 결정하기 위한 전도함수와 파라미터들(α_p, α_d, 필터 크기)의 설정 범위는 이론적, 실험적 방법에 의해 제시되었으며, 그에 따른 인식률 결과가 이를 뒷받침한다. 실험 환경은 제안된 방법의 효과성을 입증하기 위하여 두 데이터베이스에 대해서 파라미터 크기를 달리해가며 인식률을 측정하였다. 그에 따른 인식률 결과는 CMU PIE: 99.46%, AR: 92.03% 로 두 데이터베이스 모두 기존의 조명 정규화 방법보다 우수한 평균 인식률을 보였다. 따라서 제안된

방법은 얼굴인식시스템의 많은 분야에 효과적으로 사용될 것으로 기대된다.

참 고 문 헌

[1] M. Turk, A. Pentland, "A eigenfaces for recognition," *Journal of Cognitive Neuroscience*, Winter 1991, Vol. 3, No. 1, pp. 71-86.

[2] P.N. Belhumeur, J. Hespanha, D.J. Kriegman, Eigenfaces vs. Fisherfaces: recognition using class specific linear projection, IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell. 20(7) (1997) 711-720.

[3] E. Land, "An alternative technique for the computation of the designator in the Retinex theory of color vision," *Proc. Natl. Acad. Sci. 83* (1986) 3078-3080.

[4] D.J. Jobson, Z. Rahman, G.A. Woodell, "Properties and performance of a center/surround Retinex," *IEEE Trans. Image Processing*, Vol. 6, Issue. 3, pp. 451-462, Mar 1997.

[5] D.J. Jobson, Z. Rahman, G.A. Woodell, "A multiscale Retinex for bridging the gap between color images and the human observation of scenes," *IEEE Trans. Image Processing*, Vol. 6, Issue. 3, pp. 965-976, Mar 1997.

[6] C. Tomasi, R. Manuchi, "Bilateral Filtering for Gray and Color Image," *IEEE International Conference on Computer Vision*, Vol. 8, no. 3, pp. 839-846, Jan 1998.

[7] Young Kyung Park, Seok Lai Park, Joong Kyu Kim, "Retinex method based on adaptive smoothing for illumination invariant face recognition," *Signal Processing*, Vol. 88, Issue. 8, pp. 1929-1945, Aug 2008.

[8] 조현종, 강민구, 문승빈, "조명 변화 환경에서 PCA 기반 얼굴인식 알고리즘의 신뢰도에 대한 연구," *전자공학회 논문지-CI*, 19-26쪽, 2009년 3월

[9] T. Sim, S. Baker, M. Bsat. "The CMU pose illumination and expression (PIE) database," in: *IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition*, May 2002.

[10] M.A. Martinez, R. Benavente, "The AR face database, CVC Technical Report #24," *Computer Vision Center (CVC)*, Barcelona, Spain, 1998.

저 자 소 개

이 상 섭(정회원)

2009년 울산대학교 전기전자제어공학과 학사 졸업

2009년~현재 성균관대학교 전자전기컴퓨터공학과 석사과정

<주관심분야 : 디지털영상처리, 영상신호처리, 패턴인식>

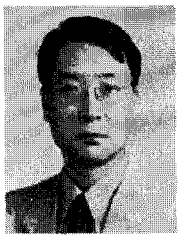
이 수 영(정회원)

2008년 성균관대학교 정보통신공학부 학사 졸업

2010년 성균관대학교 전자전기컴퓨터공학과 석사 졸업

2010년~현재 삼정전자 연구원

<주관심분야 : 디지털영상처리, 영상신호처리, 패턴인식>



김 중 규(정회원)

1980년 서울대학교 전자공학과 학사 졸업

1982년 서울대학교 전자공학과 석사 졸업

1989년 The Univ. of Michigan, Electrical Engineering Ph.D.

1980년~1981년 한국전자통신연구소 위촉연구원

1989년~1990년 University of Michigan, Post Doctoral Fellow

1990년~1991년 삼성전자 선임연구원

1992년~현재 성균관대학교 정보통신공학부 정교수

<주관심분야 : 적응신호처리, 레이더신호처리, 의학영상신호처리, 음향신호처리, 디지털비디오처리>