

조명 변화에 강인한 얼굴 인식

류은진*, 박철현*, 구탁모**, 박길흠*
경북대학교 전자공학과*, 경동정보대학 정보통신과**

Face Recognition Robust to Illumination Change

Eun-Jin Ryu*, Chul-Hyun Park*, Tak-Mo Koo**, Kil-Houm Park*

*Dept. of Electronics, Kyungpook National University

**Dept. of Information Communication, Kyungdong College

E-mail : ejryu@palgong.knu.ac.kr

요약

얼굴 영상은 똑같은 표정의 같은 사람이라도 조명에 따라 매우 다른 얼굴 영상으로 나타난다. 따라서 본 논문에서는 조명 변화에 강인한 얼굴 인식 방법을 제안한다. 제안된 방법은 오프라인 훈련(off-line training)과 온라인 인식(on-line recognition)의 두 부분으로 이루어져 있다. 오프라인 훈련은 PCA(principal component analysis)를 기반으로 한다. 온라인 인식에서는 조명 변화에 대한 보상, 얼굴 특징의 추출, 그리고 인식을 위한 분류 과정의 3 단계로 구성되어 있다. 오프라인 훈련에서는 전체 훈련 얼굴 영상 데이터에 PCA를 적용하여 조명 변화가 최대한 제어된 특징 벡터 공간을 생성한다. 실제 인식 단계에서는 첫 번째로 입력 영상으로 들어온 얼굴 영상에서 조명의 영향을 보상하기 위해 준동형 필터링(homomorphic filtering) 후 밝기 정규화(normalization)를 취한다. 두 번째 단계에서는 입력 데이터의 차원을 줄이고 얼굴 특징 벡터를 구하기 위해 PCA를 수행한다. 마지막 과정으로서 입력 영상의 특징 벡터들과 오프라인에서 미리 구하여진 특징 벡터들의 유사도를 측정하여 얼굴을 인식하게 된다. 실험 결과 제안된 방법은 기존의 Eigenface 방법에 비해 우수한 성능을 나타내었다.

1. 서론

영상으로부터 자동으로 얼굴을 인식하는 기술은 최근 신원 확인, 범죄 조사 및 접근 제어 등 그 응용 분야가

다양해짐에 따라 패턴 인식, 컴퓨터 비전, 그리고 신경망과 같은 여러 분야에서 활발히 연구되고 있다.

기존의 얼굴 인식 기술은 초기에는 기하학적인 구조적 특징을 이용한 방법이나 템플릿 매칭(template matching)을 적용하는 방법[1]이 연구되었으나 조명 변화를 갖는 얼굴을 인식할 때 많은 훈련 영상으로 인한 메모리 양과 계산 시간이 문제되어 왔다. 최근 들어서는 메모리 양과 수행 시간을 줄이기 위해 Turk와 Pentland가 입력 얼굴 영상들을 고유얼굴(eigenfaces)이라고 불리는 특징 벡터 공간으로 변환하여 차원을 줄이고 가중치 벡터들로 표현하여 입력 얼굴 영상의 특징 벡터와 인식 대상 얼굴의 특징 벡터들을 비교함으로써 얼굴을 인식하는 Eigenface 방법[2]을 제안하였다. Eigenface 방법은 작은 조명의 변화에 있어서는 좋은 성능을 나타내지만 큰 변화에 있어서는 특징 벡터들의 클래스 간 분리가 용이하지 않은 문제점을 가지고 있다 [3-6]. 이 밖에도 조명 모델을 통해 조명의 영향을 받은 얼굴 영역을 합성하여 조명으로부터 견고한 인식 방법[7]이 제안되었고, 얼굴의 특징점들의 집합으로 표현된 데이터에 Gabor 웨이블릿(wavelet)을 적용하는 elastic graph matching 방법[8]은 얼굴의 특징점을 잡을 때 조명의 변화 등에 크게 영향을 받는 문제점을 가지고 있다. 따라서 조명의 변화에 따른 국부적 밝기 및 각도의 변화에 따른 오인식률의 증가를 최소화하는데 중점을 두어, 조명의 영향을 받지 않는 안정적인 얼굴 인식 방법을 제안한다.

본 논문의 얼굴 인식 방법은 오프라인 훈련과 온라인 인식으로 구성되어 있다. 오프라인 훈련에서는 PCA를 적용하므로 전체 훈련 얼굴 영상은 고유얼굴이라는 특

정 벡터 공간에 의해 차원이 축소된 가중치 벡터로 표현된다. 온라인 인식은 3단계로 구성되어 있다. 첫 번째 단계에서는 조명의 영향을 최소화하기 위해 준동형 필터링(homomorphic filtering)을 수행한 후 밝기 정규화 과정을 거친다. 두 번째 단계에서는 Eigenface 방법을 이용하여 입력 얼굴 영상의 차원을 줄이고 특징 벡터로 나타나어 얼굴의 특징을 추출하게 된다. 마지막으로 오프라인 시 미리 구해놓은 훈련 영상들의 얼굴 특징 벡터들과 입력 영상의 벡터를 비교하여 유사도가 가장 높은 얼굴로 인식하게 된다.

본 논문의 전체적인 구성은 다음과 같다. 2장에서는 제안하는 얼굴 인식 시스템에 대하여 기술한다. 3장에서는 2장의 과정에서 얻어진 얼굴 인식 결과를 통하여 제시된 알고리즘의 성능을 분석한다. 마지막으로 앞으로의 연구 방향을 언급하고 결론을 맺는다.

2. 얼굴 인식

2.1 오프라인 훈련

오프라인 훈련에서는 전체 훈련 얼굴 영상에 Eigenface 방법을 사용하여 차원을 줄일 때 구해지는 특징 벡터 공간에서 주요 성분에 해당되는 공간이 최대한 포함된 고유얼굴이라는 새로운 특징 벡터 공간을 생성한다. 이러한 특징 벡터 공간은 얼굴의 고유 특징만을 주로 포함하는 벡터공간이며 온라인 인식 시 미리 오프라인에서 선형 변환된 몇 개의 특징 벡터만을 비교하므로 계산 속도가 빨라지게 된다.

2.1.1 Eigenface 방법

Eigenface 방법은 PCA 또는 KL(Karhunen-loeve) 변환에 기반한 방법이다. 전체 훈련 얼굴 영상 데이터의 분산을 나타내는 공분산(covariance) 행렬로부터 고유치(eigenvalues)와 고유벡터(eigenvectors)를 구하고 큰 값의 고유치에 대응하는 고유벡터들에 의해 특징 벡터 공간을 형성하게 된다. 이러한 특징 공간은 얼굴 영상 벡터들의 퍼짐(scatter)이 최대가 되는 방향의 벡터들로 구성된 직교 기저(orthonormal basis) 벡터들을 제공하여 준다. 하나의 얼굴 영상 벡터를 이렇게 구한 직교 기저에서의 좌표로 표현하게 되며, 직교 기저 벡터 하나 하나가 고유얼굴(eigenfaces)을 나타낸다.

Eigenface 방법을 간단히 알아보면 다음과 같다. 훈련을 위해 사용된 T 개의 얼굴 영상들의 집합을 $X = [X_1, X_2, \dots, X_T]$ 이라고 하면, X의 한 성분인 얼굴 영상은 각각 n 차원의 영상 공간에서 값을 갖는다. 또한 각 영상은 c 개의 클래스 $[X_1, X_2, \dots, X_c]$ 중의 하나에 속한다. 선형 변환 매핑(mapping)은 원래의 n 차원 영상 공간에서 m 차원 특징 공간으로 이루어진다($m < n$). 각 얼굴 영상 벡터에서 전체 얼굴 벡터의 평균 벡터를 뺀 벡터들의 집합을 이용하여, 얼굴 영상들의 공분산 행렬을 표현하면 다음과 같이 정의된다.

$$S_T = \sum_{i=1}^T (X_i - \mu)(X_i - \mu)^T \quad (1)$$

여기서 μ 는 전체 훈련 영상들의 평균을 나타낸다. S_T 의 고유벡터 행렬과 고유값 행렬은 식 (1)을 대각화(diagonalization)를 취한 뒤, 고유값에 의해 정렬되면서 이에 대응하는 처음 m 개의 고유벡터로 선형 변환 행렬 W_{pca} 를 계산한다. W_{pca} 의 각 성분들이 m 개의 고유얼굴들을 나타내며, 온라인 인식 시 인식코자하는 얼굴 영상을 특징 벡터 공간으로 선형 변환하여 m 차원으로 축소하고 그 영상의 얼굴 특징 벡터를 구하게 된다.

2.2 온라인 인식

본 논문이 제안하는 자동적인 얼굴 인식의 첫 번째 단계에서는 전처리 과정으로서 준동형의 필터링과 밝기 정규화를 취한다. 그 다음 두 번째 단계에서는 데이터의 차원을 줄이고 얼굴 특징으로서 특징 벡터들을 추출하기 위해 Eigenface 방법을 적용한다. 마지막 인식 단계에서는 입력 영상의 특징 벡터들과 오프라인에서 구해진 전체 훈련 얼굴 영상의 얼굴 특징 벡터들과의 유클리드 거리를 비교하여 가장 최소가 되는 얼굴로 인식하게 된다.

2.2.1 준동형 필터링(homomorphic filtering)

준동형 필터링은 영상을 개선하는 기술 중의 하나로서 조명-반사(illumination-reflectance) 영상 모델에 기반한 방법이다. 준동형 필터링의 기능은 dynamic range를 줄이고 영상의 국부적인 대비(local contrast)를 증가시키는 것이다. 영상 모델에 기반해서 입력 영상 $f(x,y)$ 는 다음과 같이 표현된다.

$$f(x, y) = i(x, y)r(x, y) \quad (2)$$

식 (2)에서 $i(x, y)$ 는 조명 성분을, $r(x,y)$ 는 반사 성분을 나타낸다. 조명 성분은 dynamic range에 주요 공급원(contributor)이며, 매우 천천히 변화한다. 이에 반해 반사 성분은 국부적인 대비(local contrast)로서 물체의 세부(detail)를 표현하며, 매우 빠르게 변화한다. $r(x,y)$ 로부터 $i(x,y)$ 를 분리하기 위해 식 (2)의 양변에 log를 취하고 그 결과는 다음과 같다.

$$\log f(x, y) = \log i(x, y) + \log r(x, y) \quad (3)$$

$\log i(x,y)$ 는 저주파 성분이므로 $\log f(x,y)$ 에서 저주파 통과 필터(LPF)를 이용하여 얻고, $\log r(x,y)$ 는 이와는 반대로 고주파 통과 필터(HPF)를 통과하여 획득할 수 있다.

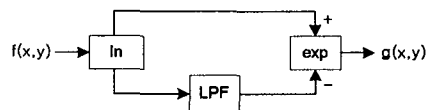


그림 1. 준동형 필터링의 흐름도

조명의 변화를 최소화시키기 위해 원영상에 log를 취한 $\log f(x,y)$ 에서 조명에 해당되는 $\log i(x,y)$ 를 빼고 exponential을 취하면 조명의 영향이 보상된 얼굴 영상 $g(x,y)$ 를 획득하게 된다. 그림 1은 준동형 필터링의 과정을 나타낸 것이다.

2.2.2 Statistical differencing

Statistical differencing은 원하는 평균과 표준편차를 가지도록 만드는 영상 개선 방법이다. 그 연산식은 다음과 같이 정의된다.

$$g(x,y) = \frac{\sigma_d}{\sigma(x,y) + \alpha \sigma_d} [f(x,y) - \mu(x,y)] + [\beta m_d - (1 - \beta)\mu(x,y)] \quad (4)$$

식 (4)에서 $\sigma(x,y)$ 와 $\mu(x,y)$ 는 각각 국부적인 평균과 표준편차를 나타내며, m_d 와 σ_d 는 원하는 평균과 표준편차를 표현한다. α 는 $\sigma(x,y)$ 이 작을 때 큰 출력값이 되는 것을 막는 이득 요소(gain factor)이고 β 는 edge와 배경의 밝기비를 조절하는 요소이다. 여기서 상수에 해당하는 $\sigma_d, m_d, \alpha, \beta$ 는 10, 128, 1/6, 그리고 0.1로 사용했다.

2.2.3 온라인 얼굴 인식

조명의 영향이 보상된 얼굴 영상과 전체 훈련 얼굴 영상의 평균과의 차영상을 입력 영상으로 한다. 하나의 차영상을 나타내는 벡터 X_i 는 식 (아래식)과 같이 W_{pca} 에 의해 m 차원으로 줄어든 벡터 공간상의 Y_i 로 변환된다.

$$Y_i = W_{pca}^T X_i \quad (5)$$

이렇게 생성된 인식코자 하는 얼굴 영상의 특징 벡터들, Y_i 과 오프라인으로 미리 구해놓은 전체 훈련 얼굴 영상들의 얼굴 특징 벡터들과의 유클리드 거리(Euclidian distance)를 구하는 최소 이웃 분류법(nearest neighbor classifier, NNC)을 적용하여 가장 최소가 되는 얼굴 영상이 바로 입력 영상과 동일 인물의 얼굴로 인식되게 된다.

3. 실험 결과 및 고찰

실험에 사용되는 얼굴 영상은 YALE 데이터베이스이다. 이 데이터베이스는 15명의 사람에 대해 각각 10개의 서로 다른 정면 얼굴 영상을 가지고 있고, 원영상의 크기는 320×243 이었으나 실험에서는 128×128 로 하였으며, 128의 평균과 100의 분산을 갖도록 밝기 정규화를 했다. 각 사람의 얼굴 영상은 에워싼(ambient) 조명 아래 안경이나 선글라스 착용 유무에서 촬영된 정상 영상과 3개의 다른 방향에서의 조명 변화를 가지는 영상군, 그리고 5개의 표정 변화의 영상군으로 총 10개로 구성되어 있다. 그림 2는 위에서 설명한 YALE 데이터베이스 중 한 사람의 10개의 영상을 보여준다.

실험은 전체 데이터베이스에서 인식하고자 하는 얼굴

영상을 제외한 나머지 영상을 훈련 영상으로 정하여 제안된 방법을 통하여 하게 된다. 오프라인에서 PCA를 기반으로 하여 선형 변환 행렬 W_{pca} 를 생성한다. 획득된 선형 변환 행렬의 열벡터들이 eigenfaces를 나타내며 그림 3과 같다. 온라인 단계에서는 인식 대상의 얼굴 영상과 훈련 영상의 평균 영상과의 차영상을 입력으로 하여 오프라인에서 생성된 W_{pca} 를 통해 선형 변환한다. 미리 구하여진 훈련 영상의 특징 벡터들과 온라인에서의 변환에 의해 얻어진 얼굴 특징 벡터들과의 최소 유클리드 거리를 구하는 nearest neighbor classifier(NNC)를 적용하여 얼굴을 인식하게 된다. 기존의 Eigenface 방법과 제안된 알고리즘에 의한 인식률을 표 1에 나타내어 비교 평가하였다.

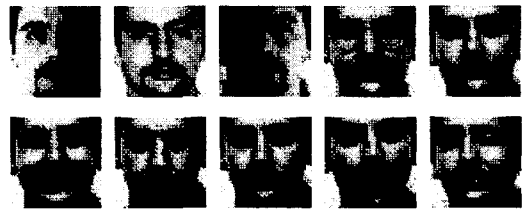


그림 2. 실험에 사용된 YALE 데이터베이스의 한 예



그림 3. 훈련 얼굴 영상의 eigenfaces

표 1에서 보면, 제안된 방법은 조명 변화가 심한 얼굴 영상일 때 기존의 Eigenface 방법에 비해 우수한 인식률을 보인다. 제안된 방법은 얼굴 영상에 대해 조명의 방향에 따른 국부적 밝기 및 각도의 변화에 의한 영향을 최소화시키는 준동형 필터링을 거쳤기 때문에 조명 변화에 대한 인식률을 크게 향상시킬 수 있었다. 그림 4은 준동형 필터링에 의한 결과 영상이다. 준동형 필터링 후 Statistical differencing을 통해 얼굴 영상이 100의 분산과 128의 평균을 가지게 한다. 그림 5는 밝기 정규화 과정 후의 얼굴 영상들이다.



그림 4. 준동형 필터링에 의한 결과 영상



그림 5. 밝기 정규화의 결과 영상

표 1. 기존의 Eigenface 방법과 제안된 방법의 인식률

방법	조명 변화	표정 변화	안경 착용	Total
기존의 방법	45(%)	96(%)	96.6(%)	83(%)
제안된 방법	86.7(%)	97.3(%)	100(%)	93.3(%)

4. 결론

본 논문에서는 YALE 데이터베이스를 이용하여 조명 변화에 강인한 얼굴 인식 방법을 제시하였다. 얼굴 인식 알고리즘은 오프라인 훈련과 온라인 인식의 두 형태를 이루고 있는데 오프라인 훈련에서는 PCA를 기반으로 선형 변환 행렬 W_{pca} 를 생성한다. 온라인 인식은 3 단계로 구성되어 있으며, 첫 번째 단계에서는 조명의 영향을 보상하기 위해 준동형 필터링을 하고, 밝기 정규화를 위해 statistical differencing을 취한다. 그 다음에는 인식 대상의 얼굴 영상과 전체 훈련 영상의 평균 영상과의 차영상을 입력으로 PCA를 수행하여 데이터의 차원을 줄이고 얼굴 특징 벡터를 구한다. 마지막으로 최소 유클리드 거리를 구하는 NNC를 통해 인식하게 된다.

조명에 따라 서로 다른 얼굴로 인식되는 기존의 Eigenface 방법의 문제점을 보완하기 위해 조명-반사 모델을 기반으로 한 준동형 필터링을 통해 조명의 영향을 최소화시키는 알고리즘을 제안하게 되었다. 실험 결과에서 보듯이, 제안된 방법은 효과적으로 조명의 영향을 보상하는 준동형 필터링 때문에 기존의 Eigenface 방법에 대해 매우 우수한 성능을 보임을 알 수 있다. 그리고 오프라인에서 막대한 메모리를 차지하고 오랜 수행 시간을 필요로 하는 선형 변환 행렬 W_{pca} 를 미리 계산하므로 실시간으로 얼굴을 인식을 할 수 있다.

앞으로 연구 방향은, 더욱 많은 조명 변화에 대한 데이터베이스에 대해 실험을 행하여 제안된 방법의 성능을 검증 받고, Eigenface 방법뿐만 아니라 Fisherface 방법이나 ICA(independent component analysis)을 기반으로 한 방법과 비교하고 평가하는 작업이 필요하다.

참고 문헌

[1] R. Brunelli and H. Wechsler, "Face Recognition: Feature vs. Template," IEEE Trans. on PAMI, Vol. 15, No. 15, pp. 1042-1053, 1993.
 [2] M. Turk and A. Pentland, "Face Recognition

Using Eigenfaces," Proc. IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition, pp. 586-591, 1991.
 [3] A. S. Georghiades, D. J. Kriegman and P. N. Belhumeur, "Illumination Cones for Recognition Under Variable Lighting: Faces", IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition, pp. 52-58, 1998.
 [4] A. Z. Kouzani, F. He, K. Sammut, and A. Bouzerdoum, "Illumination Invariant Face Recognition," IEEE Conf. on Systems, Man, and Cybernetics, Vol. 5, pp. 4240-4245, 1998.
 [5] E. Lange and K. Kyuma, "Wavelet-Domain Principal Component Analysis Applied to Facial Similarity Trees, Caricaturing, and Nonlinear Illumination-Invariant Processing," IEEE Conf. on Automatic Face and Gesture Recognition, pp. 171-176, 1998.
 [6] Y. Moses, Y. Adini, and S. Ullman, "Face Recognition: The problem of compensating for changes in illumination direction," IEEE Trans. on Vol. 197, pp. 721-732, 1997.
 [7] A. S. Georghiades, P. N. Belhumeur D. J. Kriegman, "Illumination-Based Image Synthesis: Creating Novel Images of Human Faces Under Differing Pose and Lighting," Proceedings. IEEE Workshop on MVIEW '99, pp. 47-54, 1999.
 [8] L. Wiskoutt, J. M. Fellous, N. Kruger, and C. V. der Malsburg, "Face Recognition by Elastic Bunch Graph Matching," IEEE Trans. on PAMI, Vol. 19, No. 7, pp. 775-779, 1997.