

PCA와 얼굴방향 정보를 이용한 얼굴인식

김 승 재*

Face recognition using PCA and face direction information

Seung-Jae Kim*

요약 본 논문은 얼굴 인식에 있어 안정적인 인식률을 얻기 위해 입력 영상에 대한 좌우 회전정보를 사용하여 보다 안정적이며 높은 인식률을 내기위한 알고리즘을 제안한다. 제안하는 알고리즘은 웹 카메라 환경에서 얼굴 영상을 입력정보로 사용하여 향상된 인식률을 얻기 위해 영상의 사이즈 축소 및 밝기와 컬러에 대한 정보를 정규화한 후 전처리 과정을 거쳐 얼굴 영역만을 분할 검출한다. 검출된 후보 영역에 대해 주성분분석(PCA)을 적용하여 특징벡터를 구하여 얼굴을 분류한다. 또한 인식률의 오차 범위를 줄이기 위해 입력되는 얼굴 영상에 대한 방향성을 고려하여 좌·우 45° 회전 정보를 가진 영상을 대상으로 데이터 셋을 구성하여 PCA로 각각의 특징벡터를 구하였다. 구해진 특징벡터로 안정된 인식률을 얻기 위해 고유공간에 뿌린 후 각각의 특징들을 대상으로 유클리디안(euclidean distant) 거리를 비교하여 최종 얼굴을 인식한다. PCA에 의한 특징벡터는 저차원의 데이터이지만 얼굴을 표현하는데 있어 아무런 문제가 없으며 계산량이 적어 인식 속도도 빠를 수 있다. 본 논문에서 제안하는 방법은 기존의 다른 알고리즘에 비해 빠른 인식과 인식률의 안전성과 정확성을 향상시킬 수 있고 실시간 인식 시스템에도 사용할 수 있다.

Abstract In this paper, we propose an algorithm to obtain more stable and high recognition rate by using left and right rotation information of input image in order to obtain a stable recognition rate in face recognition. The proposed algorithm uses the facial image as the input information in the web camera environment to reduce the size of the image and normalize the information about the brightness and color to obtain the improved recognition rate. We apply Principal Component Analysis (PCA) to the detected candidate regions to obtain feature vectors and classify faces. Also, In order to reduce the error rate range of the recognition rate, a set of data with the left and right 45 ° rotation information is constructed considering the directionality of the input face image, and each feature vector is obtained with PCA. In order to obtain a stable recognition rate with the obtained feature vector, it is after scattered in the eigenspace and the final face is recognized by comparing euclidean distant distances to each feature. The PCA-based feature vector is low-dimensional data, but there is no problem in expressing the face, and the recognition speed can be fast because of the small amount of calculation. The method proposed in this paper can improve the safety and accuracy of recognition and recognition rate faster than other algorithms, and can be used for real-time recognition system.

Key Words : Face Detection, Face Recognition, Feature point, Orientation, PCA

1. 서론

정보통신기술의 급속한 발전으로 인간과 컴퓨터간의 원활한 상호작용을 위해 인간의 행동을 분석하는 연구가 계속 진행되고 있다[1,2]. 다양한 분야에서 각

각의 특성에 맞는 연구가 진행되고 있지만 그 중에서도 생체인식 분야가 주류가 된다고 해도 과언이 아닐 것이다. 생체인식 시스템은 주로 얼굴인식, 지문인식, 홍채인식, 음성인식, 외양기반 인식 등이 있으며 이중

*Corresponding Author : Department of Computer Engineering, Chosun University (cdma1234@hanmail.net)

Received December 09, 2017

December 12, 2017

Accepted December 26, 2017

에서도 얼굴인식은 개인을 인증하기 위한 방법으로 가장 정확도가 높으며 그 활용범위가 매우 넓다. 또한 전처리 과정을 거쳐 신분 증명, 보안 시스템, 인사 자료, 회원 관리, 비디오 검색과 같은 보안적인 특성을 살려 실생활에 이용하기 위한 연구도 진행 중이다[3]. 컴퓨터를 이용하여 보안을 유지하기 위한 방법에는 여러 가지 존재하지만 많은 제약사항 때문에 이미 오래전부터 인간의 개개인의 고유한 특성을 이용하는 생체인식 기술이 연구되고 있다[4]. 그 중에서 얼굴 인식은 이미 오래전부터 연구되어왔으며 대표적인 알고리즘으로는 PCA, SVM, LDA, ICA, 신경망 등 있다[5-17]. 이러한 알고리즘 들은 어떠한 기준으로 전처리를 하느냐에 따라 인식률에 많은 변화를 가져온다. 그러므로 생체인식에 있어 안정된 전처리 과정은 반드시 필요하며, 얼굴검출의 용이성과 빠른 응답 속도도 함께 고려해야 한다.

본 논문은 얼굴 인식을 위한 보다 안정적이며 조명 변화와 회전에 강인하게 얼굴 영역을 검출하며, 계산의 효율성과 검출 성능을 동시에 만족시키는 인식 알고리즘에 대해 제안한다. 먼저 얼굴 영상에 대한 사이즈의 축소 및 밝기와 컬러에 대한 정보를 정규화 한다. 정규화 된 영상에서 얼굴 영역만을 검출하기 위해 차분연산을 통해 밝기의 임계치 값을 구한 후 이를 적용하여 배경 영역을 제거함으로써 얼굴 영역을 검출한다. 검출된 얼굴 영역에 대해 주성분분석(PCA)을 적용하여 고차원의 데이터에 대해 차원을 축소하여 저차원의 특징 벡터를 구한다. 구해진 특징 벡터를 이용하여 얼굴 인식을 수행한다. 이 때 정확히 일치하는 얼굴에 대해서는 인식률이 좋지만 조금이라도 얼굴의 입력방향이 틀어지면 인식률은 현저히 떨어진다. 그러므로 정확하고 안정된 인식률을 얻기 위해서는 카메라로 들어오는 입력 영상에 대한 방향성을 반드시 고려해야 한다. 본 실험에서는 안정적인 인식률을 얻기 위해 입력 영상에 대한 좌·우 45° 회전 정보를 갖는 영상을 데이터베이스로 생성하고 모델의 얼굴 영상에 대한 각각의 대표 값을 만든 후 고유공간에 투영시킴으로써 얼굴의 특징 값을 산출한다. 산출된 성분과 대표 값의 거리를 비교하여 인식 오차를 줄임으로써 안전성과 정확성을 향상시킬 수 있으며 빠른 계산으로 실시간 인식에도 사용

될 수 있다.

2. 얼굴인식 알고리즘

2.1 전체 시스템 구성도

본 논문에서는 얼굴 영상을 정확히 분석하고 인식하기 위해 PCA를 적용하여 각각의 얼굴 영상을 고유 공간에 투영시켰다. 또한 오인식률을 낮추기 위해 입력 영상에 방향성을 고려하여 좌·우 45° 틀어진 정보를 갖는 영상을 데이터베이스로 만들어 얼굴 인식을 수행하였다. [그림 1]은 전체 시스템 알고리즘이다.

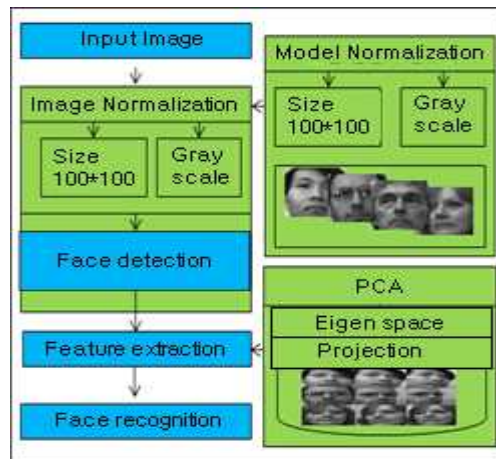


그림 1. 전체 알고리즘
Fig. 1. Whole algorithm

2.2 배경제거

카메라를 통하여 얻은 영상 시퀀스는 단순 배경에서 취득한 것이며, 일반 환경에서 취득한 영상에는 얼굴 인식에 필요 없는 많은 배경들이 포함되어 있다. 그러나 얼굴 인식에 필요한 것은 얼굴 영역(전경)이므로 우선 배경과 얼굴 영역을 분리하는 작업이 필요하고 이를 위해서는 먼저 배경 모델을 생성해야 한다. 그러나 조명의 밝기가 일정하지 않고 수시로 변하기 때문에 같은 카메라로 일정 시간 동안 똑같은 배경을 촬영한다고 할지라도 모두 동일하지 않아 안정적인 배경 모델을 얻는데 어려움이 따른다.

본 논문에서는 조명 변화로 인한 배경의 밝기 변화

를 측정하여 시간 요소(t)를 고려해서 일정 시간 T_i 동안 배경 영상 I_t 를 취득한 다음 영상 영역 R 내에 있는 각 픽셀(x)들을 분석하여 조명이 가장 밝았을 때의 화소 값 $P_{\max}(x)$ 와 가장 어두울 때의 화소 $P_{\min}(x)$ 을 얻는다. 이 두 화소 값의 차이 $D(x)$ 는 조명의 변화로 나타날 수 있는 밝기의 임계치이다. 이 2가지의 요소를 이용해 배경 모델(Background Model)을 구성한다. 이 방법은 임의의 한 특정한 밝기 값을 가진 영상을 이용했을 때보다 얼굴 영역에 대한 접근 및 검출을 더욱 정확하게 할 수 있게 된다. 이와 같은 내용은 식(1-4)와 같다.

$$BM = \{P_{\max}(x), P_{\min}(x), D(x)\}_{x \in R} \quad (1)$$

$$P_{\max}(x) = \text{Max}I_t(x), (1 \leq t \leq T_i) \quad (2)$$

$$P_{\min}(x) = \text{Min}I_t(x), (1 \leq t \leq T_i) \quad (3)$$

$$D(x) = P_{\max}(x) - P_{\min}(x) \quad (4)$$

일단 배경 모델이 만들어지면 이진 영상 $B(x)$ 는 식(5)서 보여주는 것처럼 입력 영상 $I(x)$ 가 가장 밝은 화소 값 $P_{\max}(x)$ 와 가장 어두운 화소값 $P_{\min}(x)$ 의 차분 연산을 통해 얻은 차이 값이 임계치 $D(x)$ 보다 크면 최대값(255)을 그렇지 않으면 최소값(0)의 화소값을 갖게 한다.

$$B(x) = \begin{cases} 255 & \text{if } |P_{\max}(x) - I(x)| \text{ or } |P_{\min}(x) - I(x)| > D(x) \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (5)$$

식(5)는 조명으로 인해 생길 수 있는 밝기 차이는 무시하고 얼굴 변화의 움직임의 차이를 갖는 영역만 분리하는 기준이 된다. 식(2)의 결과로 얻어진 이진 영상에는 배경 모델에서 설정한 밝기 값의 임계치를 벗어나는 조명의 변화로 인해 배경임에도 불구하고 전경 영역으로 분리되어 1픽셀의 잡음 점들이 포함될 수 있다. 따라서 이 잡음을 없애기 위해 모폴로지(Morphology) 연산을 통해서 잡음을 제거하였다. 한번의 침식 연산을 수행하고 이때 객체의 줄어드는 현상이 발생하기에 다시 팽창 연산을 사용하여 복원하였다.

2.3 얼굴 검출

본 논문에서는 얼굴의 방향성이 들어지는 경우에도 같은 얼굴로 인식하기 위해 PCA를 이용해 파라메트릭

공간을 생성하여 얼굴의 방향성 문제를 해결하는 방법을 제시한다. 이는 입력 영상의 변화율을 크게 하기 위해 각 얼굴 영상에 대해 좌·우 45°씩 틀어 회전 정보를 갖는 영상을 데이터베이스화함으로써 입력 영상의 방향이 틀어져도 같은 영상으로 인식할 수 있게 된다.

PCA란 각 얼굴 영상의 데이터가 공간적 위치 값이 주로 각 영상에서 어디에 분포하는가를 계산하여 확률 분도가 높은 벡터 값들을 고유치 값에 비례하여 재구성하는 방법이다. [그림 2]는 자유롭게 입력되는 얼굴의 방향성을 고려하여 얼굴 영상을 5°씩 틀어서 획득한 영상의 일부이다(1개 얼굴 영상 = 방향성을 고려한 19 image로 구성).



그림 2. 방향성을 고려한 얼굴 영상
Fig. 2. Facial image considering direction

2.3.1 PCA에 의한 고유 공간 구성

고유벡터를 계산하기 위해서는 먼저 모든 영상의 평균 데이터를 구하여 각 영상들의 데이터의 차를 구한다. 평균 데이터 c 와 새로운 영상 데이터 집합 X 를 식(6)과 식(7)과 같이 나타낸다. [그림 3]은 전체 영상의 일부이며, [그림 4]는 평균 얼굴 영상이다.

$$C = (1/N) \sum_{i=1}^N x_i \quad (6)$$

$$X = \begin{matrix} \Delta \\ \{x_{1,1}^{(1)} - c, x_{2,1}^{(1)} - c, \dots, x_{R,1}^{(1)} - c, \dots, x_{1,L}^{(P)} - c, \dots, x_{R,L}^{(P)} - c\} \end{matrix} \quad (7)$$

고유공간을 구하기 위해서는 $M * N$ 의 크기를 지닌 영상 집합 X 를 식(8)과 같이 계산하고 식(9)를 만족하는 고유벡터를 구하면 된다. 즉, 공분산 행렬 Q 에 대한 고유치 λ 와 고유벡터 e 를 구한다.

$$Q = XX^T \quad (8)$$

$$\lambda_i e_i = Q e_i \quad (9)$$

여기서 M 은 한 영상의 데이터(100x100)이고 N 은 전체 영상의 개수를 나타내는 정수이다.



그림 3. 모델영상의 일부
Fig. 3. Part of the model image

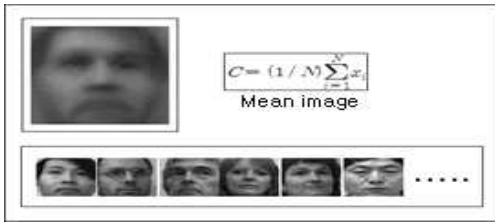


그림 4. 모델영상에 대한 평균 영상
Fig. 4. Mean image for model image

본 논문에서는 특이치 분해(Singular Value Decomposition)를 이용하여 고유 공간을 구하였다. 특이치 분해를 이용하여 식(10)에서처럼 행렬이 분해 되는데, 영상 집합 X의 공분산 행렬에 대한 고유 벡터를 쉽게 얻을 수 있다.

$$\begin{bmatrix} X \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} V \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} \sigma^1 & & \\ & \sigma^{21} & \\ & & \sigma^{31} \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} U^t \end{bmatrix} \quad (10)$$

행렬은 식(11)과 같이 분해가 가능하며 원 식은 식(15)와 같이 나타낼 수 있다.

$$X = \sum_{i=1}^r \sigma_i V_i u_i^T \quad (11)$$

$$V = [v_1, \dots, v_r] \quad (12)$$

$$U = [u_1, \dots, u_r] \quad (13)$$

$$\Sigma = \text{diag}(\sigma_1, \dots, \sigma_r) \quad (14)$$

$$X = V \Sigma U^T \quad (15)$$

V와 U 행렬은 각각 직교 행렬이기 때문에 식(16)에서 나타낸 것처럼 표현된다.

$$[V^T] \cdot [V] = [U^T] \cdot [U] = [I] \quad (16)$$

이런 과정으로 얻어진 행렬 중 공분산의 고유 벡터로 이용되는 행렬은 공분산 행렬 X와 크기가 일치하는 U이다. 특이치 분해 과정에서 나온 고유벡터를 고유치

가 큰 순서대로 재구성한다. 각 고유벡터가 지닌 고유치의 크기는 그 고유벡터의 중요도를 의미하므로 그 고유공간을 규정하는 중요 고유벡터를 식(17)을 이용하여 선택한다. 따라서 모든 고유벡터를 고유 공간 구성에 이용하지 않고 많은 영상을 대표할 수 있는 주성분의 벡터만을 이용할 수 있다.

$$\frac{\sum_{i=1}^k \lambda_i}{\sum_{i=1}^N \lambda_i} \geq T_1 \quad (17)$$

여기서 T1 은 고유벡터의 개수를 조정하는 문턱치이며, 인식과 포즈 평가 시 이용되는 고유벡터는 저차원 공간을 구성하기 위해 실험에서는 K=1을 이용했다. 이렇게 구성된 공간을 얼굴 영상의 고유 공간으로 표현한다.

2.3.2 고유공간의 상관관계

앞 절에서 얻어진 얼굴 영상의 고유 공간에서 평균 영상 C에서 뺀 영상 집합 x를 모두 식(18)을 이용하여 투영시킨다.

$$f_j = [e_1, e_2, e_3, \dots, e_k]^T (x_n - c) \quad (18)$$

구해진 f_j 얼굴 영상의 고유 공간상에서 점들로 표현되는데 이러한 점들을 각 얼굴의 특징을 구한 것들과 같이 입력 특징을 구성하게 된다. 투영시킨 결과는 이산적인 점들로 표현되며, 이들 각 점은 입력된 얼굴의 하나하나를 의미한다.

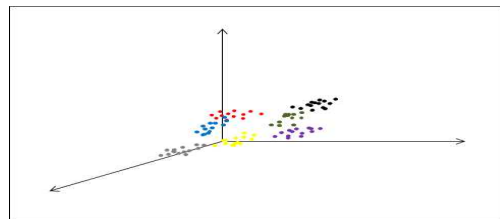


그림 5. 고유공간에 투영된 얼굴 분포
Fig. 5. The projected facial in the eigenspace

고유공간의 특성상 비슷한 특징 값을 가지는 벡터는 고유공간에서도 가까운 곳에 투영된다. 따라서 같은 얼굴 영상의 경우 서로 비슷한 특징 벡터 값을 가지게 되

고, 고유공간에서 비슷한 영역에 분포하게 된다. 7개의 얼굴 영상(방향성을 고려한 얼굴 영상)을 본 고유공간에 투영시킴으로서 모델 동작을 모델링 한다. 고유 공간에 투영된 점이 가까울수록 영상들의 높은 상관관계를 가진다. 각 얼굴 영상에 대한 고유공간내의 분포는 [그림 5]와 같다.

3. 실험

얼굴 영상의 인식 과정은 첫째, 카메라로부터 촬영된 640*480의 입력 영상을 전처리과정으로 100*100으로 정규화 하였으며, 연산속도를 줄이기 위해 모델 영상을 Gray Level로 변환하였다. 또한 얼굴 인식을 위한 총 학습데이터는 380(20*19=380)장의 영상으로 20명의 얼굴 영상을 각각 중앙(0°)과 좌·우 45°씩 회전시킨 19장으로 구성하였으며, 얼굴 인식 실험을 위해 일반인 10명이 실험에 참여하였다. [그림 6]은 정규화 과정을 거쳐 최적의 모델을 생성하기 위한 전처리 과정을 보여준다. [그림 7]은 전처리과정을 거친 후 얼굴 영역을 검출한 것이다.

둘째, 조명변화에 덜 민감하게 하기 위해 서로 다른 밝기값을 가진 두 영상의 차를 이용하여 임계치를 적용함으로써 목표 영역에 대한 접근 및 검출 능력을 향상시켰다.

셋째, 입력되는 얼굴 영상의 방향을 고려하여 인식률을 높이기 위해 각각 얼굴 영상에 좌·우 45°회전을 가진 영상을 5°씩 틀어 좌측 방향으로 9장의 얼굴 영상, 우측 방향으로 9장의 얼굴 영상, 정면(0°)을 응시하고 있는 얼굴 영상 1장을 포함하여 총 19장의 얼굴 영상으로 한 사람의 얼굴은 19장의 분할되어진다. 이렇게 분할된 얼굴 영상을 만들어 데이터베이스를 생성한 후 PCA를 적용하여 실험 영상을 고유공간에 투영시켜서 나온 성분과 대표 값을 비교함으로써 입력 영상의 방향성에 대한 인식 오차를 줄일 수 있었다.

넷째, PCA에 의해 구해진 특징 벡터들은 저차원의 데이터이지만 하나의 얼굴을 표현하는데 있어 아무런 문제가 없으며 오히려 계산량이 적어 속도도 빨라지는 장점이 있다. 또한 방향성을 가진 얼굴 영상 데이터의

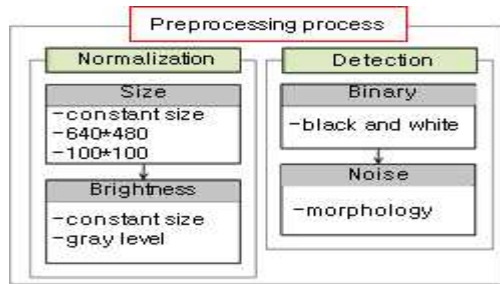


그림 6. 모델 영상을 위한 전처리과정
Fig. 6. Preprocessing process for model image

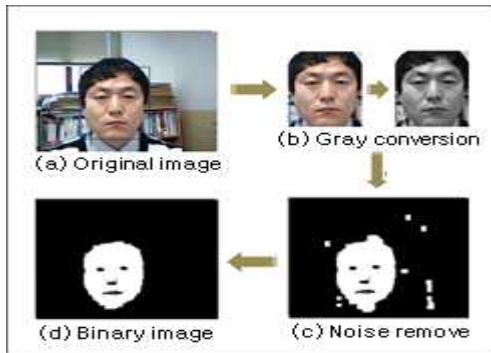


그림 7. 얼굴 영역 검출
Fig. 7. Face area detect

특징들이 비슷한 지역에 분포함으로써 유클리디안 (euclidean distant) 거리를 비교하여 최종 얼굴을 인식한다. [그림 8]은 최종 인식 결과이다.

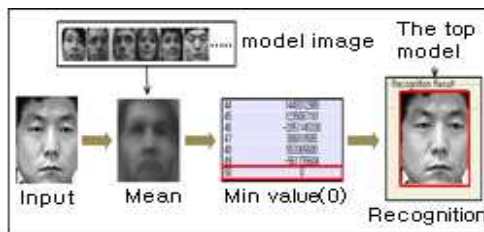


그림 8. 얼굴 인식 결과
Fig. 8. Face recognition result

본 논문에서 제안하는 얼굴 인식 방법이 입력 영상에 따른 인식률의 변화를 알아보기 위해 정면만을 바라본 영상의 특징을 기준으로 한 인식률과 좌·우 45°씩 틀어진 영상의 특징을 기준으로 한 인식률을 비교 분석 하였다. [표 1]는 정면과 좌우 틀어진 영상의 인

식률을 나타낸 것이다.

표 1. 입력 영상에 의한 인식률 비교(%)
Table 1. Comparison of recognition rate input image

algorithm	success rate	failure rate	time (sec)
Frontal image	83.3	17.7	0.84
Left/Right image	89.1	10.9	1.22

[표 1]을 보면 알 수 있듯이 PCA를 기반으로 한 얼굴 인식에서 정면 영상과 좌우 영상과 같이 입력 모델 영상을 어떤 것으로 사용하였는지에 따라 그 인식률의 차가 크다는 것을 알 수 있다. 인식률에서 좌·우 45° 회전 정보를 가진 모델 영상의 경우가 정면을 바라본 모델 영상에 비해 약 6% 정도의 인식률이 향상되었다. 이는 얼굴 인식에 있어 사용자의 얼굴이 항상 카메라의 정면을 바라봐야 정확한 얼굴 인식을 할 수 있다는 고정관념을 깨고 좌·우 45° 안에서 자연스럽게 입력이 들어와도 얼굴 인식을 할 수 있는 것을 말한다. 하지만 좌·우 45°를 벗어난 각도로 입력 영상이 들어오면 그 인식률은 현저히 떨어지게 되는데 그 이유는 45° 벗어나는 순간 얼굴의 고유한 특징들을 잃게 되기 때문이다. PCA 알고리즘은 인식에 있어 훌륭한 특성을 가지고 있지만 한 가지의 특징만 사용하는 것 보다 군집을 이루는 여러 개의 특징을 이용하면 더 좋은 인식률을 가져올 수 있다는 결론을 얻을 수 있으며, 인식 시간은 두 경우 모두 빠름을 알 수 있다.

[표 2]는 카메라를 통한 입력 영상이 단순한 배경일 경우와 복잡한 배경일 경우의 인식률을 비교한 것이다. [표 2]에서의 인식률을 보면 단순한 배경에서의 입력 영상이 97.4%로 매우 높은 인식률을 보여주고 있다. 이는 영상 내에서 얼굴 뒤로 보이는 배경 정보가 얼굴의 고유한 특성을 방해하는 요소가 거의 없기 때문에 얼굴 영역을 정확하게 구분하여 인식하므로 가능한 것이다. 게다가 단순함으로 인해 연산시간까지 단축됨으로 인식 시간도 빠르다. 반면 복잡한 배경에서의 입력 영상의 경우는 영상 내 얼굴 뒤로 보이는 배경 정보들 중에서 얼굴의 고유한 특성과 비슷한 정보들이 포함됨

으로 단순한 배경과 비교해 인식률이 많이 떨어짐을 알 수 있으며, 인식 시간도 더 오래 걸림을 알 수 있다.

표 2. 배경변화에 의한 인식률 비교(%)
Table 2. Comparison of recognition rate by background change

Background	success rate	failure rate	time (sec)
Simple background	97.4	2.6	0.85
Complex background	91.6	8.4	1.78

실험을 통해 단순한 배경이 복잡한 배경보다 높은 인식률을 보이지만 실생활에서 항상 단순한 배경으로 입력 영상을 획득하기란 쉽지 않을 것이다. 그러므로 복잡한 배경이라도 인식률을 향상시킬 수 있는 방법의 발견이 매우 중요하다.

4. 결론

본 논문에서는 얼굴 인식을 위한 보다 안정적이며 조명 변화와 회전에 강인하게 얼굴 영역을 검출하며, 계산의 효율성과 검출 성능을 동시에 만족시키는 인식 알고리즘에 대해 제안한다. 첫째, 제안하는 시스템은 사용자가 거부감을 갖지 않고 자연스럽게 사용자의 얼굴 영상을 획득하기 위해 웹 카메라를 장착하였으며, 웹 카메라를 통해 얼굴 영상이 입력되면 높은 인식률을 얻기 위해 입력된 모델 영상의 사이즈 축소 및 밝기와 컬러에 대한 정보를 정규화해야 함으로 촬영된 640*480의 입력 영상을 전처리과정으로 100*100으로 정규화 하였으며, 연산속도를 줄이기 위해 모델 영상을 Gray Level로 변환하였다. 둘째, 정규화 된 영상에서 얼굴 영역만을 정확하게 분할 검출하여야 하는데 수시로 바뀌는 조명변화에서 얼굴 영역만을 정확히 검출하기란 매우 어려운 일이다. 본 논문에서는 얼굴 영역의 정확한 검출을 위해 조명변화에 덜 민감하게 반응할 수 있는 방법으로 서로 다른 밝기 값을 가진 두 영상을 획득한 후 차분연산을 이용하여 임계치를 적용함으로써 목표 영역에 대한 접근 및 검출 능력을 향상시켰다. 셋째, 검출된 후보 영역에 대해 주성분분석

(PCA)을 적용하여 고차원의 데이터에 대해 차원을 축소하여 저차원의 특징 벡터를 구한다. PCA에 의해 구해진 특징 벡터들은 저차원의 데이터이지만 하나의 얼굴을 표현하는데 있어 아무런 문제가 없으며 오히려 계산량이 적어 속도도 빨라지는 장점이 있다. 넷째, 안정된 인식률을 얻기 위해 고유허공간에 부여된 특징 벡터들을 대상으로 유클리디안(euclidean distant) 거리를 비교하여 최종 얼굴을 인식한다.

또한, 입력되는 얼굴 영상의 방향을 고려하여 인식률을 높이기 위해 각각 얼굴 영상에 좌·우 45° 회전을 가진 영상을 5°씩 틀어 좌측 방향으로 9장의 얼굴 영상, 우측 방향으로 9장의 얼굴 영상, 정면(0°)을 응시하고 있는 얼굴 영상 1장을 포함하여 총 19장의 얼굴 영상으로 한 사람의 얼굴은 19장의 분할되어진다. 이렇게 분할된 얼굴 영상을 만들어 데이터베이스를 생성한 후 PCA를 적용하여 실험 영상을 고유허공간에 투영시켜서 나온 성분과 대표 값을 비교함으로써 입력 영상의 방향성에 대한 인식 오차를 줄일 수 있었다. 결과적으로 본 논문에서 제안한 방법이 기존의 다른 알고리즘에 비해 인식률의 안전성과 정확성을 향상시킬 수 있었다. 그러나 입력되는 얼굴 영상이 45 이상 틀어진 경우라면 얼굴의 고유정보가 많이 유실되기 때문에 얼굴 인식에 매우 어려움이 존재한다.

향후에는 이러한 문제점을 해결할 수 있는 보다 안정적인 얼굴 인식 알고리즘의 개발이 이루어져야 할 것이며, 인식에 있어 기존의 알고리즘에 적용하는 것에 그치지 않고 새로운 알고리즘을 개발하는 연구가 이루어져야 할 것이다.

REFERENCES

- [1] R. C. Gonzalez and R. E. Woods "Digital Image Processing," Prentice Hall, 2002.
- [2] K. Yung-Wei, G. Hui-Zhen, Y. Shyan-Ming, "Integration of face and hand gesture recognition", Convergence and Hybrid Information Technology, 2008. ICCIT '08. Third International Conference on, Vol. 1, pp. 330-335, 2008.
- [3] J. M. Kim and M. K. Song, "Three Dimensional Gesture Recognition Using PCA of Stereo Images and Modified Matching Algorithm," IEEE Fuzzy Systems and Knowledge Discovery Vol.4, pp.116-120, Oct, 2008
- [4] Myung-Hwan Geum, Jung-Soo Kim, Jun-Gyn Lee, and Bong-Hwan Lee, "A User Authentication System using Multi-Modal Biometrics", Korean Information Processing Society 27, Vol. 14, No. 1, 2007(5).
- [5] R. O. Duda, P. E. Hart, and D. G. Strok, Pattern Classification, Second Edition by John Wiley & Sons, Inc, 2001.
- [6] M. O. Faruqe, M. Al Mehedi Hasan, "Face Recognition Using PCA and SVM", Anti-counterfeiting, Security, and Identification in Communication, 2009. ASID 2009. 3rd International Conference on, pp. 97-101, 2009.
- [7] Jian Yang, Jing-Ju Yang, "Why can LDA be performed in PCA transformed space?", Patter Recognition 36, pp.563-566, 2003.
- [8] V. Vapnik. "The Natue of Statistical Learning Theory," Springer-verlag, New York, 1995.
- [9] CJC. Burges. "A Tutorial on Support Vector Machines for Pattern Recognition," in Data Mining and Knowledge Discovery, v.2 n.2, pp.121-167. 1998.
- [10] E. Oauna, R. Freund, F. Girosi, "Training Support Vector Machines: An application ot face detection." Proceeding IEEE. CVPR, pp.130-136, 1997.
- [11] Platt, J.C., "Sequential Minimal Optimization: A Fast Algorithm for Training Support Vector Machines," Microsoft Research Technical Report MSR-TR-98-14, 1998.
- [12] P. Liao, J. Liu, M. Wang, H. Ma, W. Zhang, "Ensemble local fractional LDA for Face Recognition", Computer Science and Automation Engineering(CSAE), 2012 IEEE

- International Conference on, Vol. 3, pp. 586-590, 2012.
- [13] X. Bai, C. Wang, "Revised NMF with LDA based Color Face Recognition", Networking and Digital Society(ICNDS), 2010 2nd International Conference on, Vol. 1, pp. 156-159, 2010.
- [14] Chengjun Liu, Wechsler, H., "Independent component analysis of Gabor feature for face recognition," Neural Networks, IEEE Transactions on, Volume: 14, Issue: 4, pages: 919-928, July 2003.
- [15] Buciu, I, kotropoulos, C, Pitas, I, "ICA and Gabor representation rot facial expression recognition," Image Processing, 2003. Proceeding. 2003 International Conference on, Volume:2, page. 14-17 Sept.2003.
- [16] S. E. El-Khamy, O. Abdel-Alim, M. M. Saii, "Neural Network Face Recognition Using Statistical Feature Extraction", Radio Science Conference, 2000. 17th NRSC '2000. Seventeenth National, pp. C31/1-C31/8, 2000.
- [17] Patrick K. Simpson, "Fuzzy Min-Max Neural Networks - Part 1: Classification," IEEE Trans. on Neural Network, Vol. 3, No. 5, 1992.

저자약력

김 승 재(Seungl-Jae Kim)

[정회원]



- 2003년 : 호남대학교(공학사)
- 2006년 : 전남대학교(공학석사)
- 2014년 : 조선대학교(이학박사)
- 2015년 ~ : 송원대학교 컴퓨터 정보학과 겸임교수
- 현재 : 삼남소프트 대표이사 및 조선대학교 외 다수 외래 강사

<관심분야> 영상처리, 신경망, SNS, 빅데이터분석