

논문 2010-47SP-3-6

SVM과 PCA를 이용한 국부 외형 기반 얼굴 인식 방법

(Local Appearance-based Face Recognition Using SVM and PCA)

박승환*, 곽노준**

(Seung-hwan Park and Nojun Kwak)

요약

얼굴 인식 방법 중에 한 얼굴 영상을 분할하여 분할한 각 부분마다 통계적 방법을 적용해 특징추출을 수행한 다음 각 부분마다 분류를 수행하고 이러한 분류결과를 모아서 voting등의 방법으로 얼굴 인식을 수행하는 방법을 국부 외형 기반 방법 (local appearance-based method)이라고 한다. 기존에 제안된 국부 외형 기반 얼굴 인식은 얼굴 영상을 일정한 크기로 단순 분할하고, 그 부분들을 모두 인식에 사용한다. 본고에서는 인식에 상대적으로 중요한 부분만을 사용하여 얼굴 인식을 수행하는 새로운 국부 외형 기반 얼굴 인식 방법을 제안한다. 본고에서는 단순 분할 방법 대신에 눈, 코, 입 등 인물 간의 차이가 잘 나타나는 얼굴 부분들을 support vector machine (SVM)을 이용하여 검출한 후, 검출한 각 부분에 주성분 분석 (PCA)을 적용하고 이를 통합하여 얼굴 인식을 수행하였다. 실험을 통해 제안한 방법과 기존 방법의 성능을 비교한 결과, 제안한 방법이 기존의 국부 외형 기반 방법의 장점을 지니는 동시에 성능을 개선시킴을 확인하였다.

Abstract

The local appearance-based method is one of the face recognition methods that divides face image into small areas and extracts features from each area of face image using statistical analysis. It collects classification results of each area and decides identity of a face image using a voting scheme by integrating classification results of each area of a face image. The conventional local appearance-based method divides face images into small pieces and uses all the pieces in recognition process. In this paper, we propose a local appearance-based method that makes use of only the relatively important facial components. The proposed method detects the facial components such as eyes, nose and mouth that differs much from person to person. In doing so, the proposed method detects exact locations of facial components using support vector machines (SVM). Based on the detected facial components, a number of small images that contain the facial parts are constructed. Then it extracts features from each facial component image using principal components analysis (PCA). We compared the performance of the proposed method to those of the conventional methods. The results show that the proposed method outperforms the conventional local appearance-based method while preserving the advantages of the conventional local appearance-based method.

Keywords: face recognition, SVM, PCA, local appearance-based method

I. 서 론

얼굴 인식 방법은 특징 기반 방법(feature-based method)과 외형 기반 방법(appearance-based method 혹은 holistic method)으로 나눌 수 있다.^[1]

특징 기반 방법은 얼굴 인식 분야 연구 초기에 제안된 방법으로 얼굴의 특징들, 예를 들어 눈, 코, 입의 위치나 거리, 각도 같은 특징 간의 상대적인 관계 정보를 이용하여 인식을 수행한다. 이와 대조적으로 외형 기반 방법은 주어진 얼굴 영상의 전체를 사용하는 방법이다. 주성분 분석(PCA)을 도입한 Eigenfaces^[2]와 선형 판별 분석(LDA)을 도입한 Fisherfaces^[3]가 외형 기반 방법에서 가장 대표적인 방법이다. Eigenfaces와 Fisherfaces는 조명이나 자세가 제한된 조건에서는 좋은 인식성능을 보이지만 자세변화나 조명변화에 민감한 특성 때문에

* 학생회원, ** 정회원, 아주대학교 전자공학과
(School of Electrical Engineering, Ajou University)
※ 이 연구는 2009학년도 아주대학교 교내연구비 지원
(20094720)에 의하여 이루어졌음
접수일자: 2009년10월9일, 수정완료일: 2010년4월15일

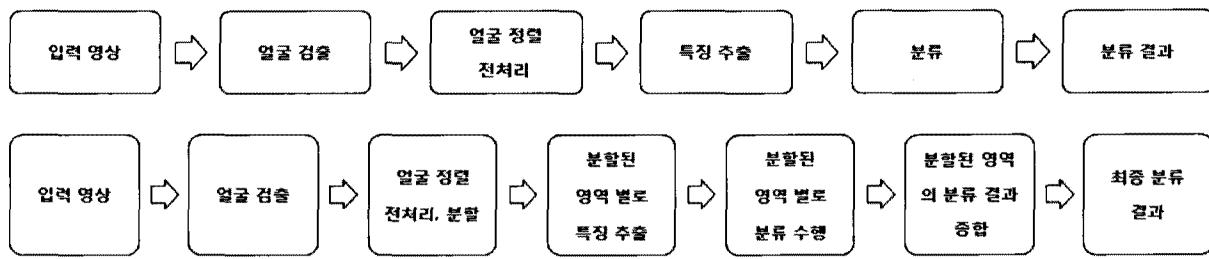


그림 1. 외형 기반 얼굴 인식 과정(위)과 국부 외형 기반 얼굴 인식 과정(아래)

Fig. 1. The Procedure of appearance-based face recognition (top) and local appearance-based face recognition (bottom).

에 인식성능이 제한되는 단점이 있다. 이러한 단점을 보완하기 위해 kernel trick을 도입한 kernel PCA^[4] 등이 제안되었으나, 이 방법 역시 만족할 만한 성능을 보여주지 못한다. 따라서 조명변화나 자세변화에 강인한 특성을 갖는 얼굴 인식 방법은 여전히 해결해야 할 중요한 과제 중 한가지로 남아있다.

조명변화, 자세변화 같은 문제들을 해결하기 위한 방법 중 한 가지가 국부 외형 기반 방법 (local appearance-based method)이다. Eigenfaces, Fisherfaces 등의 외형 기반 방법은 얼굴 영상 전체를 특징을 추출하는 데 사용하지만, 국부 외형 기반 방법은 하나의 얼굴 영상을 작은 부분으로 나눈 후, 각각의 영상에 대해 특징을 추출하여 인식을 수행한다. 이 방법의 장점으로는 전체 얼굴 영상에서 일부의 정보가 소실 혹은 변조되어도 남은 부분을 가지고 인식을 수행할 수 있다는 점이다. 그리고 한 개의 얼굴 영상에서 기존의 외형 기반 방법들보다 더 많은 특징을 추출할 수 있기 때문에 학습 샘플이 적은 경우에도 기본 외형 기반 방법들에 비해 인식에 유리하다. 이 방법의 대표적인 예로는 modular PCA (MPCA)^[5], component-based LDA^[6] 등이 있다.

그림 1은 기존 외형 기반 방법과 국부 외형 기반 방법의 얼굴 인식 과정을 나타낸 것이다. 일반적인 얼굴 인식 과정은 카메라로 촬영한 동영상이나 정지영상에서 얼굴을 검출하고, 검출한 얼굴 영상을 정렬하거나 histogram equalization 등을 이용해 보정하는 등 전처리 과정을 거친다. 그리고 전처리를 거친 얼굴 영상에서 특징을 추출한 다음 분류기에서 분류를 하는 과정으로 이루어져 있다. 국부 외형 기반 방법의 얼굴 인식 과정은 이와 같은 외형 기반 방법과 차이가 있다. 이 방법에서는 일단 전처리 부분에서 검출한 얼굴 영상을 작은

부분으로 나누는 분할 과정이 추가 된다. 또한 이 방법은 한 영상에 대해 다수의 부분별 특징을 사용하기 때문에 분류기에서도 voting 혹은 weighted voting과 같은 과정이 추가된다.

국부 외형 기반 방법을 좀 더 자세히 살펴보면, 얼굴을 여러 가지 영역으로 분할하는 과정에서는 [5]와 같이 한 개의 얼굴 영상을 단순히 작은 부분으로 나누는 경우와 [6]과 같이 얼굴 영상에서 미리 지정된 일정한 영역에서 특징을 추출하는 경우가 있다. 두 경우 모두 얼굴 검출부에서 얼굴을 정확히 검출하고 얼굴 영상이 일정하게 정렬이 되었다는 가정이 있어야 좋은 성능을 얻을 수 있다. 그러나 현재 얼굴 검출 시 많이 쓰이는 Viola 와 Jones가 제안한 방법^[7]등을 사용해 얼굴 인식 시스템을 구현할 때 얼굴 영역이 일정하게 정렬되지 않은 채로 검출하는 문제점이 있다. 얼굴 영상이 일정하게 정렬이 되어 있지 않으면, 이른 바 ‘불량 정렬의 저주 (curse of mis-alignment)’^[8]라고 하는 얼굴 인식 시 학습 영상과 시험 영상의 정렬이 어긋나면 인식 성능이 저하되는 문제가 발생한다. 이런 문제 때문에 완전 자동화된 얼굴 인식 시스템에서는 입력 얼굴 영상을 단순 분할하는 것은 그리 좋은 방법은 아니다. 따라서 단순히 얼굴 영상을 분할하여 인식을 수행 하는 것보다 얼굴을 눈, 코, 입 같은 부분별로 검출하여, 특징 추출 방법을 수행하면, 국부 외형 기반 방법의 장점은 그대로 취하면서, 얼굴 인식에서의 불량 정렬의 저주 문제를 피해갈 수 있다. 또한 MPCA처럼 얼굴 영상을 단순 분할하는 방식은 얼굴 인식에 있어 상대적으로 중요하지 않는 부분까지 모두 사용하여 분류를 수행한다. 물론 이런 점을 개선하기 위해 분류 시 상대적으로 중요한 부분에는 보다 큰 가중치를 주는 방식도 있다. 그렇지만 본고에서는 인식에 중요하지 않는 부분, 즉 인물 간

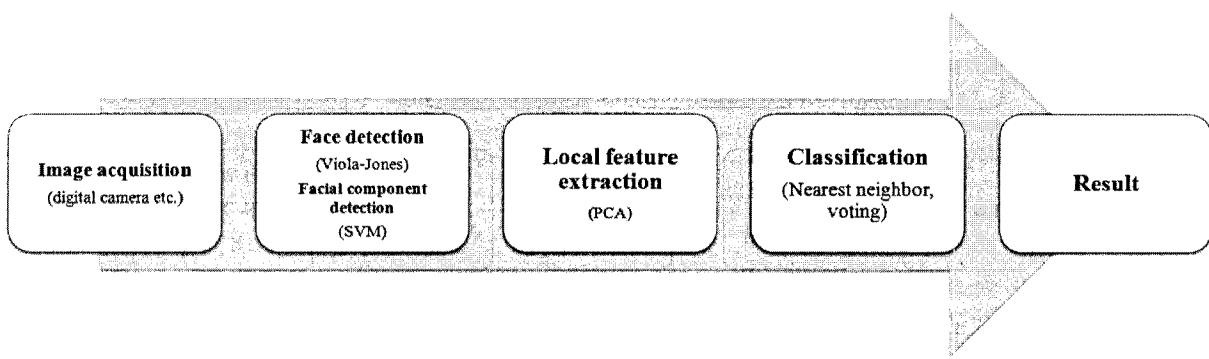


그림 2. 본고에서 제안하는 얼굴 인식 방법 과정

Fig. 2. The face recognition procedure of proposed method in this paper.

차이가 별로 나타나지 않는 부분은 인식 과정에서 배제하고, 인물 별로 차이가 많이 나는 부분, 즉 눈, 코 같은 부분만을 인식에 사용하면 성능이 개선할 수 있을 것이라는 점에서 착안하였다.

본 논문은 다음과 같이 구성되어 있다. 먼저 II장에서는 새로운 국부 외형 기반 얼굴 인식 방법을 제안하고, III장에서는 잘 알려진 얼굴 데이터베이스에 대하여 제안된 방법과 기존 방법을 비교 실험한 결과를 제시하며, IV장에서는 마지막으로 결론을 맺는다.

II. 제안하는 얼굴 인식 방법

그림 2는 본 논문에서 제안하는 얼굴 인식 방법의 과정이다. 본고에서 제안한 얼굴 인식 과정은 얼굴 검출 및 얼굴 부분별 검출, 특징추출 그리고 분류 순으로 이루어져 있다.

가장 먼저 카메라 같은 영상 획득 장치에서 촬영한 입력 영상에서 얼굴 검출을 수행한 후 얼굴 부분별로 검출을 수행한다. 얼굴 인식에서 흔히 많이 쓰이는 Viola-Jones의 얼굴 검출 방법으로는 그림 3에서 볼 수 있듯이 얼굴 영역이 일정하게 검출되지 않는다. 따라서

단순 분할하는 방법은 일정하게 정렬된 얼굴 부분별 영상을 얻기가 어려운 점이 생긴다. 그리고 본고에서 기존의 국부 외형 기반 방법과는 달리 인식에 중요하지 않는 부분을 배제하고, 인식에 상대적으로 중요한 부분만을 사용하고자 한다. 이러한 조건을 만족하기 위해서는 얼굴의 각 부분을 정확하게 분할해야 인식에 있어 상대적으로 덜 중요한 부분이 중요한 부분에 섞이는 것을 방지할 수 있다. 따라서 얼굴 영상을 부분별로 정확하게 분할할 수 있는 방법이 필요하였다. 그러나 일반적으로 얼굴검출에 흔히 쓰이는 Viola-Jones 같은 얼굴 검출 방법으로는 그림 3에서 본 것과 같이 얼굴 검출 후 일정하게 정렬을 하는 알고리즘을 추가하지 않는 이상 얼굴 영역을 부분별로 정확하게 분할하기는 어려운 일이다. 따라서 이와 같은 조건을 만족시키기 위해 본 연구에서는 단순 분할 대신에 기계학습 알고리즘 중 하나인 support vector machines (SVM)을 이용한 얼굴 부분별 검출 방법^[9]을 사용하였다. SVM은 지도학습 (supervised learning) 방법 중 하나로, 분류하려는 부류의 결정 초평면(hyperplane) 사이에 존재하는 여백 (margin)을 최대화하여 분류기의 일반화 능력을 극대화하는 방법이다. 기본적으로 SVM은 특징들이 선형분류

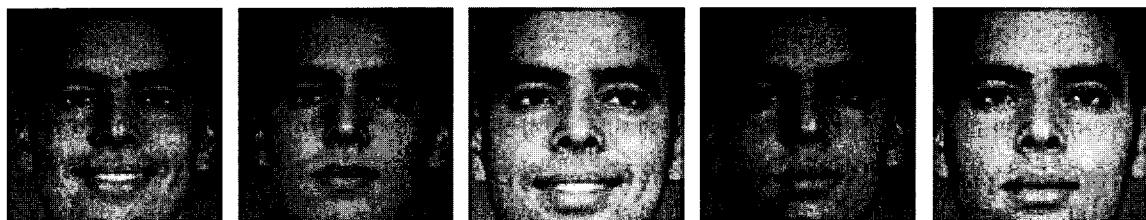


그림 3. Viola-Jones 방법으로 검출된 얼굴 영상.

Fig. 3. Detected face images by Viola-Jones face detection algorithm.

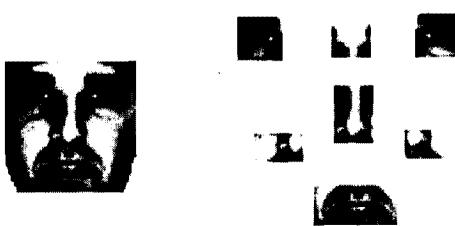


그림 4. 얼굴 부분별 영상

Fig. 4. The facial components images.

가 가능한 문제인 경우에만 사용 가능하다. 그러나 선형 분류가 어려운 문제에 대해서는 커널 함수(kernel function)를 이용하여 커널 대치(kernel substitution)하여 고차원으로 사상시키면, 저차원에서는 비선형이라서 분류하기 어려웠던 문제가 고차원에서는 선형 분류 문제로 바뀌어 SVM을 통해서 분류 작업을 할 수 있다. SVM을 이용한 얼굴 검출은 다항 커널 함수(polynomial kernel function)를 이용하여 학습 및 검출을 수행하지만, 얼굴 부분별 검출은 이보다 속도가 빠른 선형 SVM 학습 및 검출이 가능하다.

본고에서는 그림 4처럼 인물간의 차이가 확연하게 나타나는 7개의 얼굴 부분을 정해, 각 부분에 대한 학습 영상을 만들어 얼굴 부분별 검출기를 학습시켰다. 제안한 방법의 얼굴 부분별 검출은 먼저 입력 영상에서 Viola-Jones 얼굴 검출 방법으로 얼굴 영역을 검출한 다음, 그 영역에서 얼굴 부분별 검출을 선형 SVM을 통해 수행한다. 얼굴 부분별 검출 단계에서는 얼굴 영상에서 양쪽 눈, 코, 미간, 양쪽 콧구멍, 입 등 총 7부분을 검출한다. 그 다음 특징 추출 단계에서는 검출한 7개의 얼굴 부분별 영상에 주성분 분석을 수행하여 특징을 추출한다.

다음으로 최종 분류 과정에서는 최근접 이웃 분류기(nearest neighbor classifier)를 사용한다. 보통 외형 기반 방법은 최근접 이웃 분류기를 한 개를 사용하지만, 국부 외형 기반 방법은 여러 개를 사용한다. MPCA 같은 경우는 얼굴 영상을 분할한 개수만큼 최근접 이웃 분류기를 사용하며, 최종 분류 결과는 얼굴 부분에서의 분류 결과를 종합해, voting 방식으로 내놓는다. 본고에서는 7개의 얼굴 부분에서 특징을 추출하기 때문에 분류기는 7개의 최근접 이웃 분류기를 이용하여 분류를 수행한다. 최근접 이웃 분류기는 각 부분에 한 개씩 할당되어 부분별로 분류를 수행한다. 각 부분에 대한 분류 결과가 나오면, 마지막으로 각 부분에 대한 총 7개

의 분류 결과를 모아서 voting 방식으로 가장 많이 나온 부류를 최종 부류로 판정한다.

III. 실험 결과

실험은 다음의 사항에 주안점을 두고 수행하였다.

첫째, 얼굴 인식 시 중요한 부분만을 이용하여 방법을 기존의 방법들과 성능을 비교하여 본고에서 제안한 방법이 얼굴 인식에 있어 유효한 방법인지를 실험적으로 증명하고자 하였다. 둘째, 본고에서 제안한 방법이 기존의 국부 외형 기반 방법의 장점 중 하나인 적은 학습샘플 수에서 더 나은 인식 성능을 동일하게 지니고 있음을 실험적으로 증명하고자 하였다. 마지막으로 제안한 방법이 얼굴 영상들이 서로 어긋난 정렬을 갖는, 이른바 불량 정렬의 저주 문제에 대해 기존의 방법들에 비해 더 유리함을 실험을 통해 증명하고자 하였다.

첫 번째 실험은 인식에서 상대적으로 중요한 부분만을 이용하는 것이 유효한 방법인지 증명하기 위해 수행하였다. 첫 번째 실험에서 사용한 얼굴 데이터베이스는 FRGC (face recognition great challenge)^[10]이다.

FRGC 얼굴 데이터베이스에서 30명, 인물 당 20장, 총 600장의 얼굴 영상을 선택하였으며, 얼굴 영상의 명암과 대비를 개선하기 위해 히스토그램 평활화(histogram equalization)를 적용하였다. 그리고 기존에 제안되었던 주성분 분석, MPCA 같은 특징 추출 알고리즘과 성능을 비교하였다. 본고에서는 제안한 방법과 주성분 분석, MPCA에서 추출하는 주성분 개수를 5개에서 30개까지 5개씩 증가시키면서 인식률의 변화를 관찰하였다. 이 실험의 결과는 holdout 방식으로 30번 반복 수행하여 얻은 결과를 평균한 것이다. 표 1은 첫 번째 실험에서 각 방법에 대한 인식률을 정리한 것이다. 첫 번째 실험 결과, 본고에서 제안한 방법은 MPCA와 주성분 분석보다 우수한 인식률을 보임을 알 수 있었다. 표 2는 각 부분별 인식률을 정리한 것인데, 눈, 미간, 코 부분이 인식률이 높게 나왔다. 같은 국부 외형 방법인 MPCA와 비교를 해보면 얼굴 인식에 있어 상대적으로 덜 중요한 부분을 배제하고, 중요한 부분만 이용하여 얼굴 인식을 수행하는 방법은 유효한 방법임을 실험을 통해 입증하였다.

두 번째 실험에서는 학습샘플 수에 따른 인식률의 변화를 관찰하였다. 첫 번째 실험과 동일한 얼굴 영상을 학습과 시험을 위한 데이터로 사용하였다. 학습샘플의

표 1. 주성분 개수 변화에 따른 인식률

Table 1. The recognition rate under varying number of principal components.

주성분 개수	PCA	MPCA	제안한 방법
5	0.7286	0.8767	0.9141
10	0.9571	0.9610	0.9852
15	0.9619	0.9738	0.9929
20	0.9714	0.9800	0.9949
25	0.9762	0.9843	0.9973
30	0.9952	0.9862	0.9962

표 2. 각 얼굴 부분의 인식률

Table 2. The recognition rate of each facial component.

주성분 개수	왼쪽 눈	오른쪽 눈	미간	코	입	왼쪽 콧구멍	오른쪽 콧구멍
5	0.7148	0.7071	0.7276	0.7276	0.6467	0.4714	0.4524
10	0.8429	0.8771	0.8781	0.9143	0.7829	0.6967	0.6643
15	0.8929	0.9033	0.9038	0.9390	0.8338	0.7681	0.7367
20	0.9005	0.9248	0.9229	0.9581	0.8419	0.8024	0.7510
25	0.9029	0.9329	0.9305	0.9638	0.8643	0.8157	0.7676
30	0.9157	0.9343	0.9362	0.9662	0.8633	0.8300	0.7862

표 3. 학습 샘플 수 변화에 따른 인식률

Table 3. The recognition rate under varying number of training samples.

학습샘플 수	PCA	MPCA	제안한 방법
1	0.6470	0.6505	0.7018
2	0.7167	0.7841	0.8333
3	0.7784	0.8357	0.9125
4	0.8271	0.8771	0.9333
5	0.8378	0.9084	0.9400
6	0.8738	0.9112	0.9501
7	0.8923	0.9297	0.9714
8	0.9083	0.9386	0.9889
9	0.9091	0.9433	0.9758
10	0.9300	0.9487	0.9867

개수는 1개부터 10개까지 1개씩 순차적으로 늘려가면서 결과를 얻었다. 두 번째 실험결과, 본고에서 제안한 방법을 비롯한 모든 방법이 학습샘플이 적으면 인식률이 떨어지는 경향을 표 3에서 확인할 수 있다. 그러나 주성분 분석법 같은 외형 기반 방법은 학습샘플이 적어지면 국부 외형 기반 방법에 비해 큰 인식률 저하를 보인다. 따라서 두 번째 실험에서는 본고에서 제안한 방법을 비롯한 국부 외형 기반 방법들이 학습샘플이 적은 상황에서는 좀 더 나은 성능을 보임을 실험결과를 통해 확인할

표 4. 미정렬 된 얼굴 영상의 인식률

Table 4. The recognition rate of experiment 3.

주성분 개수	PCA	MPCA	제안한 방법
5	0.2457	0.2795	0.6048
10	0.4252	0.4705	0.8019
15	0.4729	0.5162	0.8776
20	0.5195	0.5662	0.8905
25	0.5367	0.5648	0.9033
30	0.5481	0.5786	0.9052



그림 5. 실험 3에서 사용한 얼굴 영상

Fig. 5. The face images were used for experiment 3.

수 있었다.

세 번째 실험은 본고에서 제안한 방법이 일정하게 정렬이 되지 않은 얼굴 영상의 경우 기준의 방법과 비교해 어떤 성능이 내는지 알아보기 위해 수행하였다. 첫 번째와 두 번째 실험은 얼굴 검출 과정에서 얼굴 정렬이 일정하게 되어 있다는 가정을 하고 실험을 수행하였지만, 이번 실험에서는 얼굴 검출 과정에서 얼굴 영상이 일정한 정렬이 되지 않았다라고 가정을 하고, 정렬이 어긋난 얼굴 영상들을 실험에 사용하였다. 이번 실험에서는 그림 5처럼 기준이 되는 얼굴 영상에서 상하좌우 및 대각선의 여덟 방향으로 약 5%정도 정렬이 어긋나 있는 얼굴 영상을 만들어 실험을 수행하였다. 기준이 되는 얼굴 영상은 그림 5에서 가운데에 있는 얼굴 영상이다. 실험 결과는 표 4에서 확인할 수 있듯이, 모든 방법이 인식률이 저하되었다. 본고에서 제안한 방법도 성능이 저하되었지만, PCA나 MPCA에 비하면 성능

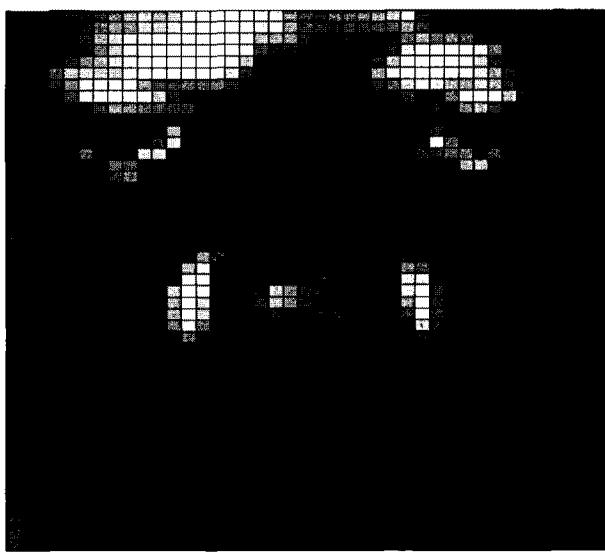


그림 6. 얼굴 영상의 분산 맵
Fig. 6. The variance map of face images.

저하의 폭이 적었다. 외형 기반 방법과 국부 외형 기반 방법에서 단순분할은 정렬이 일정하지 않는 영상에는 실험의 결과처럼 큰 성능의 저하를 보이지만, 본고에서 제안한 방법처럼 얼굴의 각 부분을 찾아내 분할하는 방법은 입력 영상의 정렬의 변화에 대해 둔감해서, 불량 정렬의 저주 문제에 대처할 수 있다. 그러나 좀 더 신뢰 할만한 인식성능을 얻기 위해서는 얼굴 부분별 검출의 정확성을 좀 더 보완할 여지가 남아있다.

IV. 결 론

실험 결과를 크게 세 가지로 요약해보면 첫째, 얼굴 인식에 있어 상대적으로 중요한 부분의 특징만 인식에 활용하는 것은 기존에 제안되었던 방법들처럼 모든 부분을 활용하는 것보다 더 나은 성능을 보였다. 이러한 결과는 주성분 분석법의 특징과 연관지어 생각할 수 있다. 주성분 분석은 분산행렬에 고유값 분해를 취해, 데이터에서 분산이 가장 큰 방향으로 고유 벡터와 고유값을 구해 이 값을 주성분으로 사용하게 된다. 따라서 주성분분석을 이용할 때는 분류하려는 데이터들의 분산이 클 때, 분류에 유리하다. 본고에서 지칭한 인물 간 차이가 많이 나는 부분이란 바로 분산이 큰 부분을 뜻하고, 표 2의 각 부분의 인식률과 얼굴 영상들의 각 픽셀의 분산을 구해 그려본 본 그림 6의 분산 맵(variance map)을 비교해보면 알 수 있다. 분산 맵에서 밝은 부분이 분산이 큰 부분이고, 어두운 부분이 분산

이 작은 부분이다. 얼굴 부분별 인식률이 높게 나타난 눈, 코 부분은 분산 맵에서 분산이 크게 나온 부분과 일치하고, 인식률이 떨어지는 부분은 분산 맵에서 분산이 작게 나오는 것을 확인할 수 있다. 둘째, 제안한 방법은 적은 학습 샘플 상황에서 기존의 국부 외형 기반 방법의 장점을 그대로 지니고 있을 뿐만 아니라, 인식에 중요하지 않은 부분을 제외했기 때문에 기존의 국부 외형 기반 방법보다 성능이 좀 더 우월하였다. 마지막으로, 제안한 방법은 부분별 검출 및 분할을 수행하기 때문에 입력 영상의 어긋난 정렬에 대해서 기존의 방법들에 비해 덜 민감한 특성을 가진다.

제안한 방법의 문제점과 보완점으로는 처리 속도가 비교적 느리다는 점이다. 총 7개의 얼굴 부분별 검출기를 활용하는 것은 얼굴의 중요한 부분을 검출하는데 큰 역할을 하지만 이 부분이 속도의 저하를 불러 온다. 본고에서 제안한 방법은 MATLAB 2008b 버전과 인텔 2.53GHz 듀얼 코어 프로세서, 2기가바이트 램이 설치된 PC상에서 구현 및 실험을 수행했고 얼굴 영상 한 개를 처리하는데 평균 0.8초 정도 소요되었다. MPCA의 경우 같은 실험 환경에서 600개의 얼굴 영상을 처리하는데 약 1초가 소요된다. 이는 실시간으로 얼굴 인식 결과를 제공하기에는 느리므로 실시간에 가까운 처리속도를 낼 수 있도록 보완이 필요하다. 현재 부분별 검출 및 분할의 강점을 활용하여 얼굴 일부분이 가려진 영상에 대해서도 후속 연구가 진행 중이다.

참 고 문 헌

- [1] Stan Z. Li and Anil K. Jain, *Handbook of face recognition*, Springer, pp. 1-11, 2004.
- [2] Matthew Turk and Alex Pentland, "Eigenfaces for recognition," *Journal of Cognitive Neuroscience*, Vol. 3, no. 1, pp. 71-86, 1991.
- [3] Peter N. Belhumeur, Joao P. Hespanha, and David J. Kriegman, "Eigenfaces vs. Fisherfaces: Recognition using class specific linear projection," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 19, no. 7, pp. 711-720, July 1997.
- [4] Kwang In Kim, Keechul Jung, and Hang Joon Kim, "Face recognition using kernel principal component analysis," *IEEE Signal Processing Letters*, Vol. 9, no. 9, pp. 40-42, February 2002.
- [5] Rajkiran Gottumukkala and Vijayan K. Asari, "An improved face recognition technique based on

- modular PCA approach," *Pattern Recognition Letters* 25, pp. 429–436, 2004.
- [6] Jian Huang, Pong C Yuen, Wen-Sheng Chen, and J. H. Lai, "Component-based LDA method for face recognition with one training sample," in *Proceedings of the IEEE International Workshop on Analysis and Modelling of Faces and Gestures*, 2003.
- [7] Paul Viola, and Michael J. Jones, "Robust real-time face detection," *International Journal of Computer Vision* 57(2), pp. 137–154, 2004.
- [8] Shiguang Shan, Yizheng Chang, Wen Gao, Bo Cao, and Peng Yang, "Curse of mis-alignment in face recognition: problem and a novel mis-alignment learning solution," in *Proceedings of the Sixth IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition*, 2004.
- [9] Bernd Heisele, Purdy Ho, Jane Wu and Tomaso Poggio, "Face recognition: component-based versus global approaches," *computervision and image understanding* 91, pp6–21, 2003.
- [10] P.J. Phillips et. al., "Overview of the Face Recognition Grand Challenge," *IEEE Conf. Computer Vision and Pattern Recognition* 2005.

저자 소개



박승환(학생회원)
2008년 아주대학교 전자공학부
학사 졸업
2008년 ~ 현재 아주대학교
전자공학과 석사과정
<주관심분야 : 패턴인식, 컴퓨터
비전>



곽노준(정회원)
1997년 서울대학교 전자공학과
학사 졸업
1999년 서울대학교 전자공학과
석사 졸업
2003년 서울대학교 전자공학과
박사 졸업
2003년 ~ 2006년 삼성전자 정보통신총괄
통신연구소 책임연구원
2006년 ~ 2007년 서울대학교 전기컴퓨터공학부
BK 조교수
2007년 ~ 현재 아주대학교 전자공학부 조교수
<주관심분야 : 패턴인식, 기계학습, 영상처리>