

시점 기반 고유공간을 이용한 얼굴 인식

김일정, 차의영
부산대학교 전자계산학과

Face Recognition Using View-based EigenSpaces

Il-Jeong Kim, Eui-Young Cha
Dept. of Computer Science, Pusan National University

요 약

본 논문은 주성분 분석으로 시점 기반 고유얼굴(view-based eigenface)을 생성하고, 그에 기반한 얼굴 인식을 수행하고자 한다. 주성분 분석을 통한 고유얼굴 생성은 얼굴 인식의 어려운 문제 중 하나인 특징 선택과 추출이라는 문제를 해결해준다. 또한 얼굴 표정이나 방향의 변화에도 인식이 저하되는 것을 방지할 수 있다. 얼굴 영상을 특징공간(고유공간)으로 변환할 때, 원 얼굴영상의 정보를 최대한으로 나타낼 수 있는 최적의 고유치 개수 선택은 얼굴 데이터베이스의 크기와 인식 속도에 영향을 끼친다. 따라서 본 논문에서는 고유치 개수를 고유치의 누적기여율을 이용해서 구한다. 이는 $64 \times 64 (=4096)$ 차원의 원 얼굴 영상을 5~7차원으로 표현가능하게 하였다. 그리고, 각 얼굴 방향에 따라 특징공간을 분리해서 생성함으로써 얼굴 방향의 변화에 따른 오인식률을 줄였다. 축소된 차원과 분리된 특징공간은 메모리 사용과 인식속도의 향상에 기여한다. 본 논문에서 얼굴의 인식은 Mahalanobis distance와 제구성 오차율을 고려해서 이루어졌다. 실험은 개인당 세가지 다른 방향을 가지는 얼굴 영상을 이용하여 이루어졌고, 실험 결과, 약 93%의 인식률을 보여주었다.

1. 서 론

최근 정보 통신 사회의 발달로 인해 자동적으로 신원을 인증하는 방법들이 요구되어지고 있다. 이런 인증 방법으로 눈의 망막, 지문, 서명, 음성, 얼굴 등 생체의 일부를 이용한 여러 방법들이 제시되었다. 이들 중 얼굴 인식에 의한 인증은 인간에게 보다 친숙하고 높은 신뢰성을 가진다는 장점이 있다. 또한, 얼굴 인식 기술은 신용카드, 주민등록증, 운전 면허증, 범죄자 체포, 은행이나 상점에서의 감시 시스템 등 상업적, 법적 분야의 넓은 응용범위를 가진다[1].

얼굴 인식은 전통적으로 크게 두가지 기법으로 분류된다. 이는 얼굴 모델에 기반한 형판정합(template matching)방법과 눈사이, 입술의 양끝, 턱의 뒷부분의 거리와 각도 같은 얼굴의 지형적인 특징 추출(geometric feature based matching)에 기반한 방법이다[1, 2]. 특징 기반 기법은 빠른 인식 속도와 적은 메모리를 요구한다는 장점을 가지는데 반해 특징점 선택과 추출이 어렵다는 단점이 있다. 일반적으로 얼굴모델에 기반한 형판정합 방법을 이용한 인식이 더 나은 성능을 보여주었다[2]. 그리고, [8]에 의하면 인간은 얼굴을 인식할 때 눈이나 눈 같은 개개의 특징을 분석하기 보다는 얼굴형 같은 전체적인 정보를 이용한다. 이 점에 기초하여 본 논문에서는 얼굴 모델로서 주성분 분석을 통한 고유얼굴을 이용하여 일종의 형판정합 방법에 기

반한 인식을 행하고자 한다[3, 4, 5, 7]. 또한, 얼굴 병합과 표정 변화 등에 덜 민감하게 인식을 수행하기 위해서 시점 기반 고유얼굴(view-based eigenfaces)을 이용한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 먼저 2장에서는 주성분 분석 기법에 대하여 기술하고, 3장에서는 주성분 분석을 통한 시점 기반 고유얼굴 생성과 그에 기초한 얼굴 인식에 관해서 설명하고, 4장에서는 실험결과를 나타내며, 마지막으로 5장에서는 결론 및 향후 연구과제에 관하여 기술하고자 한다.

2. 주성분 분석(Principal Component Analysis)

주성분 분석(PCA)은 선형 회귀 분석을 새로운 형태로 고쳐쓰는데 이를 사용한 Person에 의해 처음 소개되었다. 그 후, Hotelling과 Karhunen, Loève에 의해 발견되고 일반화되었다[7].

통계학에서 주성분 분석은 많은 변량의 값을 덜 수 있는한 정보의 손실없이 하나 또는 수수개의 총합적 지표(principal component)로 대응시키는 방법이다. p변량의 n개의 자료는 p차원 공간에서 n개의 점으로 나타낼 수 있지만, p가 3이상인 경우에는 점 사이의 위치 관계에 관한 구체적인 이미지를 떠올리기 어렵다. 주성분 분석법은 이와 같은 경우에 n개의 점사이의 위치관계를 덜 수 있는한 보존하면

서 낮은 차원으로 나타내는 방법이라고도 할 수 있어 다변량 자료를 요약하는 하나의 유력한 방법으로 알려져 있다

패턴 인식에서 주성분 분석은 자료 공간(data space)을 제한된 특징들의 공간(feature space)으로 진이시킴으로써 특징 선택(feature selection)과 같은 역할을 하게 된다. 즉, 주성분 분석의 목적은 자료 공간에서 자료의 분산을 가장 잘 설명할 수 있는 어떤 M개의 직교 벡터의 집합을 찾는 것이다. N차원의 자료를 직교벡터들로 이루어진 M(<N)차원의 하부공간에 투사시킴으로써 차원축소(dimension reduction)가 일어난다. 이처럼 주성분 분석의 가장 주목할만한 역할은 차원을 줄인다는 점이다. 이 점은 얼굴 인식에 유용하게 사용될 수 있다. 대부분의 얼굴들은 눈, 코, 입이 있고 그것들의 얼굴에서의 위치 또한 유사하므로, 다수의 얼굴 영상은 얼굴 영상의 전체 크기를 차원으로 가지는 영상 공간(full image space)에서 아주 좁은 공간에 밀집된다 즉, 중복되는 정보가 많다는 것이다. 그러므로, 전체 영상 공간은 얼굴을 나타내기 위한 최적의 공간이 아니다. 따라서, 주성분 분석을 이용해서 선택된 얼굴공간(face space)에서 얼굴을 표현하는 것이 더 효율적이다. 또한, 주성분 분석을 이용한 접근은 얼굴의 특징 부분 선택과 추출이라는 어려운 문제를 해결해준다는 이점을 가진다

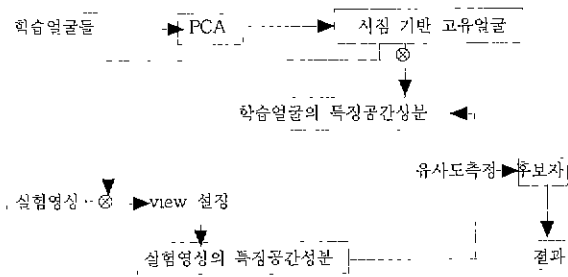
본 논문에서는 주성분 분석을 이용한 얼굴 표현의 효율성과 큰 고유치를 가지는 고유벡터는 학습 얼굴 영상들의 일반적인 특징을 가진다는 점에 기초해서 얼굴 표정과 방향에 무관한 얼굴인식을 하도록 한다

3. 주성분 분석을 이용한 얼굴인식

이 장에서는 얼굴의 표정이나 방향의 변화에 거의 무관하게 수행될 수 있는 주성분 분석을 이용한 얼굴 인식 기법에 대해 살펴본다.

주성분 분석을 통한 시점 기반 고유얼굴 생성과 얼굴 영상의 전체 영상 공간(full image space)에서 얼굴 공간(face space)으로의 변환, 그리고 그 공간에서의 얼굴 인식 방법을 기술하고자 한다.

주성분 분석은 학습 벡터들이 생성하는 공간의 기저(basis)를 구한다. 구해진 기저벡터(basis vector)들은 학습 벡터의 가장 큰 분산 방향을 나타낸다. 이들 기저 벡터들은 고유치 문제(eigen problem) 해결방법에 의해 구해지고 고유벡터(eigen vector), 혹은 주성분(principal component)이라고 불리는데 학습 벡터가 얼굴 영상인 경우 고유벡터가 얼굴과 유사하게 보이므로 고유얼굴(eigenface)이라 불린다. 본 논문에서 이루어지는 주성분 분석을 이용한 얼굴 인식 과정은 [그림1]과 같다.



[그림1] 얼굴 인식의 전체 흐름도

3.1. 시점 기반 고유얼굴 생성

본 논문에서는 각 얼굴방향에 따른 고유얼굴을 생성함으로써 다양한 얼굴방향에서의 얼굴인식을 가능하도록 한다. 일반적으로 주성분은 다음과 같은 절차에 따라 구해진다.

1. $n \times m$ 자료 행렬로부터 $m \times m$ 공분산 행렬을 형성한다.
2. 구해진 공분산 행렬의 고유벡터와 고유치를 구한다.
3. 고유벡터는 바로 주성분이고 고유치는 그들의 크기가 된다.

이 절차에 따라, p개의 다른 view를 가지는 $n \times m$ 차원의 학습 얼굴영상에 대한 고유얼굴을 생성하기 위해서 먼저, 같은 view를 가지는 k개의 영상에 대해 행이 $n \times m (=I)$ 이고, 열이 k인 행렬 X를 구성한다. 공분산은 X의 외적 $X \times X^t$ 과 일치한다. 행렬 $X \times X^t$ 의 차원은 $I \times I$ 가 된다. 그러나, 그것의 계수(rank)는 k이므로 k개의 고유벡터가 존재한다. 따라서 X의 외적 $X \times X^t$ 를 계산하는 대신에 내적 $X^t \times X$ 를 계산함으로써 효율적으로 공분산을 구할 수 있다. 고유얼굴을 구하기 위해서 공분산의 고유벡터와 고유치를 구한다. 이는 Householder reduction과 QL 알고리즘을 이용해 구한다. 그 후, 주성분(Y)은 선형적으로 계산되어진다.

$$Y = Q^t \times X \text{ 그리고, } X = Q \times Y \quad (\text{식1})$$

여기서, Q는 $X^t \times X$ 의 고유벡터들로 이루어진 행렬이고, $Q = Q^{-1}$ 즉 $Q^t \times Q = I$ 를 만족한다.

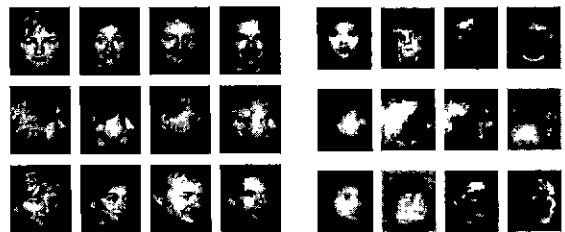
영상 공간에서의 얼굴 영상들은 각 고유얼굴에 대한 가중치를 성분으로 가지는 얼굴 공간(face space)으로 변환된다. 얼굴 공간으로 변환될 때, 주성분 즉, 고유얼굴의 수를 선택하는 것도 중요한 문제이다. 보통 고유얼굴 진부를 이용하지 않고 그 일부로도 학습 얼굴들의 특징 대부분을 설명할 수 있다. 또 차원을 줄인다는 관점에서 적은 수의 고유얼굴을 사용하는 것이 바람직하다. 그러나, 너무 적은 수의 고유얼굴은 얼굴을 재구성(face reconstruction)할 때 문제가 생긴다. 하지만, 본 논문에서는 얼굴 재구성이 아니라 인식의 연구에 비중을 두고 있으므로 고유얼굴의 최적의 개수를 선택한다. 개수는 고유치의 누적 기여율이 90% 이상이 되는 최소 고유얼굴의 수가 된다. 누적기여율은 고유얼굴 1~α 개로 전체 학습 얼굴의 분산이 설명되는 비율로 (식2)와 같이 구한다.

$$(\lambda_1 + \lambda_2 + \dots - \lambda_\alpha) / k \quad (\text{식2})$$

여기서, λ는 고유치를 나타내고 k는 전체 고유치의 수이다

시점 기반 고유얼굴은 p개의 얼굴방향에 따른 분리되어진 얼굴 공간을 형성한다

[그림2]와 [그림3]은 학습 얼굴 영상과 생성된 시점 기반 고유얼굴을 보여준다.



[그림2] 다른 세 방향을 가지는 학습 얼굴 영상 (Stirling 대학 얼굴 영상 데이터베이스)

[그림3] 생성된 시점 기반 고유얼굴

3.2. Mahalanobis distance를 이용한 얼굴인식

얼굴인식은 두 단계로 나뉘어진다. 첫 단계는 일단 실험영상의 얼굴 방향을 탐지하는 것이고, 두 번째 단계는 탐지된 방향에 기초한 인식과정이다. 얼굴 방향은 실험영상과 각 시점 기반 고유공간과의 거리를 구함으로써 탐지된다. 방향이 정해지면 학습 얼굴 영상의 특징공간에서의 성분들과 유사도를 측정해서 인식이 이루어진다. 유사도 측정은 Mahalanobis distance와 얼굴 재구성시의 오차율(reconstruction error rate)을 이용한다. Mahalanobis distance는 유사도 측정시 모든 고유벡터에 대한 계수 값을 동등하게 다루지않고 각각의 분산 정도에 따라 가중치를 다르게 주어서 계산한다. (식3)은 Mahalanobis distance를 나타낸다.

$$D(x, y)^2 = \sum \lambda_i^{-1} (x_i - y_i)^2 \quad (식3)$$

여기서, λ_i 는 고유치를 나타낸다.

좀 더 정확한 인식을 위해서 유사도 측정은 소수의 후보자를 선택한다. 후보자는 그들의 재구성시 오차를 계산하고 오차가 가장 작은 것이 최종 인식 결과가 된다.

4. 실험 결과

실험은 Stirling 대학의 얼굴 영상 데이터베이스를 이용해서 했다. 각기 3가지 다른 방향을 가지는 32명의 얼굴 영상을 학습 영상으로 사용하였다. 영상의 크기는 64×64 이다. 실험은 32명의 얼굴표정과 얼굴방향이 조금씩 다른 영상을 이용했다.

방향에 따른 고유얼굴을 구한 결과, 정면영상에 대해서는 5개, 측면영상은 7개, 45도 영상은 5개의 고유얼굴로 분산의 90%를 설명할 수 있었다. 즉, 정면과 45도 얼굴 영상은 4096(64×64)차원에서 5차원으로, 측면은 7차원으로 차원 축소가 일어났다. 또한, 얼굴 방향에 따른 고유공간 생성으로 전체 학습 얼굴 영상에 대한 하나의 고유공간(single eigenspace)에서의 인식보다 속도와 정확성을 높였다 [표1]은 하나의 고유공간에서의 인식과 시점 기반 고유공간에서의 인식을 비교한 것이고 [표2]는 시점 기반 고유공간을 이용할 경우 모든 고유벡터를 다 사용했을 경우와 누적기여율에 따라 선택된 고유벡터만을 가지고 인식했을 경우를 비교한 것이다

[표1] 단일 고유공간, 시점기반 고유공간에서의 얼굴 인식

	단일 고유공간	시점 기반 고유공간
학습영상수	32(명)×3(방향)	32(명)×3(방향)
실험영상수	288	288
인식실패율	0.13 (37/288)	0.07 (23/288)

[표2] 고유얼굴 수에 따른 인식률

고유얼굴수	3(방향)×32	누적기여율	90%
실험영상수	288	인식실패율	0.079 (23/288)
인식실패율	0.076 (22/288)		

[표2]에서 볼 수 있는 것처럼 모든 고유얼굴을 사용했을 경우와 일부를 사용했을 경우의 인식률 차이는 거의 없었다 적은 고유얼굴과 방향에 따라 고유공간을 분리함으로써 인식속

도를 향상시킬 수 있었다. [그림4]는 실험영상과 인식결과를 보여준다.



[그림4] 얼굴 인식 결과

5. 결론 및 향후 연구과제

본 논문에서는 시점 기반 고유얼굴을 이용해서 얼굴 표정과 방향의 변화에 덜 민감한 얼굴 인식 기법을 제시하였다.

메모리 사용과 인식속도를 향상시키기 위해 고유얼굴의 최적의 수를 고유치의 누적기여율을 이용해서 찾아내었고, 인식은 Mahalanobis distance와 재구성시 오차율을 고려해서 이루어진다.

주성분 분석이 잘 이루어지기 위해서는 학습 얼굴 영상의 배경, 얼굴크기, 영상에서의 얼굴위치 등을 표준화시키는 전처리 단계가 요구된다. 본 논문에서는 표준화를 가정하고 실험하였다. 따라서 향후 연구과제로 고유얼굴 생성을 위한 전처리 기법과 좀 더 다양한 자세에서 가능한 동화상 얼굴 인식에 대한 연구가 필요할 것이다.

참고문헌

- [1]R. Chellappa, C. Wilson, S. Sirohey, "Human and Machine Recognition of Faces A Survey," Proceedings of the IEEE, Vol.83, No.5, 1995.
- [2]R. Brunelli, T. Poggio, "Face Recognition Features versus Templates," IEEE Trans. Vol.15, No.10, 1993
- [3]Erkki Oja, "Principal Component Analysis," The Handbook of Brain Theory and Neural Network, pp 753-756
- [4]Nicholas Costen, "Automatic Face Recognition What Representation?"
- [5]D. Valentin, H. Abdi, B. Edelman, et al. "Principal Component and Neural Network Analysis of Face Images: What Can Be Generalized in Gender Classification?," Journal of Mathematical Psychology, Vol.42, No.4, 1997
- [6]S. Lawrence, P. Yanilos, et al "Face Recognition using Mixture-Distance and Raw Images," IEEE SMC, pp.2016-2012, 1997
- [7]A. Pandya, R. Macy, Pattern Recognition with Neural Networks in C++, IEEE press, pp 195-211
- [8]P. Hancock, V. Bruce, A. Burton, "Testing Principal Component Representations for Faces," In Proceedings of 4th Neural Computation and Psychology Workshop, pp 84-97, 1997
- [9]William. H. Numerical recipes in C, The Art of scientific computing 2nd Edition, pp 456-495