

고유얼굴과 웨이블릿을 이용한 얼굴인식

박상근^o 전준철

경기대학교 정보과학부

chicky11^o@hanmail.net, jcchun@kyonggi.ac.kr

Face Recognition Using Eigenfaces and Wavelet

Sangkeun Park^o Junchun Chun

Information Science Division, Kyonggi University

요약

본 논문은 웨이블릿 변환을 통해 얻어진 부밴드들을 고유얼굴을 이용한 얼굴인식 시스템에 적용하여 성능을 향상 시키기 위한 방법을 제안한다. 현재 상용화 되어 있는 고유얼굴을 이용한 얼굴인식 방법은 속도가 빠르고 단순하며 학습능력이 좋은 특징을 가지고 있지만 훈련 얼굴영상들의 증가에 따라 계산량이 급격히 증가하는 문제점을 가지고 있다. 이를 해결하기 위해서 웨이블릿 변환을 통해 얻어진 해상도가 작은 부밴드 얼굴영상을 인식 과정에 사용되는 얼굴영상으로 사용함으로서 계산량의 증가에 대한 문제를 해결 할 수 있다. 얼굴의 인식률을 향상 시키기 위한 방법으로는 웨이블릿 변환시에 나타나는 하나의 저대역 부밴드와 세 개의 방향성분을 가진 부밴드 얼굴영상의 특징벡터들을 벡터적으로 결합하여 인식과정에서 사용하여 인식의 정확도를 높이려 한다.

1. 서 론

컴퓨터 비전 분야에서 얼굴 인식에 대한 많은 연구가 계속 되어지고 있다. 얼굴 인식은 개인이 가지고 있는 고유한 신체적 특징을 이용하여 각 개인을 식별하는 생체인식의 한 방법으로서 현재 상용화된 생체인식 방법으로서 지문 인식, 홍채 인식 등이 있지만 얼굴 인식 방법은 지문을 이용한 방법에서 나타나는 접촉식이라는 단점을 해결하고 홍채인식 과정에서 발생하는 사용자의 거부감을 최소화 하여 개인을 식별할 수 있는 방법이다. 그 응용 분야는 범죄자 식별, 출입 통제, 근태 관리, 사용자 인증 시스템 외에 많은 응용분야에서 사용 되어질 수 있는 가능성을 가지고 있다. 물론 얼굴 인식을 하기 위해선 아직 해결 해야 할 많은 문제점을 가지고 있다. 사람의 얼굴이 각 개인을 식별할 수 있는 많은 정보를 가지고 있다는 장점을 가지고 있지만 얼굴을 검출하고 인식하는 과정에서 외부 환경에 많은 영향을 받는 단점을 가지고 있다. 얼굴 인식은 크게 얼굴의 구성요소를 이용한 접근 방법과 얼굴을 기반으로 하는 접근 방법 두 가지로 나누어 질 수 있다.[1,2] 얼굴의 구성요소를 이용한 방법은 눈, 코, 입과 같은 인간의 얼굴 특징들의 상호관계를 파악하여 얼굴을 인식하는 방법으로서 얼굴 인식의 성능을 높이기 위해서 얼굴의 특징을 정확하게 추출하는 할 수 있어야 한다.[3] 그러나 얼굴의 특징을 정확하게 찾기 힘들고 사람의 얼굴 특징은 대부분 비슷하기 때문에 특징 추출시 발생하는 작은 오차가 인식에 큰 영향을 미치게 된다. 얼굴을 기반으로 얼굴 인식을 하는 접근 방법은 얼굴에 대한 표준 얼굴을 생성해서 입력 영상과 표준

영상을 비교하여 얼굴을 인식하는 방법으로 얼굴의 특징을 찾을 필요는 없지만 얼굴 영상이 기울어 겼을 때 효과적으로 얼굴을 인식 할 수 없다는 단점을 가지고 있다.[4] 얼굴을 기반으로 하는 얼굴 인식 방법 중에서 주성분 분석을 이용한 방법은 가장 밑을 만한 얼굴 인식 알고리즘으로서 얼굴 영상을 2차원으로 줄여서 다루기 쉽게 한 통계적 방법으로서 얼굴을 효과적으로 표현하는데는 유용하게 사용되어지고 있지만 서로 다른 얼굴을 잘 구분하지 못하는 단점과 훈련 영상의 수가 증가함에 따라 계산의 양이 많아지는 단점을 가지고 있다.[5]

본 논문에서는 웨이블릿을 이용하여 고유얼굴을 이용한 시스템의 문제점을 극복하기 위한 방법을 제안한다. 웨이블릿을 이용하여 원본 이미지의 해상도를 크게 줄임으로서 계산량을 줄이고 웨이블릿 변환 후에 발생하는 1개의 저대역 부밴드와 세 개의 방향 성분을 가진 얼굴 영상을 얼굴 인식을 위한 특징 벡터로 사용 함으로서 인식률을 높일 수 있다.

2. 연구 배경

2.1 고유얼굴

고유얼굴은 주성분 분석을 통해서 얻은 고유벡터들을 의미한다. 주성분 분석은 고차원의 데이터를 낮은 차원의 데이터로 줄여서 데이터를 쉽게 다루기 위한 통계적 방법으로서 고유얼굴을 구성하는 고유벡터를 구하기 위해서는 먼저 얼굴 영상의 훈련 집합을 준비해야 한다.[6]

이때 훈련 집합 $\Gamma_n, n = 1, \dots, m$ 라 할 때 m 은 훈련집합 안의 얼굴 영상의 개수이고 Γ_n 은 훈련 집합안의 각각의 얼굴 영상을 의미한다. 준비된 훈련 집합에서 고

유벡터들을 구하기 위해서 우선 훈련 집합 안의 얼굴 영상들의 평균 얼굴(Ψ)을 (식.1)을 통해서 구해야한다.

$$\Psi = \frac{1}{M} \sum_{k=1}^M \Gamma_k \quad (1)$$

평균 얼굴(Ψ)이 구해지면 원영상에서 평균 얼굴(Ψ)을 뺀 $\Phi_i (= \Gamma_i - \Psi)$ 라는 벡터를 구할 수 있다. 이제 Φ_i 벡터를 사용해서 공분산 행렬을 만들 수 있는데 그 식은 (식. 2)와 같다.

$$C = \frac{1}{M} \sum_{k=1}^M \Phi_k \Phi_k^T \quad (2)$$

구해진 공분산 행렬에서 데이터의 분포를 가장 잘 표현하는 M 의 대각선 벡터 U_k 와 이와 관련된 고유값 λ_k 를 구하게 되는데 U_k 를 고유벡터 그리고 λ_k 를 고유값이라고 한다. 관련된 고유값은 영상 간의 변화를 특징 짓는 데 있어서의 그 값의 유용성에 따라 크기가 가장 큰 M 개의 영상을 유지하고 M 개의 얼굴 영상들은 얼굴 공간으로 정의된다. 이때 새로운 얼굴 영상이 들어왔을 때 M 개의 고유 얼굴들은 새롭게 계산되어 질 수 있다. 이렇게 얻어진 고유벡터들을 $N \times N$ 으로 재배열하여 보면 얼굴형상과 닮아 보이므로 고유얼굴이라고 불린다.

2.2 고유얼굴을 이용한 얼굴 인식

고유얼굴을 이용한 얼굴 인식방법은 훈련 집합을 이용해서 구한 고유벡터 공간으로 새로운 얼굴 영상을 투사 시킨다. 새로운 얼굴 영상을 고유벡터 공간으로 투사 시킴으로써 각 고유벡터 공간에서의 가중치를 구할수 있다. 가중치를 구하는 공식은 (식. 3)와 같다.

$$w_k = u_k^T (\Gamma - \Psi) \text{ for } k = 1, \dots, M' \quad (3)$$

이렇게 각각 고유벡터 속에서 구해진 가중치에 대해서 벡터(Ω)로 표현 할 수 있고 $\Omega^T = [w_1 w_2 \dots w_M]$ 와 같다. 새로운 입력영상에 대해서 위와 같이 성분 벡터를 구한 후에 데이터베이스에 있는 얼굴 영상의 성분벡터와 유를 리디어 거리를 구해서 그거리의 값이 최소가 되는 것을 입력 영상과 같은 영상으로 분류한다. 단 유클리디언 거리값을 임계값으로 정해서 임계값 보다 크면 데이터베이스에 없는 새로운 얼굴로 인식이 된다.

2.3 웨이블릿 변환

웨이블릿 변환을 수식적으로 간단하게 표현하면 $\Psi(X)$ 로 정의 되는 부모 웨이블릿을 변이시키고 확대/축소 시킴으로서 얻어지는 함수들의 집합을 웨이블릿이라고 하고 (식. 4)는 $f(x)$ 의 웨이블릿 변환을 나타내고 있다.[7,8]

$$wave f(a, b) = \frac{1}{|a|^{1/2}} \int \Psi \frac{|x-b|}{a} f(x) dx \quad (4)$$

위의 식에서 a 는 웨이블릿 기저의 크기를 조정하며 b 는 웨이블릿 기저를 원하는 곳에 놓을 수 있다. 이 변환의 역변환(식. 5)을 이용하여 원래의 영상으로 되돌릴 수도

있다.

$$f(x) = \frac{1}{2\Phi C_h} \iint wave f(a, b) + |a|^{-1/2} \Psi[x - ba] da db C_h \\ = \int |h|(\xi) \xi d\xi \quad (5)$$

웨이블릿 기저 함수는 haar, daubechie 4 tap, daubechie 9-3 tap, Battle-Lemarie wavelet 등이 있고 이외에도 많은 기저함수들이 존재한다. 웨이블릿 변환의 특성은 원영상을 저해상도의 영상으로 분해 할 수 있고 저대역 부밴드와 고대역 부밴드가 생성이 되어 저대역 부밴드는 영상의 정보를 가지고 고대역 부밴드는 수직, 수정, 대각선 방향 성분을 가지게 되어 영상을 분석하기 쉽게 해주는 역할을 한다. 그럼 1의 (a)는 1차 웨이블릿 분해 결과로서 LL은 저대역 부밴드, LH, HL, HH는 세 방향의 고대역 부밴드를 나타낸다. (b)는 2차 웨이블릿 분해 결과로서 저대역 부밴드 LL을 다시 1차 웨이블릿 변환하는 것을 볼 수 있다.

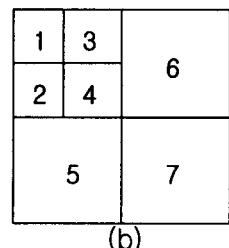
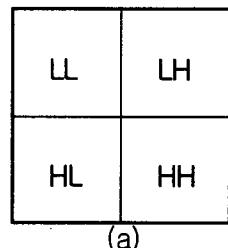


그림 1 (a) 1차 웨이블릿 분해 (b) 2차 웨이블릿 분해

원영상의 해상도가 256 X 256 일때 1차 웨이블릿 분해를 하면 128 X 128의 해상도의 영상이 되며 2차 웨이블릿 분해를 하면 64 X 64의 해상도의 영상이 된다. 계속적으로 웨이블릿을 수행하면 계속해서 해상도가 줄어들게 된다. 하지만 일정 해상도 이하의 웨이블릿 분해는 아무런 효과도 볼수 없을것이다. 영상의 해상도는 일정한 해상도에서 좋은 결과를 얻을 수 있는 것이 아니라 웨이블릿을 사용하는 분야에 따라 적당한 해상도를 찾아야 한다.

3. 연구 제안

고유얼굴을 이용한 얼굴 인식 방법은 다른 인식 방법에 비해 속도가 빠르고, 단순하며, 학습능력이 좋은 장점을 가지고 있는 반면에 훈련 집합이 커지면 계산량이 급격히 증가하는 문제가 발생하게 된다. 그리고 주성분 분석의 문제점인 어느 한 집단을 항축적으로 표현 할 때는 유용하지만 집단간을 잘 분리해서 나타내지는 못하는 단점을 가지고 있다. 이러한 문제점을 해결하기 위해서 본 논문에서는 웨이블릿 변환을 사용하고 있다. 계산량을 줄이기 위해서 원영상을 웨이블릿 변환을 통해 저해상도의 영상으로 처리 함으로서 얼굴 영상의 계산량을 현저히 줄일 수 있도록 한다. 이때 웨이블릿의 기저함수는

Daubechies wavelet D4를 사용한다.[9,10]

훈련집합의 얼굴 영상이 256 X 256 일때 4차 웨이블릿 분해를 통해서 16 X 16의 해상도를 가지는 얼굴영상 네 개를 선택하여 고유얼굴을 이용한 얼굴 인식 시스템에 사용하게 된다. 이 단계의 작업을 통해서 얼굴의 해상도가 낮아 짐에 따른 계산량의 감소를 기대 할 수 있게 된다. 이 때 선택되어진 영상은 16 x 16 해상도의 얼굴 영상을 중에서 저대역밴드 LL과 고대역 부밴드 LH, HL, HH의 방향성분을 가지게 된다. 위에서 선택된 네 개의 영상을 각각 고유벡터로 변환하여 벡터적으로 결합하게 되면 최종적으로 32 X 32의 고유벡터들을 가지게 된다. 네 개의 영상을 사용해서 해상도는 조금 높아졌지만 서로 다른 방향성분을 가진 네 개의 이미지를 얼굴 인식에 사용하기 때문에 다른 얼굴을 잘 분별 할 수 없는 고유 얼굴 방식의 문제점을 해결 할 수 있다. 이렇게 훈련된 얼굴 영상의 고유얼굴들이 생성되면 훈련 집단에 대한 처리는 끝이 난다. 이후에 새로운 얼굴 영상이 들어오면 웨이블릿을 이용한 4차 웨이블릿 과정을 거쳐서 16 X 16 해상도의 얼굴영상 네 개를 고유얼굴들에 각각 투영 시켜 구해진 가중치 벡터를 데이터 베이스에 있는 기존의 얼굴 영상의 가중치 벡터와 유clidean 거리를 이용하여 값이 최소가 되는 것을 같은 얼굴 영상으로 인식하게 된다. 데이터 베이스에 없는 얼굴 영상을 위한 방법으로 거리에 대한 임계값을 적용하여 일정 임계값 이상이 안될 경우에는 새로운 얼굴로 인식하게 된다. 그림 2는 제안된 얼굴 인식 시스템의 전체 구성도를 나타내고 있다.

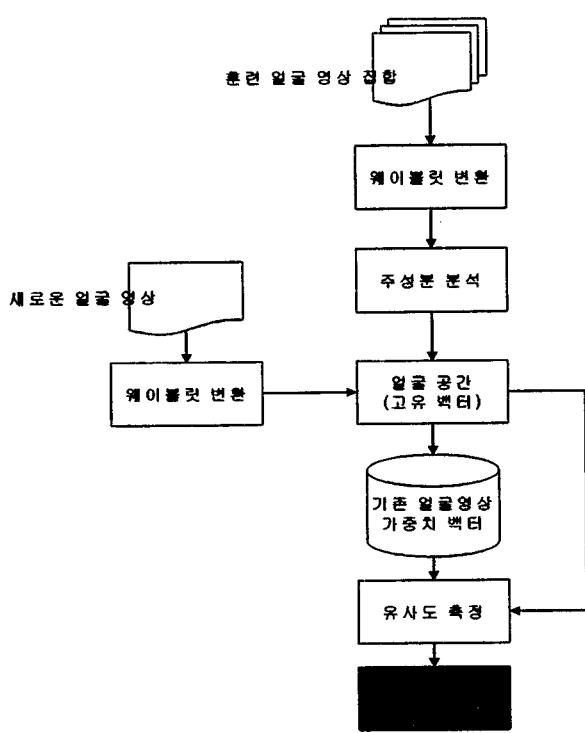


그림 2 제안된 얼굴 인식 시스템 구성도

4. 향후 연구 과제

본 논문에서 제안하고 있는 얼굴 인식 방법에서는 4차 웨이블릿 분해를 통해 16 X 16 해상도의 얼굴 영상을 고유얼굴을 이용한 얼굴 인식 시스템에 적용하여 사용하였지만 얼굴인식에 보다 적합한 해상도의 얼굴 영상을 이용하기 위한 연구가 필요하고 웨이블릿의 기저함수는 쓰임에 따라 차이가 있기 때문에 현재의 시스템에서 가장 좋은 결과를 보일 수 있는 기저함수에 대한 연구도 필요할 것이다. 마지막으로 방대한 양의 데이터를 이용해서 구현된 연구 결과를 평가하고 실시간으로 서비스 할 수 있는 얼굴 인식 시스템의 개발을 목표로 연구하고 있다.

5. 참고 문헌

- [1]R. Chellappa, C. L. Wilson and S. Sirohey, "Human and machine recognition of faces: a survey", Proceedings of the IEEE, Vol. 83, No. 5, 705-704, 1995
- [2]G. Chow and X. Li, "Towards a system for automatic facial feature detection", Pattern Recognition, Vol. 26, No. 12, 1739-1755, 1993
- [3]H. P. Graf, T. Chen, E. Cosatto, "Locating faces and facial parts", In Processing of the First International Workshop on Automatic Face and Gesture Recognition, pp. 41-46, 1995
- [4]D. L. Swets and J. J. Weng, "Using discriminant eigenfeatures for image retrieval", IEEE Trans. PAMI., Vol. 18, No. 8, 831-836, 1996
- [5]D. Valentin, h. Abdi , A.J. O'Toole and G.W. Cottrell, " Connectionist models of face processing: A Survey", Pattern Recognition, Vol.27, 1209-1230, 1994
- [6]M. Turk and A. Pentland, "Eigenfaces for recognition", J.Cognitive Neuroscience, Vol. 3, 71-86., 1991
- [7]J.S. Mallat, " A theory of multiresolution signal decomposition. The Wavelet representation", IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, pp.674-693, 1989
- [8]M. K. Mandal, S. Panchanathan, T. Aboulnasr, "Image indexing using translation and scale invariant moments and wavelets", Storage and Retrieval for image and Video Database V, SPIE, Vol. 380-389, 1997
- [9]I. Daubechies, " The Wavelet transform, time-frequency localization and signal analysis", IEEE Trans. Information Theory, Vol. 36, No. 5, 961-1005, 1990
- [10]C. Sidney Burrus, Ramesh A. Gopinath, Haitao Cue, "Introduction to Wavelets and Wavelet Transforms", pp.1-40, 1998