

가보함수와 주성분 분석을 이용한 사용자 인증 시스템

박준우*, 이필규*

*인하대학교 전자계산공학과

e-mail:g1992066@inhavision.inha.ac.kr

A User Authentication System Using Gabor Wavelet and Principal Component Analysis

Jun-Woo Park*, Phill-Kyu Rhee*

*Dept of Computer Science & Engineering, Inha University

요약

컴퓨터의 보편화와 멀티미디어의 발전으로 많은 인공지능의 분야들이 실생활에 응용되고 있다. 이 중에서 얼굴인식은 최근에 연구가 활발한 분야 중에 하나이며 다른 생체인식과는 달리 기계 장치에 신체의 일부를 접촉하지 않고 사람을 확인할 수 있다. 이러한 이유로 향후 생체인식 중 얼굴인식이 차지하는 비중은 커질 것으로 예상되고, 멀티미디어 보안 시스템 등에서 많은 응용이 기대되고 있다. 본 논문에서 정확한 사용자 인증을 위하여 기존의 주성분 분석(PCA; Principal Component Analysis)이 가지고 있는 단점인 조명에 영향을 많이 받는 것을 보완하기 위해, 다양한 조명에 안정적인 가보 함수를 같이 사용하였다. 주성분 분석만을 이용하는 것보다 사용자 인증의 성공률을 향상시킬 수 있음을 알 수 있었다.

1. 서론

컴퓨터의 보편화와 멀티미디어의 발전으로 많은 인공지능의 분야들이 실생활에 응용되고 있다. 이 중에서 얼굴 인식은 최근에 연구가 활발한 분야 중의 하나이며 인터넷 또는 멀티미디어 보안 시스템 등에서 많은 응용이 기대되고 있다.

얼굴인식은 다른 생체인식과는 달리 여러 장점을 가지고 있다. 기계 장치에 신체의 일부를 접촉시키지 않고도 원거리에서 설치된 카메라를 통해 사람을 구분 및 확인할 수 있다. 그리고 얼굴은 지문, 홍채, 음성보다도 많고 정확한 정보를 가지고 있다. 따라서 사람을 구분해 나가는 기능도 훨씬 뛰어나다. 이러한 이유로 향후 신체를 통해 자신을 확인해 가는 산업에서 얼굴인식이 차지하는 비중은 더욱 커질 것으로 예상된다.

얼굴인식의 성능을 좌우하는 요소들에는 이미지의 질, 배경, 조명 상태, 얼굴 회전, 크기 변화, 얼굴 표정, 외양 변화 및 부분적 겹침 등이 있다. 이러한 요소들을 극복하기 위하여 현재까지 많은 연구가 행

해지고 있다.

얼굴 인식을 위한 기존연구를 살펴보면 템플릿 매칭 방법, 신경망에 의한 방법 등으로 나눌 수 있다.[1,2,3] 그러나 템플릿 매칭을 이용한 방법은 사람의 다양한 얼굴패턴을 표현하기에는 한계가 있으며, 특히 조명, 표정, 시각의 변화에 매우 민감하다는 치명적인 단점이 있다. 그래서, 일반적인 사람의 다양한 얼굴패턴을 학습과정을 통해서 모델링하는 신경망을 이용한 방법이 연구되었으며, 좋은 결과를 보여주었다. 신경망은 대체적으로 검출 및 인식을 위해 적절한 방법이지만 실시간에 다양한 패턴을 학습하지 못한다는 문제점이 있다.

따라서 본 논문은 가보 함수와 주성분 분석을 이용하여 조명의 변화에 둔감하고, 학습시 시간이 적게 걸리는 얼굴 인증 시스템을 구현하였다.

본 논문의 구성은 2절에서 시스템개요, 3절에서 가보 함수, 4절에서 주성분 분석, 5절에서 가보함수를 이용한 주성분 분석 및 유사도 측정, 6절에서 실험결과를 기술하고 마지막으로 7절에서 결론 및 향후 연구방향에 대해 기술한다.

2. 시스템 개요

시스템의 첫 번째 단계는 입력영상에 대해 얼굴 검출이 수행되어진다. 얼굴 검출은 신경망에 의해 수행되어진다. 두 번째 단계는 좀 더 정확한 얼굴영역 검출을 위하여 첫 번째 단계에서 검출된 얼굴영역에 한해서 눈의 위치를 찾아 얼굴의 기울어짐과 얼굴영역의 크기를 보정하여 준다.[5] 세 번째 단계는 검출된 얼굴에 대해 가보함수와 주성분 분석을 이용하여 사용자 인증을 수행한다.

그림1은 전체적인 시스템 개요도를 나타낸다.

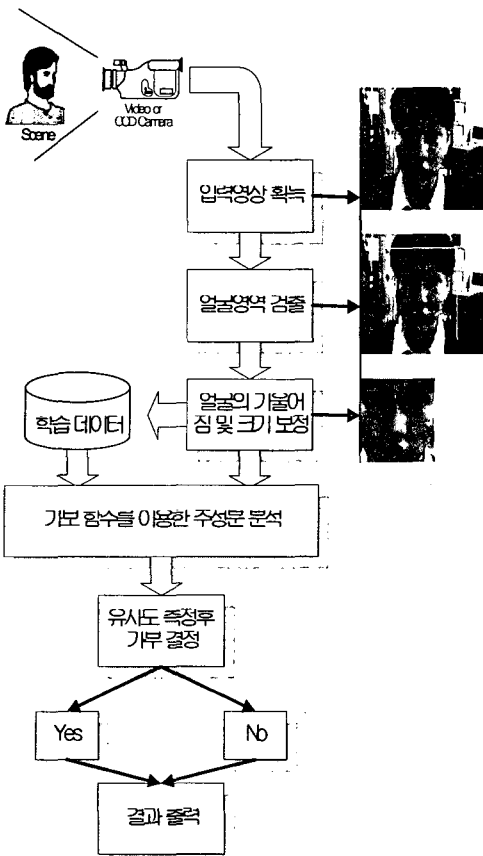


그림 1 시스템 개요도

3. 가보 함수

가보 함수는 G. H. Granlund에 의해 화상 처리에 소개되었으며 J. G. Daugman에 의해 분석되었다. 가보 함수는 공간과 주파수의 양 영역에서 최적으로 지역화된 방향과 주파수에 민감한 밴드 통과 필터이다. 그러므로 가능한 작은 영역에서부터 방향에 의존한 주파수 내용, 즉 에지와 같은 특징을 추출하기 위하여 많이 사용되어진다.

가보 커널의 형태는 가우시안 윈도우에 의해 지역화된 공간적인 사인 함수이다. 이것은 공간적 영역에서 디지털 화상에 바로 적용된다. 지역 특징을 찾아 주는 필터들은 가보 웨이브릿의 변형에 기반하고 있다. 가보 웨이브릿은 가우시안 엔벨롭 함수(Gaussian envelope function)에 의해 제한된 평면파의 모양에서 생물학적으로 동기화된 컨벌루션(convolution) 커널이다. 그러므로 가보 함수는 가우시안 함수가 가지고 있는 특징을 보유하고 있다. 흑백 영상에서 한 화상 픽셀의 다른 방향과 주파수의 커널을 위한 컨벌루션 계수의 집합을 제트(jet)라고 부르며, 식 (1)과 같다.

$$J_j(\vec{x}) = \int I(x)\psi_j(\vec{x} - \vec{x}')d^2x' \quad (1)$$

벡터 x 는 픽셀의 위치 및 그 위치에서의 그레이 레벨 값을 나타낸다. 그리고, 제트에 사용된 가보 커널은 식 (2)와 같다.

$$\psi_j(\vec{x}) = \frac{k_j^2}{\sigma^2} \exp\left(-\frac{k_j^2 x^2}{2\sigma^2}\right) [\exp(i\vec{k}_j \cdot \vec{x}) - \exp(-\frac{\sigma^2}{2})] \quad (2)$$

이렇게 가우시안 엔벨롭 함수에 의해 제약된 식 (3)에 정의된 벡터 k_j 를 이용하여 영상에 대하여 제트를 컨벌루션을 취하여 제트의 값을 산출한다.

$$\vec{k}_j = \begin{pmatrix} k_{jx} \\ k_{jy} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} k_\nu \cos \varphi_\mu \\ k_\nu \sin \varphi_\mu \end{pmatrix} \quad (3)$$

$$\text{where } k_\nu = 2^{-\frac{(\nu+2)}{2}} \pi, \varphi_\mu = \mu \frac{\pi}{8}$$

$$\nu=0, \dots, 4 \text{ and } \mu=0, \dots, 7 \text{ with } j=\mu+8\nu$$

위 식에 의해 산출된 제트는 이미지의 한 픽셀에 대해 40개의 복소계의 계수들의 집합으로 나타내고, 식 (4)와 같이 신호 크기(magnitudes)와 위상(phases)로 구성되어 있다.[4]

$$J_j = a_j \exp(i\phi_j) \quad (4)$$

가보 함수는 생물학적 특성과 데이터 형태에 대해 안정적이라는 이유로 많이 사용되어지고 있다. 그리고 가보 함수는 DC-free이기 때문에 영상의 다양한 조명에 대해 안정성을 제공한다.

4. 주성분 분석

주성분 분석은 서로 연관된 변수들의 집합을 간결하게 서술하기 위해서 수행되어진다. 이 기술은 서로 연관된 원시변수들을 상호 연관성이 없는 새로운 변수들로 변환하는 방법으로 요약할 수 있다. 그러한 새로운 변수들을 주성분이라 하고, 각 주성분은 원시변수들의 선형결합으로 표현된다. 각 주성분

이 전달하는 정보량은 주성분의 분산으로 측정하며, 분산을 최대화하는 주성분을 제1주성분이라고 한다.

어떤 연구자는 문제에 대한 차원을 감소시키는 것, 즉 많은 정보를 소실하지 않으면서 변수들의 수를 감소시키기를 원할 것이다. 이것은 단지 몇 개의 중요한 주성분만을 사용함으로써 가능하다. 주성분 분석은 변수의 수를 감소시킬 뿐만 아니라 주성분들이 상호 연관성이 없으므로 매우 유용하게 사용되어진다. 그러므로, 주성분 분석을 이용할 경우 복잡한 상호연관성을 가지는 많은 수의 원시변수들을 분석하는 대신에 상호연관성이 없는 적은 수의 주성분을 분석함으로써 문제를 해결할 수 있다.

고유벡터를 생성하는 과정은 다음과 같다.

1) 공분산 행렬을 생성한다.

학습데이터의 $i(=1..n)$ 번째 데이터를 나타내는 열 벡터를 x_i 라 하면 행렬 $X(=[x_1|x_2|\dots|x_n])$ 을 만들 수 있다. 행렬 X 에 대한 공분산 행렬은 행렬연산 $\Sigma_X = X \cdot X^T$ 으로 구할 수 있으며, Σ_X 는 학습 데이터의 i 와 j 의 공분산을 표현한다.

2) 공분산 행렬의 고유값과 고유벡터를 구한다.

열벡터 x_i 를 주성분 공간에서 표현하는 열벡터를 y_i 라 하면 행렬 $Y(=[y_1|y_2|\dots|y_n])$ 는 주성분 공간에서 학습데이터를 포함하는 행렬이다. 따라서, 행렬 Y 가 포함하는 데이터는 서로 연관되어 있지 않으므로, 그것에 대한 공분산 행렬 $\Sigma_Y(=Y \cdot Y^T)$ 은 대각행렬이 되어야 한다.

주성분은 선형적으로 계산되어질 수 있다. 그것의 열 벡터들이 정규직교 ($P^T \cdot P = I$)하는 변환행렬을 P 라 하면, 행렬 X 와 Y 에 대해 다음의 식이 성립한다.

$$Y = P^T \cdot X \text{ and } X = P \cdot Y \quad (5)$$

$$\Sigma_Y = Y \cdot Y^T = P^T \cdot \Sigma_X \cdot P \quad (6)$$

공분산 행렬 Σ_X 에 대한 고유벡터를 포함하는 행렬 P 와 고유값을 포함하는 대각행렬 Λ 에 대해 다음의 식을 만족한다.

$$\Sigma_X \cdot P = \Lambda \cdot P \quad (7)$$

$$\Sigma_Y = P^T \cdot \Lambda \cdot P = \Lambda \cdot P^T \cdot P = \Lambda \quad (8)$$

즉, 고유벡터를 구하는 것은 위의 식을 만족하는 고유값 행렬 Λ 와 고유값에 대한 고유벡터 P 를 구하는 것이다.[5]

5. 가보함수를 이용한 주성분분석 및 유사도 측정

5.1 가보함수를 이용한 주성분 분석

일반적으로 주성분 분석은 얼굴 영상을 입력 데이터로 사용하며, 원 영상에서 얼굴 영역을 정확히 추출하여야 하며, 조명 및 대조 역시 안정적이어야 한다. 이러한 문제점 때문에 실제 환경에서 주성분 분석을 사용하는데 많은 어려움이 있다.

이러한 주성분 분석의 서로 연관된 원시변수들을 상호 연관성이 없는 새로운 변수들로 변환하는 기본 개념은 유지하면서 제약조건에 대한 단점을 보완하기 위해 영상의 다양한 조명에 대해 안정성 및 얼굴 영역에 대해 지역적인 특징의 표현을 제공하는 가보함수를 사용함으로써 좀 더 효과적인 얼굴인식률을 기대할 수 있다.

가보 함수의 결과, 즉 제트를 얼굴 영상 대신에 주성분 분석의 입력 벡터로 사용하여 위에서 언급한 주성분 분석의 단점을 극복할 수 있다. 제트를 주성분 분석의 입력 벡터로 사용할 때, 위상의 값들은 너무 민감하기 때문에 제트의 값 중 신호 크기만을 사용한다.

예를 들어, 제트를 획득 할 수 있는 피듀셜 포인트(fiducial points)를 N 개라 하고, N 개의 포인트로부터 식 (1), (2)를 사용하여 얻은 40개의 신호 크기를 얻으면 $N \times 40$ 의 차원이 형성된다. 그리고 만약 M 개의 이미지를 사용하면 $(N \times 40) \times M$ 의 행렬이 생성되고, 고유값과 고유벡터는 $A = (N \times 40) \times M$ 인 AA^T 에 의해 계산되어진다. 계산되어진 고유값들로부터 효과적인 값들을 선별하여 고유공간을 생성한다. 이렇게 생성된 고유공간에 학습데이터를 영사시키고 테스트데이터 역시 고유공간에 영사시킨다. 이렇게 영사 후 나온 값들의 유사도를 측정하여 얼굴 인증을 수행한다.

5.2 유사도 측정

유사도 계산방법으로는 주성분 분석에서 사용되어지는 유클리디언 방법(Euclidean distance measure)인, 식 (9)와 식 (10)가 있다.

$$d(J, J) = \sqrt{\sum_{j=1}^d (x_{ij} - x_{kj})^2} \quad (9)$$

$$S_a(J, J) = \frac{\sum_j a_j a'_j}{\sqrt{\sum_j a_j^2 \sum_j a'^2_j}} \quad (10)$$

본 논문에서는 유사도를 계산하기 위하여 (9)의

유클리디언 방법을 사용하였으며, 1의 값에 근사할 수록 유사함을 의미한다.

6. 실험결과

실험은 주성분 분석만 사용한 경우와, 가보함수와 주성분 분석을 사용한 경우에 대해 온라인 상에서 정면 얼굴에 대해서만 수행하였다.

입력된 영상은 배경을 포함하는 320×240의 크기고 얼굴을 추출한 영상의 크기는 64×64이고 가보함수와 주성분 분석을 사용한 경우에 사용된 피튜셜 포인트는 4개를 사용하였다.



(a) 입력 영상 (b) 얼굴영역만 추출된 영상
그림 2 입력영상

13명에 대해 각각 10개, 총 130개의 영상을 사용하여 실험을 수행하였으며, 표1과 같은 결과를 나타냈다. 가보함수를 사용함으로써 주성분 분석만을 사용한 경우보다 성공률이 향상됨을 알 수 있었다. 인중에 실패한 경우는 정확한 얼굴영역 추출에 실패하여 가보함수의 피튜셜포인트가 잘못 검출되어 실패한 것이다.

	고유벡터 의 수	실험 데이터	성공 실패	성공률 (%)
PCA	30	130	112 18	86.2
Gabor & PCA	30	130	121 9	93.1

표 1 실험 결과

7. 결론 및 향후 연구방향

본 논문에서는 주성분 분석과 가보함수를 사용하여 사용자 인증 시스템을 구현하였다. 실험 결과, 주성분 분석만을 사용할 경우에는 성공률 86.2%의 결과를 얻었으며, 가보함수와 주성분 분석을 사용한 경우에는 성공률 93.1%로 얼굴 인증 성능을 개선할 수 있었다.

정확한 인증을 위해서는 보다 정확한 얼굴 검출 및 특징 검출의 전처리 과정이 필요하다. 본 논문에서의 실험은 정면 얼굴에 대해서만 수행의 결과이며

향후 얼굴의 표정에 무관하고 측면에 대한 얼굴 인증이 필요하다.

참고문헌

[1] I. Craw, H. Ellis and J. Lishman, "Automatic Extraction of Face Features", Pattern Recognition Letters, pp. 183-187, 1987.
 [2] G. Yang and T. S. Huang, "Human Face Detection in a Complex Background", Pattern Recognition, pp. 53-63, 1994.
 [3] H. A. Rowley, S. Baluja, and T. Kanade, "Neural Network-Based Face Detection", IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol 20, no 1, pp 23-38, 1998.
 [4] L. Wiskott, J. M. Fellous, N. Kruger, and C. Malsburg, "Face Recognition by Elastic Bunch Graph Matching", Intelligent Biometric Techniques in Fingerprint and Face Recognition, CRC Press, Chapter11, pp. 355-396, 1999.
 [5] Sami Romdhani, "Face Recognition Using Principal Components Analysis," Master thesis, [http:// www.elec.gia.ac.uk/~romdhani](http://www.elec.gia.ac.uk/~romdhani)