

통계적 정보를 기반으로 하는 홍채인식에 대한 새로운 접근 방법

기균도°, 이관용†, 박혜영‡, 이일병°

°연세대학교 컴퓨터과학과 †연세대학교 전기컴퓨터공학과 ‡일본 이화학연구소

E-mail: {kigd, kylee, hypark, yblee}@csai.yonsei.ac.kr

A New Approach to Human Iris Recognition based on Statistical Information Theory

Gyundo Kee°, Kwanyong Lee†, Hyeyeng Park‡, Yillbyung Lee°

°Dept. of Computer Science, Yonsei Univ., Seoul, KOREA

†Dept. of Electrical and Computer Engineering, Yonsei Univ., Seoul, KOREA

‡Lab. for Mathematical Neuroscience, BSI, RIKEN 2-1 Hirosawa, Wako, Saitama, 351-0198, JAPAN

요 약

본 논문에서는 홍채의 특징을 효율적으로 추출하기 위한 새로운 접근 방법으로서, 통계적 정보를 기반으로 하는 주성분요소분석(PCA) 및 독립성분요소분석(ICA)을 홍채영상에 적용한 결과에 대하여 소개하고자 한다. 또한, 전체영상을 몇 개의 부분영상으로 분할한 후, 분할된 영상에 대하여 주성분요소분석과 독립성분요소분석을 적용함으로써, 분할된 부분영상의 특징이 전체영상에서 추출한 특징보다 효과적으로 홍채의 특징을 표현하는 결과를 보여 주었다. 이러한 방법을 홍채영상에서 효율적인 특징을 추출하기 위한 새로운 접근방법으로서 적용하였으며, 다양한 특징 집합에 대하여 적용한 결과, 홍채영상에서 redundant한 정보와 잡음을 제거함으로써 compact 하고 robust한 특징을 추출할 수 있었다.

1. 서론

오늘날 우리는 급속도로 발전하는 정보사회/정보시대에 살고 있으며, 이러한 정보사회는 종이나 연필, 대면의 방법을 통하지 않고 전자적으로 정보를 차용롭게 교환할 수 있는 환경을 제공하여 주고 있다. 그러나, 전자적인 자료 교환 및 거래가 발달 할수록, 개인에 대한 정확하고 신뢰성 있는 확인과 인증에 대한 필요성은 더욱 증가하게 된다. 지문, 얼굴, 망막 패턴등과 같은 생체계측학(Biometrics)은 신뢰도 높고 정확성을 지닌 개인 인증, 확인을 제공하는 방법이라 할 수 있다. 생체계측학은 개인의 신체적 또는 생물학적 특징을 기반으로 개인을 검증하거나 인식하기 위한 자동화된 방법이라 할 수 있다. 위와 같은 바이오메트릭스는 패스워드나 신분증과 같은 단순하고 전통적인 보안 방법의 단점인 분실, 절도, 누출을 극복할 수 있는 정보화 사회에 부응하는 신뢰성 있는 새로운 형태의 신분검증 방법이라 할 수 있다.

이러한 개인의 식별을 위해 사용할 수 있는 개인의 생물학적 특징은 추출된 특징의 고유성, 시간의 경과에 따른 특징 변화가 거의 없어야 하는데, 이러한 특성을 갖는 생물학적 특징으로는 오래 전부터 연구가 진행된 지문이 있으며 손등의 혈관 분포 및 모양, 홍채(사람의 눈) 등이 있다. 이런 특징 중에서 사람의 홍채가 가장 개인에 대한 변별력이 높으며 평생 동안 그 특징이 거의 변화하지 않으므로 개인의 식별 및 인식을 위한 훌륭한 특징으로 알려져 있다[5].

(그림 1)은 홍채영상에 대한 예이다.

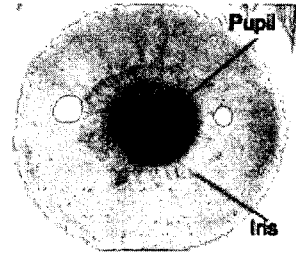


그림 1: 눈 영상에서의 홍채

2. 특징추출

PCA와 ICA는 신호처리, 통계학, neural computing 분야에 널리 적용되고 있으며, 최근에는 얼굴 인식에 이 방법이

잘 적용되고 있음을 보여주고 있다. 이러한 결과는 PCA와 ICA가 패턴인식 분야에 높은 적용 가능성을 보여 주고 있다고 할 수 있다[7]. 먼저, PCA와 ICA에 대하여 살펴본 후, 이 방법을 본 논문에서 홍채의 특징 패턴을 추출하는데 적용하기 위한 전략에 대하여 설명한다.

2.1. Principal Component Analysis

PCA는 다량의 입력 데이터로부터 특징추출시 통계적인 정보를 사용하는 대표적인 방법이다. PCA는 입력 데이터의 정보를 최대한 보존하면서 데이터의 차원을 줄이는 방법으로 알려져 있다.

d 차원 입력 패턴의 집합이 $\{x^n\}_{n=1, \dots, N}$ 와 같이 주어졌다 가정하자. 그러면, d 차원의 특징 패턴의 집합 $\{y^n\}_{n=1, \dots, N}$ 은 다음과 같은 선형 변환에 의해 얻어진다.

$$y = (y_1, y_2, \dots, y_d), \quad (1)$$

$$y_i = w_i^T x. \quad (2)$$

PCA의 기본적인 접근은 sum-of-squared reconstruction 에러를 최소화하는 주성분 요소 (y_1, y_2, \dots, y_d)를 찾는 것이다

$$E(w_1, \dots, w_d) = \frac{1}{2} \sum_{n=1}^N \|x^n - \sum_{i=1}^d y_i w_i\|^2, \quad (3)$$

$$w_i^T w_j = \delta_{ij}, \quad (4)$$

여기서, δ_{ij} 는 Kronecker delta를 말한다.

주 벡터 w_i 는 입력 패턴 집합의 공분산 행렬(covariance) Σ 에서 얻어진 고유벡터(eigenvector)에 의해 주어진다. minimum reconstruction 에러는 고유값(eigenvalue) 중 크기가 상위인 d' 개에 대응하는 고유값을 선택함으로써 얻어진다.

2.2. Independent Component Analysis

PCA와의 다른 선형 변환 방법은 ICA라 할 수 있다. ICA는 변환된 성분간의 통계적인 의존도를 최소화 하는 것이다.

d 차원의 입력 패턴의 집합을 $\{x^n\}_{n=1, \dots, N}$ 라 하면, d' 차원의 특징 패턴의 집합 $\{y^n\}_{n=1, \dots, N}$ 은 다음과 같은 식으로 표현된다.

$$y = Wx. \quad (5)$$

여기서 우리는 $d = d'$ 인 경우만을 고려한다.

ICA의 기본적인 접근은 어떤 두 개의 성분간의 관계도를 최소화하는 독립성분 요소 (y_1, \dots, y_d)를 찾는 것이다. W 는 여러 함수로 정의된 y 의 합성 엔트로피를 최대화함으로써 얻을 수 있다.

$$E(W) = H(y) \quad (6)$$

$$= -\varepsilon[\ln p(y)]. \quad (7)$$

여기서, ε 는 $p(y)$ 에 대한 기대치를 말한다.

$E(W)$ 를 최소화 하는 최적의 W 는 널리 알려진 natural gradient learning algorithm[1]에 의해 구해진다.

$$\Delta W = -\eta_n \{I - \varphi(y)y^T\} W. \quad (8)$$

여기서 비선형 함수 $\varphi(\cdot)$ 는 입력 패턴 x 의 분포 특성에 의존한다.

3. 실험 및 결과

본 논문에서는 50명으로부터 획득된, 500개의 홍채 데이터에 대하여 PCA와 ICA를 적용하였으며, 250개는 학습 데이터로, 나머지 250개는 테스트 데이터로 활용하였다. (그림 2)와 (그림 3)은 학습 데이터와 테스트 데이터에 대한 예를 보여 주고 있으며, 각각의 그림에서 하단 부분은 상단 부

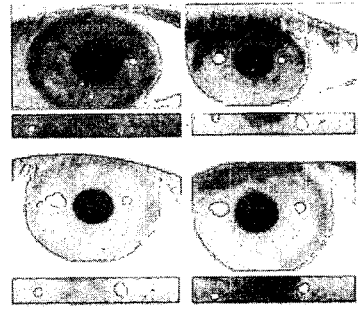


그림 2: 학습데이터에 사용된 영상 예

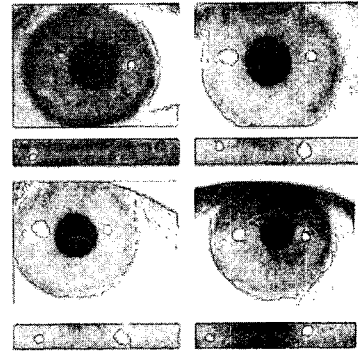


그림 3: 테스트 데이터에 사용된 영상 예

분의 홍채영상에 대한 극좌표 변환된 홍채의 영상을 보여 주고 있다.

홍채에 대한 인식은 최소거리 분류 방법을 사용하였으며, 이는 미지의 패턴에 대하여 기준패턴과의 거리를 계산하여 가장 가까운 기준패턴의 클래스를 미지패턴의 클래스로 결정하는 방법이다. 홍채영상 전체에 대하여 PCA를 적용한 결과 46개와 94개의 기저 벡터를 얻을 수 있었으며, 각각 94%와 95%의 인식률을 얻었다. (그림 4)는 상위 20개의 주성분에 대한 그림이다.

PCA에서 얻어진 동일한 차원에 대하여 ICA에 적용을 하였을 때, 95%와 96%의 인식률을 얻을 수 있었다. (그림 5)는 20개의 독립적인 기저 영상을 보여 주고 있다.

홍채영상을 8개의 부분 영상으로 분할 하였다. 영상을 분할 한 결과, 우리는 32와 56차원의 특징벡터를 얻을 수 있었으며, 특징 벡터의 차원을 전체 영상에 적용한 결과와 비교를 하면 30%, 40%로 특징 벡터 차원을 줄일 수 있었음을 보여주고 있다. 위의 특징 벡터에 대하여 각각 96%와 97%의 인식률을 얻을 수 있었다. 이는 부분영상에 대하여 PCA를 적용할 시, 높은 성능을 유지하면서 좀 더 효과적으로 특징 패턴을 줄일 수 있음을 보여 주고 있다. (그림 6)에서 왼편의 그래프는 전체 영상에 대한 인식결과를 보여 주고 있으며, 오른편은 부분영상에 대한 인식결과를 보여 주고 있다. 그래프에서 우리는 ICA에 적용한 결과가 PCA에 적용한 결과 보다 약간 높음을 알 수 있다. 그러나, 보다 중요한 결과

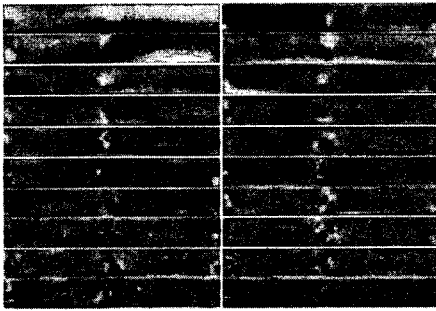


그림 4: 추출된 상위 20개의 주 성분 요소 영상(고유값의 크기는 왼쪽에서 오른쪽, 위쪽에서 아래쪽으로 감에 따라 작아짐)

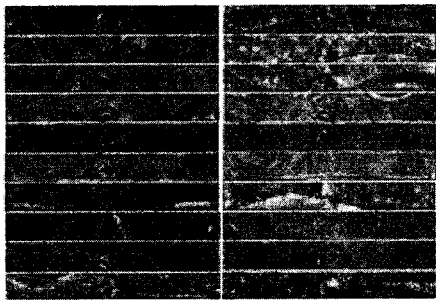


그림 5: 20개의 통계적으로 독립적인 기저 영상

는 그림의 오른쪽에서 볼 수 있는데, 우리는 전체영상을 부분영상으로 분할 하였을 때, 보다 압축된 특징 패턴을 얻을 수 있었으며 성능 또한 우수하다는 것이다. 이는 부분영상에 PCA를 적용하였을 때가 전체영상에 대한 성능 보다 우수함을 보여주고 있다.

4. 결론

본 논문에서는 PCA나 ICA와 같은 통계적인 방법을 이용하여 홍채특징을 추출하여 인식을 하는 새로운 방법을 제안하였다. 획득된 홍채영상에 대하여 PCA를 적용하였을 때, 통계적으로 중요한 정보를 유지하고 잡영 정보를 효과적으로 제거하여 특징의 차원을 효과적으로 줄일 수 있었으며, ICA를 적용하여 특징 벡터의 redundancy를 최소화하는 통계적으로 독립된 특징을 얻을 수 있었다.

더욱이, 부분영상으로 분할하여 적용한 결과, 높은 성능을 유지하면서 눈꺼풀, 눈썹, 빛등에 의한 반사영향을 최소화 하면서 특징 패턴을 효율적으로 줄일 수 있음을 보였다. 본 연구에서 제안된 방법이 홍채의 패턴을 효과적으로 표현할 수 있기 때문에, 홍채인식에 성공적으로 적용될 수 있음을 알 수 있다.

향후 계획으로는 본 방법의 견고함과 효율성을 증명하기 위하여 보다 다양하고 많은 데이터에 대하여 실험을 수행할 계획이다.

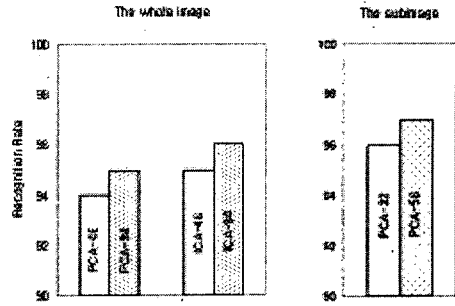


그림 6: 홍채인식 결과 성능 비교

참조 서적

- [1] Amari, S. Natural Gradient Works Efficiently in Learning. *Neural Computation*, 10(2):251-276, 1998
- [2] Aapo Hyvärinen. Survey on Independent Component Analysis. *Neural Computing Surveys*, 2:94-128, 1999
- [3] Boles W.W. and Boashash B. A Human Identification Technique Using Images of the Iris and Wavelet Transform. *IEEE Transactions On Signal Processing*, 46(4):1185-1188, 1998
- [4] Christopher M. Bishop. *Neural Networks for Pattern Recognition*. Clarendon Press, Oxford, 1995
- [5] Daugman J. High-Confidence Visual Recognition of Persons by a Test of Statistical Independence. *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 15(11):1148-1161, 1993
- [6] Michael Negin, Thomas A. Chmielewski Jr., et.al. An Iris Biometric System for Public and Personal use. *IEEE Computer*, 70-75, 2000
- [7] Oyoung Lee, Hyeyoung Park, Seungjin Choi. PCA vs. ICA for Face Recognition. to appear in the *Proceedings of the 2000 International Technical Conference on Circuits/Systems, Computers, and Communication*, 2000
- [8] Parker J. R. *Algorithms for Image Processing and Computer Vision*. WILEY, 1997
- [9] Wildes R.P., Asmuth J.C., et.al. A System for Automated Iris Recognition. *Proc. of the Second IEEE Workshop on Applications of Computer Vision*, 121-128, 1994
- [10] Wildes R.P. Iris Recognition: An Emerging Biometric Technology. *Proceedings of the IEEE*, 85(9):1348-1363, 1997
- [11] Williams G.O. Iris Recognition Technology. *IEEE Aerospace and Electronics Systems Magazine*, 12(4):23-29, 1997