

---

# 주성분 분석을 활용한 생체인식

오세빈\*

\*성균관대학교

Biometrics through PCA & LDA

Se-Bin Oh\*

\*Sungkyunkwan University

E-mail : osbin1438@gmail.com

## 요 약

생체인식기술을 보안에 활용하기 위해 주성분분석을 활용한다. 손의 모양과 동작의 구분을 확인하기 위해 ㄱ부터 ㅎ까지의 수화동작을 촬영한다. 총 스무 명의 성인 남성이 실험에 참여했으며, 각 자음 당 10회씩 촬영을 진행하여 1인당 140장, 총 2800장의 사진을 통해 데이터베이스를 확보하였다. 이를 통해 얻은 데이터베이스에 MATLAB을 이용하여 이미지의 차원을 줄여주는 주성분분석(PCA)과 주요인분석법(LDA)을 적용하여 분석하고, 그 정확도와 신뢰도를 확인하기 위해 동일오류율(EER)을 이용한다.

## ABSTRACT

I used Principal Component Analysis(PCA) and Linear Discriminant Analysis(LDA) to utilize biometric technology for security. I used 14 korean consonants(ㄱ to ㅎ). And It has both information of gestures for each consonants and identity of user. So this experiment is set for this two aspects. I used database including 20 people's images. Each person did 140 action for every consonant with 10 trials. PCA and LDA must be applied on self-collected database using MATLAB programming. Equal Error Rate (EER) is used for evaluate performance of this analysis.

## 키워드

생체인식, 보안, PCA, LDA

## I. 서 론

정보통신 기술의 발달은 인간의 삶 전반에 편리함을 안겨준다. 하지만 그만큼 보안은 중요한 이슈가 되고 있다. 이에 따라 정보통신기술을 위한 보안기술로 생체보안이 주목받고 있다.

이 보고서는 생체인식을 이용한 신원확인을 위해 손의 형태를 분석해본다. 손을 인지하는 것은 정확도에서 지문이나 홍채 등에 비해 부족할 수 있으나, 다른 방식의 신체정보를 활용한 생체인식에 충분히 상보적으로 활용할 수 있다. 만약 각 개인의 손 모양을 정확히 구분할 수 있다면, 손은 변형이 잘 일어나지 않는 신체 부위라는 이점을 활용할 수 있다. 또한 여러 사람이 같은 모양의 수화를 하더라도 사람에 따라 차이를 분명하게

구분할 수 있는지 비교분석을 통해 확인하고, 이것이 보안에 적용될 때 도움이 될 수 있을지, 또는 다른 방면에 활용할 수 있는지 확인해본다. 즉, 다른 손으로 같은 동작을 취했을 때 그것을 활용가능한 정도로 구분 가능한지 확인하는 것이 이 논문의 목표이다.

## II. 관련 연구

최근 들어 생체정보 인식을 위해 사용되는 가장 유망한 정보는 얼굴이다. 본 논문의 시발점도 얼굴인식에 있기 때문에 얼굴인식에 대한 선행연구를 살펴본다.

A. Pentland, B. Moghaddam와 T. Starne는 PDA를 이용해 물체간의 상관관계가 없는 특징들을 추출하여 가장 근접한 이웃 알고리즘으로 분류하는 방법을 얼굴인식에 적용하였다.[1] 주성분 분석은 입력 벡터를 공분산의 eigenvalue와 eigenvector로 정의되는 subspace상에 수직 투영시킨다. 이때 입력 자료의 투영 값을 나타내는 eigenvalue들은 평균 제곱 오차측면에서 기존의 방법보다 입력 자료를 잘 표현한다. D.L. Swet, J.J. Weng는 eigenvalue의 변별 성능을 높이기 위해 eigenvalue를 분석한 후 LDA를 이용하는 방법을 제시하고 이를 적용하였다.[2] 나아가 C. Chatterjee, V. P. Roychowdhury는 앞서 언급한 LDA방식을 개선하여 학습과정에서 클래스 평균을 추정하여 eigenvalue분석과 LDA를 함께하는 방법을 제시하였다.[3] 이 방법은 클래스 내 (within-class) 산포도와 클래스 간 (between-class) 산포도의 비를 변별기준으로 사용하기 때문에 여러개의 가우스 분포를 갖는 군집으로 구성된 자료 등에 대해서는 변별력이 우수하다고 알려져 있다.

정리하면, 얼굴 인식을 위해 가장 잘 알려진 기술로는 eigenface와 Fisherface가 있다.[4] eigenface는 PCA에 의해 변환된 eigenvector를 이용한다. 이는 얼굴영상의 공간을 보다 저차원의 공간으로 선형적으로 투영하는 것을 기초로 하고 있다. 그러나 이 방법은 조명이나 표정변화 등으로 원치 않는 변동이 생길시 분류에서 문제가 생긴다. 이러한 eigenface 방법의 확장된 접근 방법이 많이 제시되었다.[5] 한편, Fisherface는 PCA와 LDA를 이용하며 조명 방향이나 표정과 같은 큰 변화에도 민감하지 않다는 장점을 갖고 있다. 그러나 이 방법은 k-NN(k-nearest neighbor) 분류기를 적용하고 있는데, 이는 비선형 특성을 갖는 경우에는 분류가 원활하지 못하다는 단점을 갖고 있다.

### III. 제안 시스템

실험 진행방식은 다음과 같다. 20명의 인원을 섭외해 실험을 진행한다. 한 사람당 7에서 8까지 14개의 자음의 수화를 각 10회씩 촬영한다. 동작은 완전히 풀었다가 다시 취하는 것으로 한다. 개인당 140회, 총 2800회의 촬영을 진행하고, 이것으로 데이터베이스를 구축한다.

카메라는 동일한 기기로 통일한다. Samsung Galaxy S4의 전면카메라(200만 화소)를 이용하여 촬영한다. 일광은 모두 차단하며 조명은 동일하게 유지한다. 이를 통해 색감, 화소, 명도, 채도에 의한 데이터 변화를 통제한다. 촬영 시에는 수화동작 뒤편에 흑색 배경판을 설치하여 배경 패턴이나 색상에 의한 데이터 차이를 미연에 방지한다. 여타 변인들을 통제하기 위하여 카메라는 피사체와 40cm의 거리에 고정하며 지면에서 1m 높이

위치하게 한다. 이때, 카메라의 위치가 고정되어 있기 때문에 피실험자의 신장의 차이가 실험의 신뢰도에 영향을 줄 수 있다고 판단하여, 피실험자는 170±5cm로 섭외한다.

사진이 모두 촬영되면, MATLAB을 이용해 분석에 사용될 부분만 잘라낸다. 잘라낸 사진들을 이용해 PCA와 LDA를 실시한다. 이후 분석 결과를 EER을 이용해 정확도 및 신뢰도를 확인한다.

### IV. 실험결과 및 분석

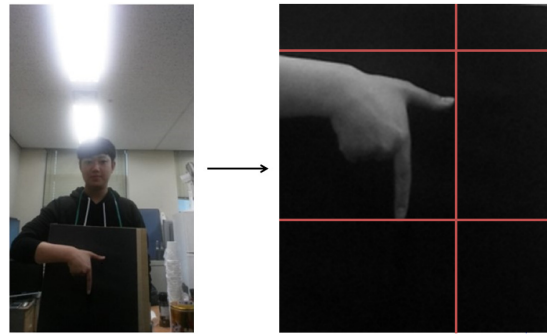


그림 1. 데이터 수집을 위해 촬영된 사진(좌측)과 MATLAB으로 1차 추출된 모션 데이터(우측)

피실험자가 검은색 판을 목에 걸 수 있게 제작한 뒤, 피실험자의 위치를 지정해주고 촬영을 실시한다. 앞서 소개한 바와 같이 피실험자의 위치를 고정해 줌으로써 실험결과에 영향을 줄 수 있는 여타 변인들을 통제한다. 촬영이 모두 끝나고 나면, 모든 사진에서 검은 배경과 그 앞의 손 이미지를 잘라내는 분석에 사용될 유효한 데이터를 1차적으로 추출한다.

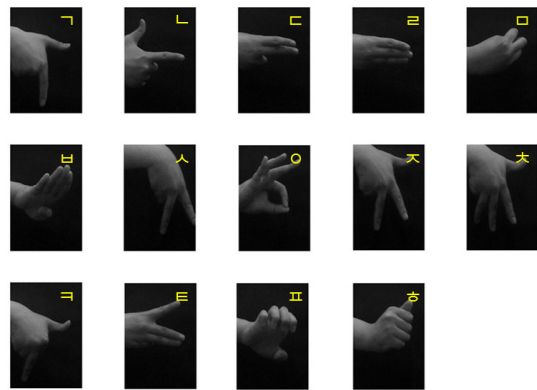


그림 2. ROI를 통해 확보한 유효 데이터

이후 1차적으로 작업된 이미지들을 다시 읽어와, 'Region of Interest (ROI)' 를 이용하여 분석에 사용될 손 부분만을 추출한다. 1차 추출한 사진에서 배경과 손의 픽셀값을 비교하면 배경에

비해 손이 높은 값을 가지기 때문에, 픽셀값이 증가하는 부분을 확인하고 이를 데이터 추출의 기준으로 정한다. 좀 더 명확한 구분을 위해 배경의 픽셀값을 표준화 한다. 수직방향과 수평방향에서 각각 픽셀값 변화를 확인하고 기준을 찾는다. 이것으로 원하는 부분만을 다시 한 번 추출하는 작업을 진행한다.

추출한 데이터를 PCA와 LDA를 이용해 분석한다. EER을 통해 분석결과에 대한 오차율을 확인하고, 이를 통해 결과 값에 대한 의미와 유효성을 확인한다.

표 1. PCA를 통해 얻은 자음에 따른 신원확인 결과의 EER표

자음	ㄱ	ㄴ	ㄷ	ㄹ	ㅁ
EER(%)	24.71	17.92	22.06	18.69	18.47
자음	ㅂ	ㅅ	ㅇ	ㅈ	ㅊ
EER(%)	16.34	24.73	17.48	17.72	21.73
자음	ㅋ	ㅌ	ㅍ	ㅎ	
EER(%)	21.98	22.38	20.17	21.29	

표 2. LDA를 통해 얻은 자음에 따른 신원확인 결과의 EER표

자음	ㄱ	ㄴ	ㄷ	ㄹ	ㅁ
EER(%)	18.34	16.16	16.76	18.27	14.47
자음	ㅂ	ㅅ	ㅇ	ㅈ	ㅊ
EER(%)	15.94	19.96	19.96	17.99	22.02
자음	ㅋ	ㅌ	ㅍ	ㅎ	
EER(%)	15.52	20.97	15.24	19.02	

표 3. 신원확인 및 수화구분 분석 결과표

	신원확인 EER	수화구분 EER
PCA	20.41%	14.55%
LDA	17.90%	8.39%

PCA와 LDA의 결과를 비교 분석한 결과는 예상과 일치했다. 신원확인의 경우, PCA와 LDA는 오차율이 각 20.41%, 17.90%의 차이로 LDA를 통한 분석이 더 유효함을 확인했다. 수화 구별의 오차율은 각 14.55%, 8.39%로 좀 더 큰 차이를 보였다. 이것으로 LDA를 통한 분석 방식을 더 활용해야 할 충분한 근거를 찾을 수 있었다. 동시에 신원확인보다 수화구별에서 훨씬 유효한 결과를 보여줬다는 점에서, 이 수준의 분석에서는 신원확인보다는 제스처 구분을 활용하는 것이 더 유용하다고 판단할 수 있다.

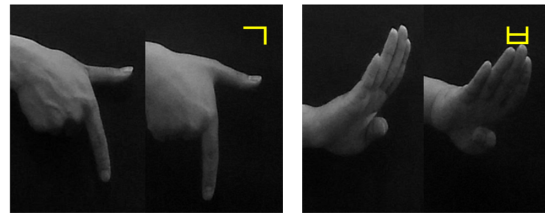


그림 3. 피실험자 2명의 ㄱ(우측)과 ㅂ(좌측) 비교

그러나 더욱이 눈여겨봐야할 점은, 개인의 수화구분은 확실했으나, 신원 확인의 경우 어떤 수화동작을 취했느냐에 따라 결과가 명확히 달라졌다는 것이다. 신원확인 분야에서 수화 ㄱ과 ㅂ을 비교하면 PCA기준으로 오차율이 각 24.71%와 16.34%로 차이를 보였다. ㄱ은 상대적으로 쉬운 동작이라 사람별로 동작이 비슷했지만, ㅂ은 유연성이나 동작의 이해도, 습관 등의 요인으로 차이가 좀 더 뚜렷했다. 즉, 단순히 손의 생김새에 따른 신원확인은 더욱이 정밀한 방식의 분석이 필요하다고 얘기할 수 있다. 그러나 이 실험결과를 통해, 다른 형태의 개인의 특성을 구분할 수 있는 가능성을 발견했다. 같은 동작을 지시하더라도, 동작이 복잡해질수록 이것을 통해 개인을 구분하는 것이 명확했다. 이것은 개인의 동작습관이나, 유연성, 근육의 발달정도 등에 의한 행위로 개인을 구분할 수 있는 가능성을 보여준다. 또한, 이 실험에서는 2차원 데이터인 사진을 통해 분석했으나, 이 결과를 3차원 데이터를 통해 분석한다면 더욱 활용범위가 넓어질 수 있다. 현재도 흔히 접할 수 있는 증강현실에서 사용되는 3D 트래킹을 이용한다면 훨씬 더 의미 있는 결과와 활용도를 기대할 수 있을 것이다.

## V. 결 론

실험 구상 단계에서 원했던 것과는 조금 다른 방향의 결과를 얻었다. 처음에는 손의 생김새만으로도 개인 간에 유효한 차이가 분석할 수 있을 것이라 보고 다른 방법의 생체인식이 보완재로 사용할 수 있을 거라 예상했지만, 결과적으로 크게 유효한 값을 얻지는 못하며, 더욱 높은 차원의 분석의 필요성을 느꼈다. 그러나 행동이나 동작이 개인을 구분 짓는데 유효한 정보가 될 수 있음을 확인했다. 실험을 설계할 때는 예상하지 못했지만, 대부분의 성인이 갖고 있는 굳어진 습관이나 신체 특성이 특정 동작을 통해 구분될 수 있음을 확인했다. 보다 명확한 구분을 요하는 생체보안에는 활용되기 어려울 수도 있으나, 빅데이터 분석을 통해 공개된 정보를 이용한 신원확인이나 추적에 활용될 수 있다. 또한 3D 트래킹과 함께 활용하면 생활 전반에 유용하게 이용될 수 있는 잠재성을 확인했다.

## 참고문헌

- [1] A. Pentland, B. Moghaddam, and T. Starne, "View-based and modular eigenspaces for face recognition", Proceeding of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, pp.84-91, June 1994
- [2] D.L. Swet, J.J. Weng, "SHOSLIF-O; SHOSLIF for object recognition and image retrieval(phase II)" Technical report CPS-95-39, Oct 1995
- [3] C. Chatterjee and V. P. Roychowdhury "On self-organizing algorithms and networks for class-separability feature." IEEE Trans. on Neural Networks, Vol. 8, No. 3, pp.663-678, May 1997
- [4] 이대중, 최기선, 조재훈, 전명근, "LDA 와 Local MLP 를 이용한 얼굴 인식", 퍼지 및 지능 시스템학회 학술발표 논문집 Vol. 16, No. 3, pp. 367-371, June 2006
- [5] H. C. Kim, D. Kim, S. Y. Bang, "Face recognition using the mixture-of-eigenfaces method", Pattern Recognition Letters, Vol. 23, No. 3, pp.1549-1558, Nov 2002