

얼굴인증을 위한 PCA와 LDA 융합

알고리즘 구현 및 성능 비교 분석

정장현^o, 구은경, 강행봉
가톨릭대학교

{cdzone^o, cottonbr, hbkgang}@catholic.ac.kr

Performance Evaluation of Fusion Algorithms

Using PCA and LDA for Face Verification

Jang-Hyun Jung^o, Eun-Kyoung Ku, Hang-Bong Kang
School of Computer Engineering, The Catholic University

요 약

얼굴 인증에서 가장 보편적으로 사용되고 있는 주성분 분석(PCA : Principal Component Analysis)은 정면 얼굴과 같은 특징 패턴에 대해서 비교적 높은 성능을 보인다. 인식률을 떨어뜨리지 않으면서 데이터 양을 줄일 수 있는 효과가 있어 클래스를 잘 축약하여 표현하기에 유용하다. 하지만 조명이나 표정의 변화에 대해서는 성능을 보장할 수 없다. 이를 보완하기 위해 성분이 다른 클래스 간의 분리가 수월하도록 선형판별분석(LDA : Linear Discriminant Analysis)을 사용한다. LDA는 데이터의 양이 적을 때는 성능이 떨어지는 단점이 있다. 그래서 PCA와 LDA를 융합한 기술을 사용하면 더 나은 성능을 얻을 수 있는데 Min, Max, Mean, Append, Majority voting 방법 등이 이에 해당된다. 하지만 기존 연구에서는 제한적 데이터베이스에 대한 실험에 그쳐 실험 결과의 객관성이 부족했다. 본 논문에서는 정형화된 환경에서 여러 가지 데이터베이스를 사용해 실험함으로써 Min, Max, Mean 융합 알고리즘의 성능을 비교 분석한다. 융합 알고리즘이 언제나 좋은 성능을 내는 것은 아니지만 얼굴영상에서 조명이나 표정 등이 변화함에 상관없이 일정 수준의 인증율을 보장하고 있다.

1. 서 론

현대사회가 자동화됨에 따라 보안에 대한 필요는 더욱 더 중요하게 되었다. 보안 문제를 해결하기 위해 생체 인증 접근법이 가장 적절한 해결책으로 떠오르게 되었다 [1]. 생체 정보는 개인의 고유성을 이용해서 권한을 부여받은 사람과 그렇지 않은 사람을 구별하고 개인 식별을 만드는데 유용하다. 그 중 일반적으로 사용되는 생체 인증 정보로는 지문, 망막, 홍채, 음성, 얼굴 등이 있는데 그 중 얼굴을 생체 정보로 이용하는 방법은 카메라를 이용하기 때문에 시스템의 비용이 싸고 대상자의 거부감을 줄일 수 있는 이점이 있다 [2].

얼굴 인증 시스템의 구성은 얼굴 검출, 특징 추출, 얼굴 인식의 세 가지 핵심 단계로 구성되어 있다. 첫 번째 단계에서는 입력영상이 얼굴 정보를 포함하는지를 결정하고 그렇다면 얼굴 영상을 배경과 분리해 낸다. 두 번째 단계에서는 구별될 수 있는 개개의 얼굴 특징을 찾고, 마지막 단계에서는 영상내의 사람들이 허가된 사람인지 아닌지를 평가 한다.

본 논문에서는 얼굴 생체정보를 가지고 기존 연구되어 왔던 PCA와 LDA기반의 얼굴 인증 알고리즘의 성능을 알고리즘 융합기술과 비교 분석한다. 2장에서는 융합기술의 기반이 되는 PCA와 LDA 얼굴인증 알고리즘에 대

하여 설명한다. 3장에서는 여러 가지 융합기술에 대해서 살펴보고 융합 알고리즘의 과정을 설명한다. 4장에서는 구현 방법과 및 실험 결과에 대해서 설명하고 융합기술의 성능을 살펴보기 위해 PCA, LDA, 융합알고리즘을 이용한 얼굴인증에 대해서 비교 분석하였다.

2. PCA 와 LDA

주성분 분석 방법(PCA)은 전체 영상의 데이터를 데이터의 분산이 큰 몇 개의 고유방향(EigenFaces)에 대한 축으로 선형 투사시켜서 데이터의 차원을 줄이는 방법으로, 서로 다른 클래스의 차원을 줄여서 간단하게 표현할 수 있다. 1980년대 말에 Sirovich와 Kirby [3]는 사람 얼굴들을 효과적으로 표현하기 위해서 PCA를 사용하는 기법을 개발하였고, 1991년 Turk와 Pentland [4]가 얼굴인식을 위하여 이 기법을 발전시켰다 [5].

얼굴 영상의 크기는 $N \times N$ 이고, 훈련 집합에 있는 얼굴 영상의 개수는 M 개라고 가정했을 때, 각각의 영상을 N^2 의 성분을 갖는 1차원 칼럼 벡터로 표현할 수 있다. 고유 얼굴을 계산하기 위한 훈련 집합의 평균 영상은 다음과 같이 정의 된다.

$$\psi = \frac{1}{M} \sum_{n=1}^M \Gamma_n \quad (\Gamma_n, n=1, 2, \dots, M)$$

차이 영상과 공분산 행렬은 다음과 같이 정의 된다.

$$\phi_i = \Gamma_i - \Psi$$

$$C = \frac{1}{M} \sum_{k=1}^M \phi_k \phi_k^T$$

선형 판별분석(LDA)는 개체(identity)가 다른 클래스 간의 분리가 잘 되도록 표현하게끔 만들어진 방법으로, 각각 클래스 간의 분산이 최대로 하고 클래스 내의 분산은 최소로 하여 구한다.

$$J_K(\omega) = \frac{|S'_b|}{|S'_w|}$$

S'_b : between-class scatter matrix

S'_w : within-class scatter matrix

위의 Fisher 판별식이 최대가 되는 선형 변환을 통하여 특징 그룹을 분류한다. $S_w^{-1}S_b$ 의 가장 큰 고유값을 갖는 고유벡터가 우리가 찾고자 하는 특징들이 된다. 이 고유벡터들은 Fisherface라 한다[6].

3. 융합 알고리즘

PCA는 정면 얼굴과 트레이닝 집합의 크기가 작을 경우에 대해서 높은 인식률을 보여 왔다. 그러나 조명이나 자세, 표정 변화가 클 경우에는 인식률이 현저히 낮아졌다. PCA는 가장 큰 분산을 갖는 축으로 데이터를 사영 시켜 클래스간의 중첩을 고려하지 않기 때문이다. 클래스 간의 분산과 상관관계를 고려하여 분류하는 LDA의 경우는 개체(identity) 이외의 요소들의 변화를 인식할 수 있다. 하지만 LDA역시 데이터가 비선형적이거나 각 클래스가 같은 평균을 가지는 경우는 분리하기 어렵다.

이러한 문제점들에 강한 알고리즘 구현을 위해 F. Roli는 "Mean", "Max", "MaxMin" 알고리즘을 제안하였고[7]. Geof H. Givens는 PCA와 LDA를 융합한 얼굴인식 시스템에 대한 연구를 발표하기도 했다[8]. 본 논문에서는 "Mean", "Max", "Min" 알고리즘을 이용한 프로토크를 사용했으며 PCA-LDA 융합 알고리즘의 과정은 다음과 같다.

- ① PCA와 LDA 표현방식에 따라 얼굴을 표현한다.
- ② 데이터 베이스내에 있는 N개의 모든 얼굴들로부터 거리 벡터 d^{PCA} 와 d^{LDA} 를 구한다.
- ③ 거리벡터 d^{PCA} 와 d^{LDA} 를 [0, 1]로 정규화 한다.
- ④ PCA와 LDA정보를 모두 포함하는 결합된 거리 벡터 d 를 계산한다.

- Max

$$d = \{ \max\{d_1^{PCA}, d_1^{LDA}\}, \dots, \max\{d_N^{PCA}, d_N^{LDA}\} \}$$

- Min

$$d = \{ \min\{d_1^{PCA}, d_1^{LDA}\}, \dots, \min\{d_N^{PCA}, d_N^{LDA}\} \}$$

- Mean

$$d = \left\{ \frac{d_1^{PCA} + d_1^{LDA}}{2}, \dots, \frac{d_N^{PCA} + d_N^{LDA}}{2} \right\}$$

N: 얼굴 데이터베이스에 있는 총 영상 개수

C: 서브젝트 개수

- ⑤ 참조 영상을 이용해서 Client와 Impostor간의 임계값을 정한다. 이때 Client 거리벡터의 평균을 임계값으로 사용한다.
- ⑥ 테스트 영상의 거리벡터가 임계값보다 작으면 Client로 판별하고, 임계값보다 크면 Impostor로 판별한다. 이때 Client 테스트 횟수는 (서브젝트의 수) × (서브젝트별 테스트 포즈의 수)가 된다. Impostor 테스트 횟수는 (서브젝트의 수) × (서브젝트별 테스트 포즈의 수) × (서브젝트의 수 - 1)이 된다.
- ⑦ 임계값으로 FA(False Acceptance), FR(False Rejection)이 체크되고 FA, FR의 합으로 FAR(FA+Impostor 테스트 개수), FRR(FR÷Client 테스트 개수), TER((FA+FR)÷총 테스트 개수)이 각각 계산된다.

4. 실험 및 분석

PCA, LDA, 그리고 융합 알고리즘에 대한 성능을 분석하기 위하여 AT&T, Yale, MIT, CMU, UMIST, Manchester 이상 6 가지의 데이터베이스가 사용되었다.

각 데이터베이스는 얼굴회전각도, 조명변화가 각각 다르게 구성되어 있다. 얼굴영상은 모두 정규화 된 이미지이고 데이터베이스 별로 다양한 사이즈와 특성을 갖는다. 각 서브젝트에서 짝수 번째에 해당하는 영상을 훈련 영상으로 하였고 나머지 홀수 영상들 중 2개를 참조영상으로 그리고 나머지를 테스트 영상으로 하였다.

예를들어, 40개의 서브젝트를 포함하는 데이터베이스의 경우 서브젝트 당 10개의 얼굴영상이 존재하면 훈련영상은 5개, 참조영상은 2개, 테스트영상은 3개가 되며 Client는 각 서브젝트 당 1×3×5=15개가 테스트 되고 Impostor는 각 서브젝트 당 1×3×5×39=585개가 테스트 된다.

다음 표는 데이터베이스별 특징을 나타내고 있다.

표1. 데이터베이스 특성

데이터베이스	서브젝트	포즈	영상크기
AT&T(S)	40	10	48×48
AT&T(L)	40	10	92×112
MIT	16	27	128×120
UMIST	20	24	100×100
Yale(S)	15	11	100×100
Yale(L)	15	11	320×243
CMU	13	75	64×64
Manchester	30	10	100×100

표2. 데이터베이스 구성

데이터베이스	얼굴 영상 개수			
	총	훈련	참조	테스트
AT&T(S)	400	200	80	120
AT&T(L)	400	200	80	120
MIT	432	208	32	192
UMIST	480	240	40	200
Yale(S)	165	75	30	60
Yale(L)	165	75	30	60
CMU	975	481	26	468
Manchester	300	150	60	90

다음 표는 PCA, LDA, MIN, MAX, MEAN 알고리즘을 이용한 얼굴 인증 실험 결과이다.

표3. PCA, LDA, MIN 알고리즘의 FRR, FAR

데이터베이스	PCA		LDA		MIN	
	FRR	FAR	FRR	FAR	FRR	FAR
AT&T(S)	42.66	10.19	42.50	14.33	42.16	13.21
AT&T(L)	40.16	4.47	38.83	4.26	39.16	5.87
MIT	50.72	15.74	45.91	21.55	48.51	18.76
UMIST	38.83	5.10	39.16	7.28	38.33	7.24
Yale(S)	39.33	14.83	35.00	24.28	38.00	19.83
Yale(L)	42.00	11.26	42.33	6.07	43.00	7.66
CMU	42.98	55.76	40.47	55.79	40.95	55.76
Manchester	38.44	3.01	37.55	6.04	38.22	4.25

표4. PCA, LDA, MAX, MEAN 알고리즘의 FRR, FAR

데이터베이스	MAX		MEAN	
	FRR	FAR	FRR	FAR
AT&T(S)	42.33	11.03	42.13	12.00
AT&T(L)	42.33	4.55	41.66	5.00
MIT	48.15	17.84	48.51	17.91
UMIST	39.50	5.05	39.25	5.73
Yale(S)	36.00	18.76	36.33	18.78
Yale(L)	42.66	9.02	41.66	4.69
CMU	46.23	54.46	45.20	54.84
Manchester	38.44	4.74	38.88	4.42

5. 결론

본 논문에서는 얼굴 인증에서 가장 일반적으로 사용되고 있는 PCA, LDA를 이용하여 PCA-LDA 융합 알고리즘을 구현하고 PCA, LDA기반 알고리즘과 그 성능을 비교 분석 하였다.

데이터베이스가 대체로 정규화된 집합이고 조명이나 크기, 자세에 있어 큰 변화를 가지지 않기 때문에 PCA가 우수한 성능을 보였다. 그러나 조명의 변화가 큰 Yale 데이터베이스와 크기 변화가 있는 AT&T 데이터베이스에

서는 LDA가 PCA보다 좋은 성능을 보였다. PCA-LDA 융합 알고리즘은 PCA와 LDA의 어려움에 영향을 받는다. 조명 변화가 있거나 영상의 크기가 큰 경우는 더 나은 성능을 보였다.

데이터베이스의 특수성으로 인해 PCA, LDA 각각의 어려움이 현저히 낮을 경우는 PCA-LDA 융합 알고리즘의 어려움이 월등히 낮아지지는 않았다. 그러나 PCA-LDA 융합 알고리즘은 얼굴영상의 조명 등이 변화함에 상관없이 일정 수준의 인증율을 보장하고 있어 다양한 변화를 갖고 있는 데이터베이스에 적합할 것으로 보인다.

실험에서 제외된 비얼굴 영상에 대한 FAR테스트가 필요하며 정규화된 집합이 아닌 좀더 복잡한 집합에 대해서도 실험이 필요하다. 또 얼굴영상의 사이즈가 커지면 고유값과 고유벡터 계산, scatter matrix 계산에 많은 시간과 리소스가 소모되기 때문에 효율적인 구현방법이 연구되어 실행시간을 단축시켜야 하는 문제정도 해결해야 한다.

참고문헌

- [1] D. D. Zhang, Automated Biometrics : Technologies and System, Kluwer Academic Publishers, Boston, May 2000.
- [2] W. Zhao, R. Chellappa, A. Rosenfeld, "Face Recognition : A Literature Survey", to be submitted to ACM Journal of Computing Surveys, Vol. 35, Issue. 4, pp. 399-458, December 2003.
- [3] L. Sirovich and M. Kirby, "Low-dimensional Procedure for the Characterization of Human Faces", J.Opt. Soc. Amer. 4, pp. 519-524, 1987.
- [4] M. Turk and A. Pentland, "Eigenfaces for Recognition", Journal of Cognitive Neuroscience, Vol. 3, pp. 71-86, 1994.
- [5] Erik. Hjelmas, "Face Detection : A Survey", Computer Vision and Image Understanding, Vol. 83, pp. 236-274, 2001.
- [6] B. Moghaddam and A. Pentland, "Probabilistic Visual Learning for Object Representation", IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 19, pp. 696-710, 1997.
- [7] G.L. Marcialis and F. Roli, "Fusion of LDA and PCA for Face Verification", Proceedings of the Workshop on Biometric Authentication, M. Tistarelli and J. Bigun Eds., Springer LNCS 2359, Copenhagen Denmark, 2002.
- [8] Geof H. Givens J. Ross Beveridge, Bruce A. Draper and David Bolme, "Using A Generalized Linear Mixed Model to Study the Configuration Space of a PCA+LDA Human Face Recognition Algorithm", Technical Report, Computer Science, 2003.