

동적 경계값을 적용한 AAM과 EBGM을 이용한 얼굴인식

ADAPTIVE THRESHOLD FOR FACE RECOGNITION

전승선¹, 오두식, 김대환, 조성원, 김재민

¹ 홍익대학교 지능정보 처리 연구실
E-mail: go21@naver.com

요 약

EBGM은 자세와 포즈, 조명 변화에 강인한 얼굴 인식 기법중의 하나이다. 하지만 EBGM을 통한 얼굴 인식 시스템은 얼굴의 특징점을 추출하기 위해 주어지는 초기값에 상당한 영향을 받는다. 이러한 문제를 해결하기 위해서 얼굴의 윤곽 추출에 우수한 성능을 보이는 AAM을 통하여 EBGM의 초기값을 주고 EBGM을 통하여 개선하는 방법을 제안하였다. 본 논문에서는 등록자마다 다른 경계값을 갖는 방법을 제안한다. 기존의 경계값에 비해 성능의 향상이 어느 정도 이뤄지는가에 대해 다룰 것이다.

Key Words : 얼굴 인식, EBGM, AAM, Gabor features

1. 서 론

얼굴인식 기술은 지난 20년 간 꾸준히 연구되어 오던 분야로서 생체인식 기술의 하나이다. 생체인식 기술에는 지문, 장문, 홍채, 음성, 서명인식 등이 있으며 그 중에서도 얼굴인식은 고가의 필수 장치가 필요하지 않고 사용자의 접근성이 용이하다는 점에서 연구가 활발히 진행되고 있는 분야이다. 그 동안 많은 얼굴 인식 알고리즘이 개발되었으며 그것들은 크게 얼굴 영역 전체의 정보를 이용하는 이미지 기반 방법과 얼굴 영역에서 특징 벡터를 추출하여 이용하는 특징 벡터 기반 방법으로 나눌 수 있다. 이미지 기반 방법에는 PCA[1], LDA[2], BIC[3], LFA[4] 등이 있다. 특징 벡터 기반 방법에는 EBGM[5,6], AAM[7] 등이 있으며 이 중에서 EBGM은 Wiskott et al.에 의해 Elastic Bunch Graph Matching으로 이름 지어져서 특징 벡터 기반 방법 중에서 폭 넓게 연구되어왔다. 이미지 기반 방법은 전체 이미지 정보를 사용하기 때문에 변화하는 환경에 대응하지 못하는 단점이 있으며 이를 보완하기 위해 지역 정보를 사용하는 EBGM이 발전하게 되었다. EBGM은 눈, 코 입과 같은 얼굴의 기하학적인 정보인 특징점(Landmark)에서 가버 계수를 구하고 이 가버 계수들 간의 유사도를 비교하여 가장 유사도가 높은 사람을 인증하는 방식으로 이루어진다. 이 특징점들은 처음에 초기값을 주고 그 다음에 개선 과정을 거치서

최종 특징점의 위치가 결정되는데 특징점의 정확성을 위해 가장 중요한 요소는 초기값의 위치이다[5,6].

기존에는 수동으로 찍은 얼굴 모델 영상들의 평균값을 초기값으로 주었다. 하지만 다양한 실제 환경에서는 조명과 자세나 표정 변화가 심하므로 이에 따라 특징점의 위치가 정확하지 않게 되어 성능의 저하를 초래하였다[8]. 이처럼 EBGM의 성능에 초기값의 영향이 크므로 더욱 정확한 초기값을 주기 위해 조명과 자세, 표정 변화 등에 상대적으로 강인한 AAM을 이용하여 더욱 정확한 특징점 검출을 연구한 바 있다[9].

본 논문에서는 등록자마다 다른 경계값을 갖는 방법을 제안한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2절에서는 본 논문에서 사용한 얼굴 인식 방법인 AAM과 EBGM을 이용한 얼굴 인식 시스템 대해 설명하고, 3절에서는 제안한 경계값 부여 방법을 설명한다. 마지막으로 결론은 4절에서 기술되어진다.

2. AAM과 EBGM을 이용한 얼굴 인식 시스템

2.1 EBGM

본 논문에서 사용한 얼굴 인식 시스템의 기본

은 EBGM 방법이다. EBGM은 가버 웨이블릿 함수를 통해 이미지에서의 국부적인 주파수 특징만을 검출해 내는 방법이다. 가버 웨이블릿 함수는 다음과 같다.

$$W(x, y, \theta, \lambda, \varphi, \sigma) = e^{-\frac{1}{2\sigma^2}(\vec{r} \cdot \vec{r})} e^{i\vec{k} \cdot \vec{k}}$$

$$\vec{x} = (x, y)^t, \vec{k} = \left(\frac{2\pi\cos\theta}{\lambda}, \frac{2\pi\sin\theta}{\lambda} \right)^t$$

λ : 웨이블릿의 파형의 길이,
 θ : 웨이블릿의 방향
 σ : 가우시안 함수의 표준편차

(1)

여기서 λ 는 5개, θ 는 8개의 방향을 정하여 $\sigma = \lambda$ 로 40개의 조합으로 나타나는 가버 웨이블릿 필터를 이용해서 실수부와 허수부로 나누어 각각을 이산화하여 가버 웨이블릿 마스크를 만들고 얼굴 영상에서의 특징점의 영역의 픽셀 값들과 상승적분 하여 얻어진 계수들을 구한다.

각 특징점에서 얻어진 계수들을 가버젯이라고 하며 가버젯의 묶음을 번치라고 한다. 전체 얼굴 특징점의 번치의 모음이 번치 그래프이다. 이러한 번치 그래프들을 특정 M개의 훈련 이미지를 만들어 수동으로 점을 찍어서 만들어 놓은 것을 모델 번치 그래프라고 한다[7,8].

모델 번치 그래프는 얼굴의 특징점을 구하는데 사용된다. EBGM에서 사용되는 특징점 추출은 모델 번치 그래프의 수와 종류에 많은 영향을 받는다. 이 때문에 모델 번치 그래프는 다양한 성별과 나이, 조명, 포즈, 표정을 고려하여 만들어야 한다.

본 논문에서 사용한 얼굴 인식 시스템의 유사도를 결정하는 식은 다음과 같다.

$$S_o(\mathcal{J}^m, \mathcal{J}) = \frac{\sum_{j=1}^{40} a_j^m a_j^0 \cos(\phi_j^m - (\phi_j^0 + \vec{d} \cdot \vec{k}_j))}{\sqrt{\sum_{j=1}^{40} (a_j^m)^2 \sum_{j=1}^{40} (a_j^0)^2}}$$

(2)

모든 특징점에서 가버젯을 계산하는 것은 많은 연산량을 필요로 하므로 실제 시스템에서는 \vec{d} 를 최대로 하는 식(3)을 유도하여 근사적으로 구한다.

$$\begin{aligned} \begin{pmatrix} dx \\ dy \end{pmatrix} &\cong \frac{1}{\Gamma_{xx}\Gamma_{yy} - \Gamma_{xy}\Gamma_{yx}} \begin{pmatrix} \Gamma_{yy} & -\Gamma_{yx} \\ \Gamma_{xy} & \Gamma_{xx} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \Phi_x \\ \Phi_y \end{pmatrix} \\ \Phi_x &= \sum_{j=1}^{40} a_j^m a_j^0 k_{jx} (\phi_j^m - \phi_j^0), \Phi_y = \sum_{j=1}^{40} a_j^m a_j^0 k_{jy} (\phi_j^m - \phi_j^0) \\ \Gamma_{xx} &= \sum_{j=1}^{40} a_j^m a_j^0 k_{jx} k_{jx}, \Gamma_{yy} = \sum_{j=1}^{40} a_j^m a_j^0 k_{jy} k_{jy} \\ \Gamma_{xy} &= \sum_{j=1}^{40} a_j^m a_j^0 k_{jx} k_{jy}, \Gamma_{yx} = \sum_{j=1}^{40} a_j^m a_j^0 k_{jy} k_{jx} \end{aligned}$$

(3)

하지만 식 (2), (3)과 같은 근사는 작은 변위에 대해서 근사가 잘 되는 식이기 때문에 특징점 검출이 초기값에 매우 민감하다.

EBGM에서 주는 초기값은 모델 번치 그래프에 있는 특징점의 평균값을 초기값으로 주기 때문에 자세, 표정, 조명 등에 강인하지 못하다. 그러므로 본 논문에서 쓰이는 얼굴 인식 시스템은 특징점 검출에 효과적인 AAM(Active Appearance Model)을 초기값으로 주는 방법을 택하였다.

2.2 AAM을 이용한 초기값 부여

본 논문에서 사용한 AAM은 형상벡터와 텍스처 벡터에 PCA를 적용하여 훈련(Training)한다. 이것을 이용하여 새로운 얼굴과 비슷한 얼굴을 합성할 수 있다.

수동으로 얼굴의 점을 찍은 모델 영상을 프로크루스테스(Procrustes) 분석에 의해 정규화되었다고 가정한다.

위와 같은 정규화 과정을 거친 후에 모델 영상의 모델 형상을 다음과 같이 모델링한다.

$$x = \bar{x} + E_s c_s$$

(4)

여기서 \bar{x} , E_s 는 모델 영상의 평균좌표와 형상의 변화를 나타내는 정규직교 고유공간이며 c_s 는 형상의 파라미터로 구성된 열벡터이다.

다음으로는 텍스처의 변화에 대한 통계적인 모델을 구성하는 부분이다. 이것은 형상을 정규화 하듯이 어파인 변환(Affine Transform)을 사용하여 평균좌표로 워핑(warping)함으로써 하여 정규화 한다.

$$t = \bar{t} + E_t c_t$$

(5)

여기서 \bar{t} 는 정규화 된 평균 텍스처 벡터이고

E_i 는 텍스처의 변화를 나타내는 정규직교 고 유공간, c_i 는 텍스처 파라미터로 구성된 열벡터이다.

위에서 구한 형상과 텍스처 파라미터의 적절한 조절을 통해 원하는 얼굴을 표현할 수 있다. 이 때, 형상과 텍스처의 두 파라미터를 하나의 파라미터로 표현하여 결합해서 나타낸 파라미터는 $c_{s,t} = \left[\frac{\wedge c_s}{c_t} \right]$ 로 나타낼 수 있다. 이 결합파라미터에 대해 PCA를 적용하면 원하는 얼굴 영상을 얻을 수 있다. 여기서 \wedge 는 두 파라미터 사이의 스케일을 맞추기 위한 대각행렬이다. 식(4), (5)는 각각 c_u 의 함수로 선형성을 이용하여 다음과 같이 표현할 수 있다.

합파라미터에 대해 PCA를 적용하면 원하는 얼굴 영상을 얻을 수 있다. 여기서 \wedge 는 두 파라미터 사이의 스케일을 맞추기 위한 대각행렬이다. 식(4), (5)는 각각 c_u 의 함수로 선형성을 이용하여 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$x = \bar{x} + Q_x c_u$$

(6)

$$t = \bar{t} + Q_t c_u$$

(7)

AAM의 특징점 검출은 입력 영상이 들어오면 식(6), (7)로 모델되어 복원된 영상의 텍스처와 입력 영상의 텍스처 사이의 에러 제곱이 최소화되도록 하는 c_u 값을 구한다. 얼굴의 특징점들은 이 값을 이용해서 식(6)에서 구해지는 형상(얼굴의 특징점)을 통해 구할 수 있다.

위에서 구한 AAM의 특징점을 EBGM의 가버젯 유사도에 기반하여 개선한다.



그림 1. 가버젯 유사도 만에 의한 얼굴 특징점 검출

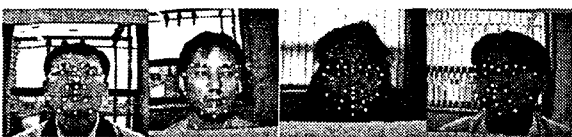


그림 2. AAM을 적용한 얼굴 특징점 검출

이상과 같이 특징점 검출의 결과가 가버젯 유사도만을 통해 구한 것보다 AAM을 적용한 얼굴의 특징점 검출이 정확하다는 것을 확인할 수 있다.

3. 제안하는 경계값 부여 방법

기존 유사도 측정 방식들은 나름대로의 장점을 내포하고 있지만 승인과 기절은 결정하는 경계값이 고정되어 있어 얼굴인식의 특성상 비슷하

게 생긴 사람의 FAR(등록되지 않은 사람의 출입허용률)을 높게 되는 결과를 초래하였다. 본 논문에서는 등록 시에 학습을 통해 본인에게만 적용되는 경계값을 정하는 방법을 사용하였다.

Inter class : 자신과 등록된 다른 모든 사람과의 측정된 유사도 분포
Intra class : 자기 자신끼리의 측정된 유사도 분포

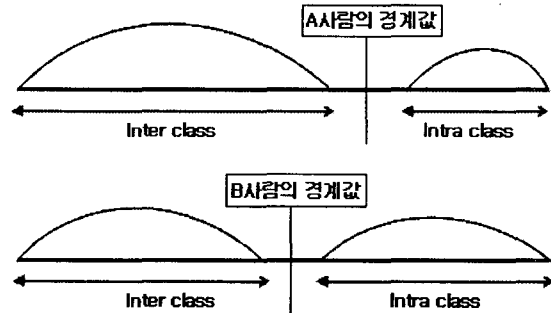


그림 3. 사람마다 다른 경계값을 가짐

그림 3에서처럼 A와 B사람의 경계값을 다르게 하는 동적 경계값을 부여함으로써 시스템의 인식률을 높일 수 있다.

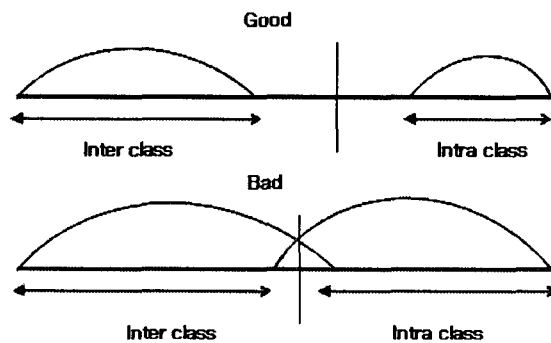


그림 4. 좋은 경계값 기준과 나쁜 경계값 기준

그림 4와 같이 inter class와 intra class 사이가 벌어질 수록 좋은 경계값 기준을 갖는 것이고 둘 사이가 겹치면 경계값을 정하기가 어렵다. 그래서 가장 높은 inter class와 가장 낮은 intra class를 갖는 영상을 빼고 다시 정하여서 둘 사이의 거리가 겹치지 않도록 하여 가중치를 결정하였다.

4. 실험 결과 및 검토

4.1 실험 결과

제안된 동적 경계값을 실험으로 검증하기 위해서 자체 제작한 얼굴 데이터베이스와 IMM 얼굴 데이터베이스를 사용하였다.

자체 제작 얼굴 데이터베이스는 등록 42명에 대해 다른 자세(5장)의 총 210장의 이미지와 인증 영상은 70명이 임의로 테스트한 총 320장의 사진으로 구성되었으며, 각 이미지는

640×480 해상도의 JPEG 포맷을 갖는다.

자세는 정면, 상, 하, 좌, 우 (각도는 15° 내외)의 5가지이고 [그림 5(상)]서 이를 볼 수 있다. 또한 등록 시와 인증 시의 다양한 조명상태를 위해서 각 사람당 다른 시간에 촬영하였으며, 인증 영상은 실제 테스트 환경에서 임의로 24시간 동안 현관 출입자로 하여금 자신의 얼굴을 등록하고 통제되지 않은 상황에서의 인증률을 테스트 하였다. [그림 5(하)].



그림 5. 자체제작 데이터베이스 샘플(상,하)

여기서 고정 경계값은 여러 번의 실험 중 가장 높은 인증률을 갖는 최적의 경계값을 구하였다.

표 1. 자체 제작 DB에 대한 얼굴 인식 실험 결과

알고리즘	FFR(%)	FAR(%)
동적	10.80	1.1%
고정	10.80	0%

표 1의 결과를 통해 고정 경계값에 비해 동적 경계값의 인증률이 더 높은 것을 알 수 있다. 이는 사람마다 같은 경계값을 갖는 것보다 각 등록자마다 다른 경계값을 갖는 것이 인증률을 높인다는 것을 나타낸다.

4.2 검토

실험을 통해 일반적인 경계값 검출보다는 본 논문에서 제안하는 등록자마다 동적으로 다른 경계값을 주는 방법을 적용한 얼굴 인식 시스템이 더 높은 인증률을 갖는 것을 알 수 있었다. 이 방법은 얼굴 뿐 아니라 다른 생체 인식 시스템에도 적용이 가능하며, 각 생체 인식 시스템의 인증률 개선에 효과적임을 기대할 수 있다.

차후에 제안한 방법을 더 다양한 데이터베이스와 다른 생체 인식 시스템에도 적용할 예정이다.

참 고 문 헌

- [1] M. Turk and A. Pentland, "Face Recognition using Eigenfaces," Proceedings of IEEE Computer Vision and Pattern Recognition, pp. 586-590, Maui, Hawaii, Dec. 1991.
- [2] V. Belhumeur, J. Hespanha, and D. Kriegman. "Eigenfaces vs. Fisherfaces: Recognition using class specific linear projection," IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 19(7), pp. 711-720, July. 1997.
- [3] K. Etemad and R. Chellappa, "Discriminant analysis for recognition of human face images", Journal of the Optical Society of America, 1997, Vol. 14, pp. 1724-1733.
- [4] P. S. Penev, Local feature analysis: A Statistical Theory for Information Representation and Transmission, Ph. D. Thesis, The Rockefeller University, 1998.
- [5] L. Wiskott, J. M. Fellous, N. Kuiger, C. von der Malsburg, "Face Recognition by Elastic Bunch Graph Matching," Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions, Vol.19, pp. 775 - 779, July. 1997.
- [6] David Bolme, Elastic Bunch Graph Matching, Masters Thesis, CSU Computer Science Department, June. 2003.
- [7] T. F. Cootes, D. J. Edwards, and S. J. Taylor, "Active Appearance Models," IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell., Vol. 23, No. 6, pp. 681-685, Jun. 2001.
- [8] P. Wang, M.B Green, Ji Qiang, J. Wayman., "Automatic Eye Detection and Its Validation," Computer Vision and Pattern Recognition, 2005 IEEE Computer Society Conference, Vol.3, pp. 164 - 172, June. 2005.
- [9] Sanghoon Kim, Seungseon Jeon, "Robust Face Recognition using AAM and Gabor Features Transactions On Engineering, Computing And Technology Vol.19, pp. 493-497, January 2007.