

Fuzzy Elastic Bunch Graph Matching 방법을 이용한 얼굴인식

Face Recognition using Fuzzy-EBGM(Elastic Bunch Graph Matching) Method

권 만 준*, 고 현 주*, 전 명 근*

Mann-Jun Kwon*, Hyoun-Joo Go*, Myung-Geun Chun*

*충북대학교 전기전자컴퓨터공학부

*Chungbuk National University

School of Electrical and Computer Engineering

요 약

본 논문은 EBGM(Elastic Bunch Graph Matching)기법을 이용한 얼굴인식에 대해 다룬다. 대용량 영상 정보에 대해 차원 축소를 이용한 얼굴인식 기법인 주성분기법이나 선형판별기법에서는 얼굴 영상 전체의 정보를 이용하는 반면 본 연구에서는 얼굴의 눈, 코, 입 등과 같은 얼굴 특징점에 대해 주파수와 방향각이 다른 여러 개의 가버 커널과 영상 이미지의 컨볼루션(Convolution)의 계수의 집합(Jets)을 이용한 특징 데이터를 이용한다. 하나의 얼굴 영상에 대해서 모든 영상이 같은 크기의 특징 데이터로 표현되는 Face Graph가 생성되며, 얼굴인식 과정에서는 추출된 제트의 집합에 대해서 상호 유사도(Similarity)의 크기를 비교하여 얼굴인식을 수행한다. 본 논문에서는 기존의 EBGM방법의 Face Graph 생성 과정을 보다 간략화 한 방법을 이용하여 얼굴인식 과정에서 계산량을 줄여 속도를 개선하였으며, 퍼지 매칭법을 이용한 유사도 계산을 하였다.

Abstract

In this paper, we describe a face recognition using EBGM(Elastic Bunch Graph Matching) method. Usually, the PCA and LDA based face recognition method with the low-dimensional subspace representation use holistic image of faces, but this study uses local features such as a set of convolution coefficients for Gabor kernels of different orientations and frequencies at fiducial points including the eyes, nose and mouth. At pre-recognition step, all images are represented with same size face graphs and they are used to recognize a face comparing with each similarity for all images. The proposed algorithm has less computation time due to simplified face graph than conventional EBGM method and the fuzzy matching method for calculating the similarity of face graphs renders more face recognition results.

Key words : 얼굴인식, 그래프 매칭, EBGM, 가버 커널, 제트

1. 서 론

급속도로 발전하는 정보화 사회에서 차세대 보안 기술의 하나로 각광 받고 있는 것 중 하나가 생체 인식 기술이다. 생체 인식 기술[1]이란 사람의 지문, 얼굴, 손 모양, 정맥패턴, 홍채, DNA, 귀의 모양, 체온, 냄새와 같은 신체적인 특징을 이용하는 방법과, 목소리, 서명, 키 두드리기(Keystroke), 걸음걸이(Gait) 등의 행동적 특징을 자동화된 장치를 거쳐 측정하여 개인 식별의 수단으로 활용되는 보안성과 편리성을 갖춘 보안 기술로서 그 중에서 얼굴인식은 컴퓨터를 이용해 입력 영상만으로 사람의 얼굴을 인식하는 연구이다[2]. 얼굴인식은 홍채, 지문 등과 같이 별도로 제작된 센서가 아닌, 일반 CCD 카메라를 이용하여 쉽게 구현 가능하며, 대부분의 신분증이 사진 데이터를 가지고 있으므로 대량의 데이터를

쉽게 사용 가능하며, 접촉식이 아니므로 대규모 공공시설에서 보안 수단으로 쉽게 적용될 수 있다는 장점 때문에 활발하게 연구되어지고 있다.

얼굴인식을 위해 수많은 알고리즘들이 개발되어 있는데, 그 중 주성분 분석기법(PCA, Principal Component Analysis)[3][4]과 선형판별 기법(LDA, Linear Discriminant Analysis)[5][6]이 가장 잘 알려져 있다. 주성분 분석기법은 주로 다루기 힘든 고차원의 신호를 낮은 차원으로 줄여 다루기 쉽게 해주는 통계적 방법을 일컫는 것으로, 이 방법은 학습단계에서 여러 사람의 얼굴이 저장되어 있는 얼굴 이미지 데이터베이스로부터 공분산을 이용하여 Eigenface를 구하여 인식단계에서 주어진 영상에 대해 저차원의 특징 공간으로 선형적으로 투영하여 학습단계의 영상들과의 거리를 비교하여 얼굴을 인식하는 기법이다. 얼굴인식의 또 다른 방법으로 선형판별 기법은 클래스간 분산 행렬(Between-Class Scatter Matrix)과 클래스내 분산 행렬(Within-Class Scatter Matrix)의 비가 최대화하는 통계적 방법으로 조명이나 얼굴 자세 또는 감정의 변환에 민감하지 않은 기법으로 관련된 다양한 얼굴인식 방법들이 있다[7][8][9].

그러나, 앞서 기술한 두 가지 얼굴인식 기법은 영상의 전

접수일자 : 2005년 4월 7일

완료일자 : 2005년 9월 14일

감사의 글 : 본 연구는 한국전자통신연구원(ETRI) 위탁 과제의 일부로 진행 되었습니다.

체 영역을 사용하기 때문에 영상의 크기에 매우 민감하다 [10]. 영상의 크기에 민감하다는 의미는 얼굴 차원의 크기보다 얼굴 개수의 숫자가 작을 때에만 효율적일 수 있다. 또한, 얼굴의 머리 또는 머리 스타일의 변화와 같은 단기간의 변화 또는 세월의 흐름과 같은 장기간의 변화에 대해 심각한 인식을 저하를 보여 준다. 그리고 주성분 분석기법과 선형판별기법은 학습단계에서 모든 영상을 이용하여 저차원의 특징 공간 영역으로 변환시키는 변환 벡터를 구하는데, 이럴 경우 새로운 얼굴 영상이 발생하면 재학습이 필요하게 된다.

이러한 단점을 극복하면서 새로운 얼굴 영상이 추가될 때에도 얼굴의 개별 얼굴그래프(Face graph) 생성에 의해 쉽게 확장이 가능하며, 기존의 전체 영상 정보 비교에 의한 방법이 아닌 특징점 추출 기법에 바탕을 둔 EBGM(Elastic Bunch Graph Matching)기법이 개발되었다[11][12]. EBGM은 얼굴 영상의 눈, 코, 입 등과 같은 국부적인 특징점에 대해 가버웨이블렛을 이용하여 모델 영상의 얼굴그래프류음(Face bunch graph)을 구하고 검증 영상의 landmark위치들에 가버웨이블렛으로 구한 얼굴그래프를 이용하여 두 영상의 유사도를 측정하는 알고리즘으로 가버웨이블렛을 이용한 국부적 특징점 추출에 의한 영상 인식 알고리즘이다. 특히, EBGM알고리즘은 FERET 연구에서 매우 우수한 성능을 보였다[13].

그러나, EBGM은 충분한 신뢰성 있는 자동화 그래프 매칭을 하기 전에 최초 70 또는 140개의 이미지에 대해서 수작업으로 landmark위치를 찾는 작업을 해야 단점과 함께, 주성분 기법이나 선형 판별법 보다 더 복잡한 계산을 요구하고 있다[12]. 또한 그림 1과 같이 동일 얼굴 영상에서 초기의 눈의 위치를 지정할 때 조금의 오차가 인식 단계에서는 상당한 오차를 발생하는 문제를 가지고 있다. 그림 1은 동일 얼굴에 대하여 눈의 위치에 대한 오차가 있는 경우의 예를 보이고 있다.

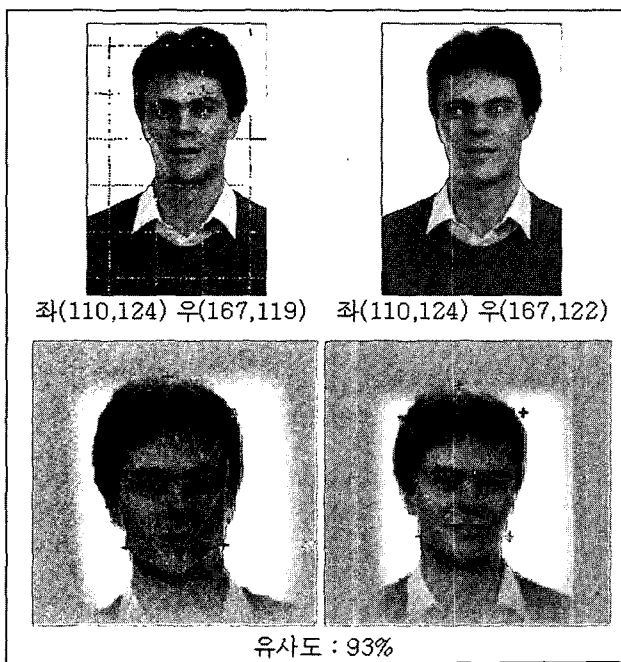


그림 1. 동일 얼굴에 대한 유사도 차이 예

본 논문에서는 기존 EBGM알고리즘에 비해 인식률에서는 다소 저하되지만 복잡한 계산식을 간소화하여 EBGM알고리

즘의 실시간 이용가능성을 보이고, 기존 EBGM에서 초기 눈 위치의 변경에 따른 landmark위치의 불일치에 의한 유사도 저하에 대한 성능 개선 방안을 제안하고자 한다. 또한, 학습 영상과 검증 영상의 유사도 계산 과정에서 퍼지 매칭법의 연산 식을 이용하였다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 EBGM을 이용한 얼굴인식을 소개하고, 3장에서는 제안한 Fuzzy-EBGM을 이용한 얼굴인식 구현을 설명한다. 4장에서는 간략화된 EBGM 방법을 이용한 FERET 얼굴 데이터베이스에 대한 얼굴인식 실험결과를 보여주고, 5장에서는 결론을 맺고자 한다.

2. EBGM을 이용한 얼굴인식

EBGM을 이용한 얼굴인식은 얼굴 영상에서 눈, 코, 입 등과 같은 특징점에 대해 크기와 위상이 다른 여러 개의 가버웨이블렛을 컨볼루션하여 생성한 개별 얼굴그래프에 대해 상호간의 유사도를 측정하는 방법으로, 가버웨이블렛을 이용한 국부적 특징점 추출에 의한 영상 인식 알고리즘이라 할 수 있다[15]. EBGM에서 사용되는 가버웨이블렛은 1980년대에 Daugman에 의하여 발전된 것으로, 최근에는 지문, 텍스처(Texture) 및 얼굴인식 등에도 많이 응용되고 있다[16]. 가버 필터는 뇌의 시각 피질(Visual cortex)을 모델로 설계되었으며 이는 복소수 값을 갖는 가우시언 포락선(Gaussian envelope) 모양의 2차원 평면파 함수로 나타낼 수 있다. 이를 수식으로 표현하면 (식1)과 같다.

$$W(x, y, \theta, \lambda, \varphi, \sigma, \gamma) = e^{-\frac{x^2 + \gamma^2 y^2}{2\sigma^2}} \cos(2\pi \frac{x'}{\lambda} + \varphi) \quad (1)$$

$$x' = x \cos \theta + y \sin \theta \quad (2)$$

$$y' = -x \sin \theta + y \cos \theta \quad (3)$$

θ 는 웨이블렛의 방향을 결정.

λ 는 파형의 길이 결정.

φ 는 삼각함수의 위상을 결정.

σ 는 가우시언의 반경을 결정.

γ 는 가우시언의 가로세로 비율을 결정.

본 논문에서 참조하고있는 논문[11]에서 사용한 가버웨이블렛 파라메트는 다음과 같다.

$$\theta \in \{0, \pi/8, 2\pi/8, 3\pi/8, 4\pi/8, 5\pi/8, 6\pi/8, 7\pi/8\} : 8\text{방향}$$

$$\lambda \in \{4.4\sqrt{2}, 8.8\sqrt{2}, 16\} : 5\text{개 크기}$$

$$\varphi \in \{0, \pi/2\} : 2\text{개(실수부와 허수부)}$$

$$\sigma = \lambda : \text{파형의 길이에 비례}$$

$$\gamma = 1 : \text{가로세로 비율이 같은 가버웨이블렛}$$

EBGM을 이용한 얼굴인식 알고리즘은 landmark의 위치를 결정하는 단계와 유사도 측정을 위해 모든 영상에 대한 얼굴그래프를 생성하는 단계, 그리고 얼굴그래프의 유사도를 비교하여 얼굴을 인식하는 단계로 구분할 수 있으며, 그림 2는 EBGM을 이용한 얼굴인식 알고리즘의 흐름도를 나타내었다.

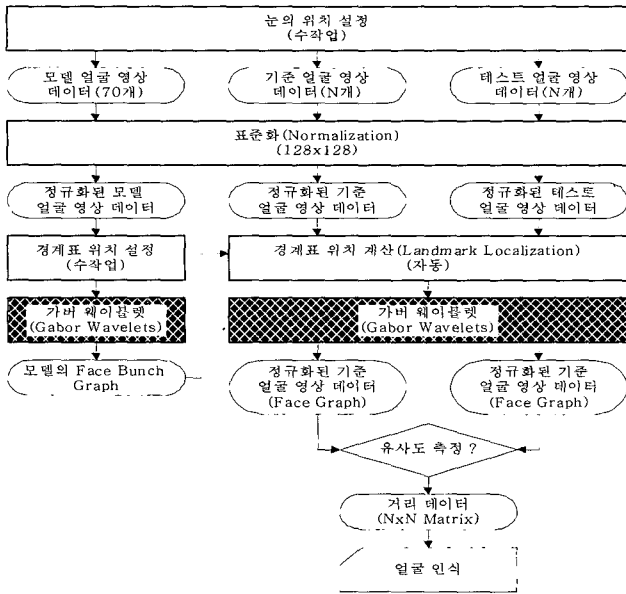


그림 2. EBGM알고리즘의 데이터 흐름

얼굴의 구조는 "landmark"로 언급될 수 있는데, landmark의 개념은 landmark의 위치와 landmark 제트로 구분할 수 있으며, landmark 위치는 landmark의 픽셀 좌표를 의미하고 landmark의 위치는 얼굴의 기하학적 위치를 정의한 것으로, 얼굴인식에서는 눈, 코, 입 등의 위치가 해당된다. 또한, landmark 제트는 landmark 위치 주위의 지역적 영역의 주파수 정보에 의해 정의 되는데 특정한 점 대신에 landmark 위치 주위의 픽셀에 대한 가버마스크의 모음의 컨볼루션으로 생성된다. 컨볼루션 결과에 의해 생성된 계수의 집합을 제트 (Jets)라 부르며 landmark를 기술할 수 있는 특징벡터로 규정할 수 있다. EBGM알고리즘은 많은 부분에서 가버웨이블릿의 컨볼루션에 의해서 생성되는 계수의 집합인 제트를 생성하게 되는데, 가버웨이블릿의 특징인 컨볼루션의 중심점에 대해 변위에 따른 계수의 크기 변화가 거의 없다는 점과 삼각함수의 방향에 따른 작은 변위에 대해서 계수의 위상은 선형적으로 변한다는 점을 이용하여 미리 계산된 웨이블릿 계수를 이용하여 알고 있는 지점으로부터 조금 떨어진 지점의 이미지의 웨이블릿 계수의 값을 알아낼 수 있다[16]. 그림 3은 EBGM알고리즘에서 자동으로 계산된 landmark 위치를 보여주고 있다.

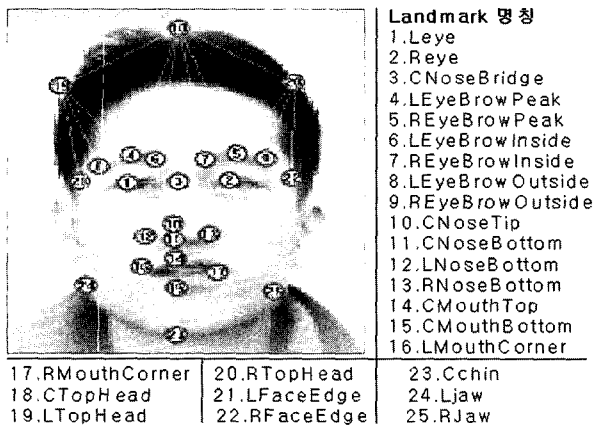


그림 3. 자동 선택된 landmark 위치 예제

이와 같은 방법을 이용하여 기존의 EBGM을 이용한 얼굴인식 방법[3]은 그림 3과 같이 25개의 landmark와 landmark 간의 중간지점인 55개의 landmark에서 크기(5종)와 위상(8종)이 서로 다른 가버웨이블릿으로 컨볼루션하여 한 landmark에서 40개의 고유한 계수를 구하는데 이것을 얼굴그래프라고 한다. 얼굴그래프가 구해지면 얼굴영상의 데이터는 의미가 없으며 구해진 계수 값이 얼굴을 기술하는 특징벡터가 된다.

3. Fuzzy-EBGM을 이용한 얼굴인식 구현

기존 EBGM알고리즘을 이용했을 경우 상당적인 시간을 계산하기는 힘들지만 Wiskott가 제안한 가버마스크를 사용하는 경우 각 landmark에서 80개의 가버웨이블릿(실수부와 허수부 별도)으로 25, 37, 51, 71, 101 크기의 마스크를 이용하여 컨볼루션을 수행한다면 그림 4와 같은 계산회수를 예측할 수 있다. 또한, 동일한 얼굴영상에 대해서도 눈의 좌표 값을 설정하는 기준에 따라서 자동으로 선택된 landmark 위치가 불일치됨을 보여준다. 이러한 불일치는 추후의 유사도 측정에서도 많은 오차를 초래한다. 그림 5는 눈의 좌표 값에 따라 자동 계산된 landmark 위치의 불일치를 보이고 있다.

$$80 \times 80 \times (25 \times 25 + 37 \times 37 + 51 \times 51 + 71 \times 71 + 101 \times 101)$$

- ↳ 가버웨이블릿 마스크의 크기에 의한 컨볼루션 계산 회수
- ↳ 총 노드 개수(25개 Landmark + 55개 Landmark 간의 중심점)
- ↳ 가버웨이블릿의 계수((실수부(40)+허수부(40))/노드)

그림 4. 가버웨이블릿 컨볼루션 계산회수 예 (총 126,956,800회 계산)



그림 5. 자동 계산된 landmark 위치의 불일치

본 논문에서는 가버웨이블릿을 계산할 때 80개의 landmark 위치 대신 25개의 주요한 landmark의 위치만을 사용하였다. 그 이유는 기존의 EBGM 알고리즘에서는 특징점 위치 25개와 각 특징점 사이의 중간지점을 합한 80개의 landmark를 사용했는데 실제 가버마스크의 크기가 25, 37, 51, 71, 101이기 때문에 실제 테스트 영상을 128x128로 정규화하여 적용하면 영상의 크기에 비해서 가버마스크의 크기가 상대적으로 크다. 그러면 거의 비슷한 위치에서 가버웨이블릿 수행하기 때문에 유사도를 계산할 때는 미약한 영향을 줄 것으로 판단된다. 그래서 landmark에서 40개의 서로 다른 가버웨이블릿을 사용하기 보다는 가버웨이블릿의 파형의 길이에 대해 그림 6과 같은 형태로 중심점과 상/하/좌/우에 크기(최소 크기: 25x25)는 같으며 방향이 서로 다른 8개 가버웨이블릿을 이용하여 landmark가 어긋나는 경우에도 유사도를 계산할 때 최대가 되는 묶음을 찾아 최종 유사도 계산은 묶음간의 최대가 되는 유사도 값을 사용하고자 한다. 그림 6은 제안한 가버웨이블릿 패턴을 보이고 있다.

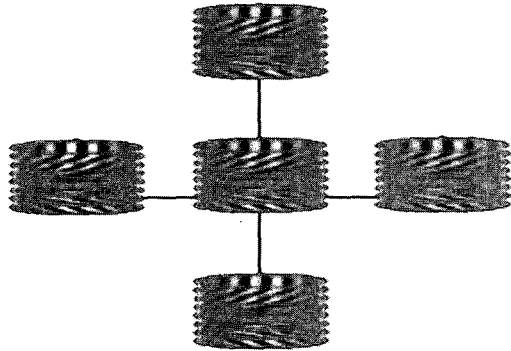


그림 6. 제안한 가버웨이블렛 패턴 I

유사도를 측정하는 방법으로는 퍼지 이론을 이용하여 두 개의 특징값 간의 유사도를 표현할 수 있으며, 식 (4)는 본 논문에서 사용한 퍼지 관계 함수를 나타낸 것이다. 식 (4)에서 추가로 정의되어야 할 a 와 b 값에 따라 유사도 곡선을 다르게 표현할 수 있는데, 그림 7과 그림 8은 a 와 b 값에 따라 표현된 퍼지 관계 함수이다.

$$\text{Similarity} (x_1, x_2) = e^{-a|x_1-x_2|^b} \quad (4)$$

그림 7과 그림 8에서 알 수 있듯이 a 값이 클수록 퍼지 관계 함수는 두 변수의 차이가 작은 범위에 민감하게 작용하며, 큰 차이에 대해서는 둔감하게 동작하게 된다. 또한, b 값도 비슷한 특성을 가지지만 b 값이 작을 때는 두 변수의 차이가 작을 때는 민감하게 동작함을 알 수 있다. 이를 기반으로 EBGM에서 값을 달리하면서 인식을 변화를 보면 그림 9와 그림 10과 같이 나타남을 알 수 있다. 그림 9는 a 값이 1.0일 때 b 값이 증가함에 따라서 인식이 높아지며, 그림 10은 b 값이 1.0일 때 a 값이 증가함에 따라서 인식이 저하됨을 볼 수 있다.

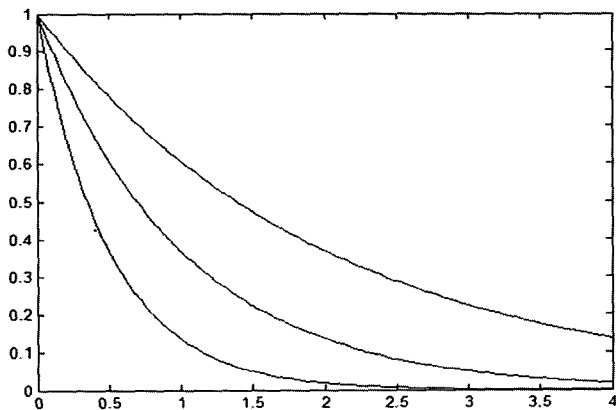


그림 7. 퍼지관계함수 곡선($b=1.0$)

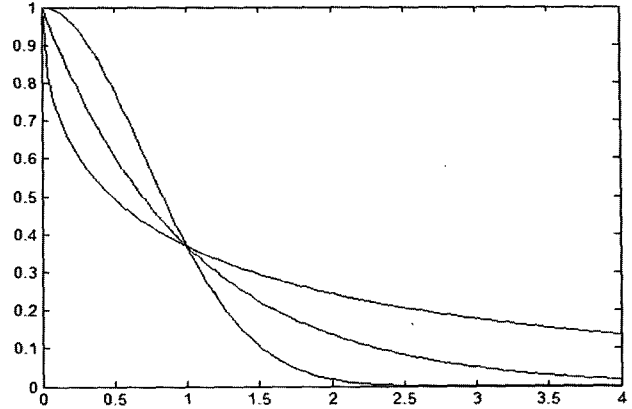


그림 8. 퍼지관계함수곡선($a=1.0$)

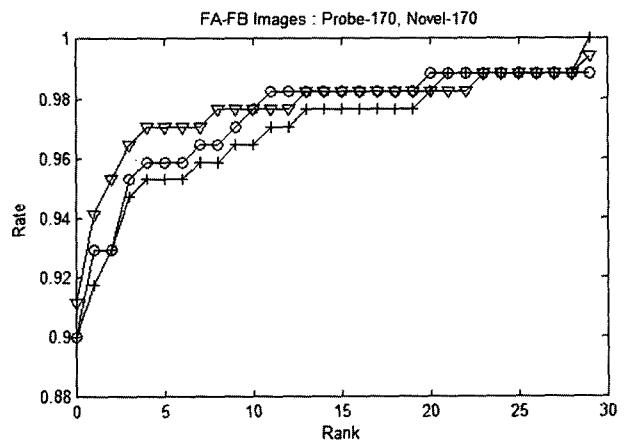


그림 9. 파라미터 변화에 따른 인식을 변환($a=1.0$)

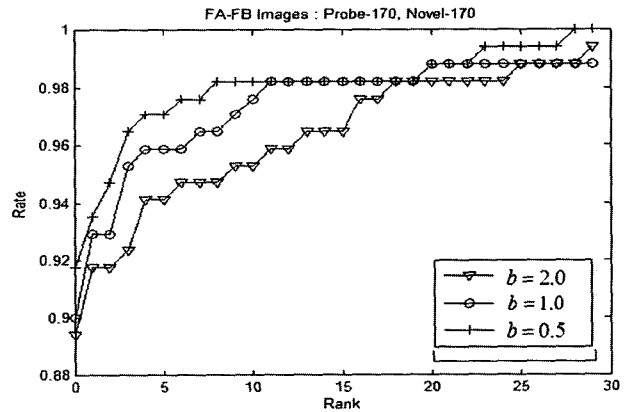


그림 10. 파라미터 변화에 따른 인식을 변환($b=1.0$)

4. 실험 및 결과

본 논문에서 제안한 방법과 기존의 얼굴 인식 알고리즘으로 적용된 PCA와 LDA에 대한 인식을 직접적으로 비교하기는 힘들지만 [17]에서 그 결과를 볼 수 있다. 그림 15는 콜로라도 대학에서 EBGM에 대한 성능 테스트를 위해 FERET 데이터베이스 중 정면 얼굴 사진에 대해서 여러 가지 얼굴 인식 알고리즘을 적용하여 Rank별 인식률의 결과를

얻었다. 그림에서 알 수 있듯이 EBGM은 모든 Rank에서 다른 알고리즘에 비해 인식률이 높게 나타난다. 이외에도 EBGM은 얼굴의 국부적 특징점 추출을 이용하기 때문에 얼굴의 위치, 표정 변화에 강인한 것으로 알려져 있다.

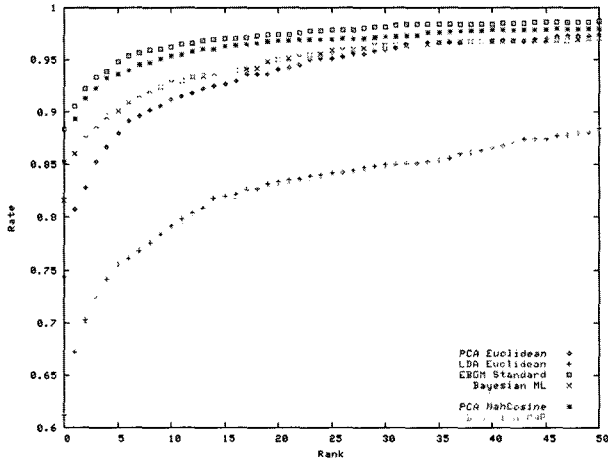


그림 15. EBGM과 기존 알고리즘의 비교

본 논문에서 제안한 방법에 대한 유용성을 알아보기 위해 다양한 실험을 해 본 결과, 공개된 자료와 데이터로 기존 EBGM 알고리즘과 개선된 알고리즘을 절대적으로 비교하기란 어려움이 많았다. 그래서 본 논문에서는 기준이 되는 인식률 데이터는 논문[14]의 결과를 그대로 반영하고자 한다. 이와 관련한 결과 인식률은 그림 11에 나타내었다. 또한, 이를 기준으로 하여 제안된 알고리즘을 Fuzzy-EBGM 알고리즘이라 부르며, 그림 6의 가버웨이블렛의 패턴을 적용한 경우의 인식률은 그림 12에 나타내었다. 결과적으로 First Rank되는 인식률은 다소 떨어지는 경향이 있으나, Rank가 5 이상인 경우에는 기존 알고리즘의 인식률과 거의 동일함을 알 수 있다.

제안된 Fuzzy-EBGM 방법에서는 계산회수는 25개의 landmark에 대해서 40개의 최소 크기의 마스크를 이용하였기 때문에 $25 \times 80 \times 25 \times 25 = 1,250,000$ 회의 계산회수가 예측될 수 있기 때문에 기존에 비해 약 100배 정도의 계산 부하를 줄일 수 있었다.

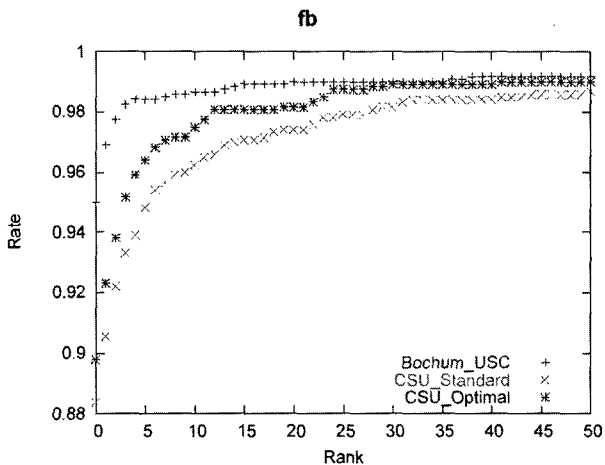


그림 11. 기존 EBGM 알고리즘의 인식률

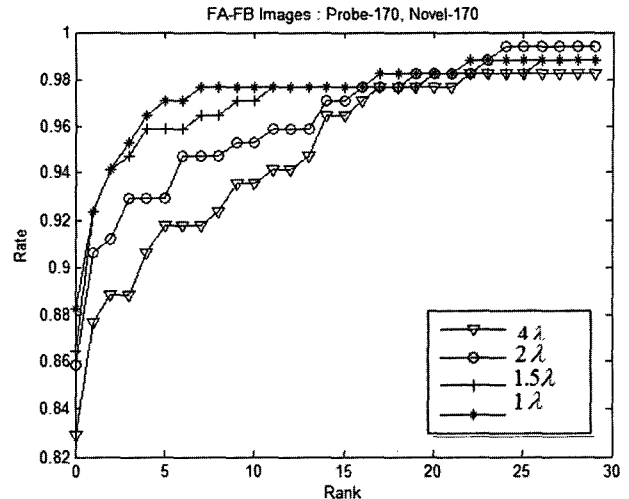


그림 12. Fuzzy-EBGM의 인식률 II

그러나, 인식률에서 First Rank가 낮은 이유는 유사도 측정에서 비교되는 가버웨이블렛의 계수가 8개 밖에 안되기 때문에 변별력이 줄어들어 인식률이 저하된 것으로 판단하여 그림 13과 같은 가버 웨이블렛을 제안하며 그 결과는 그림 14와 같다.

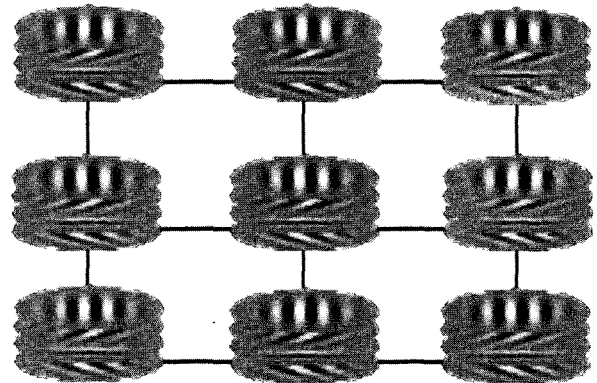


그림 13. 제안된 가버웨이블렛 패턴 II

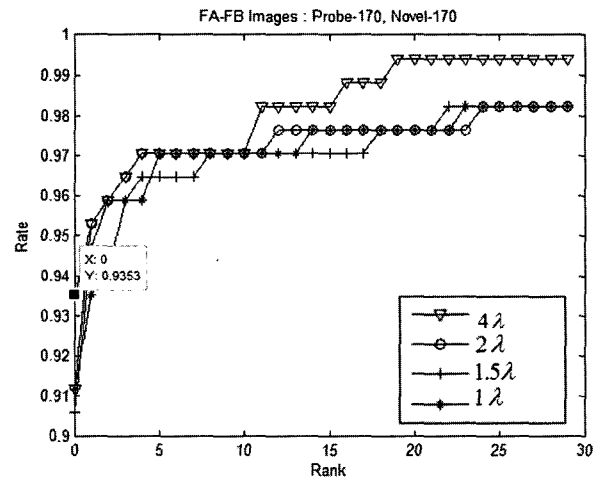


그림 14. Fuzzy-EBGM의 인식률 II

Fuzzy-EBGM방법에 대해서 두 번째 적용한 가버웨이블렛 패턴은 마스크의 크기는 최소로 하며 3x3행렬에 대해서 각 지점에 4개의 서로 다른 방향의 마스크를 두어 landmark 위치에서 상/하/좌/우의 모든 가버웨이블렛 계수를 구하고 변별력을 높이기 위해 전체 계수를 이용하여 유사도를 비교하였다. 이 방법에 의한 Fuzzy-EBGM방법의 계산회수는 25개의 landmark에 대해서 36개의 최소 크기의 마스크를 이용하였기 때문에 $25 \times 72 \times 25 \times 25 = 1,125,000$ 회의 계산회수가 예측될 수 있기 때문에 기존에 비해 약 112배 정도의 부담을 줄일 수 있었다. 또한, 변별력 증대에 의해서 인식률에서도 최대 First Rank가 93.53%로 향상됨을 볼 수 있다.

5. 결 론

본 논문에서는 기존 EBGM알고리즘이 80개의 landmark 위치를 사용하는데 반해 25개만 사용하였으며, 눈의 위치 설정 차이에 대한 landmark 위치 변위를 감안한 가버웨이블렛 계수 묶음의 상호 유사도 비교를 수행하여 최대값을 선택하도록 하여 유사도를 계산하였다. 그 결과 기존 EBGM에 비해 인식률에서는 First Rank에서는 3~4%의 차이를 보이며, Rank가 5이상인 경우는 1~2%의 인식률 저하를 보이지만, 계산 부하율에서는 100배 이상으로 줄었기 때문에 실시간 적용 가능성을 보였다. Rank 5까지의 인식 데이터와 다른 생체 인식 기술과 접목하는 경우는 인식률을 더욱 더 향상시킬 수 있을 것이다. 추후 과제로 눈의 위치를 자동으로 추출하는 방법과 정밀한 landmark 위치를 찾는 연구를 진행하여 보다 개선된 알고리즘을 개발할 계획이다.

참 고 문 헌

- [1] http://www.biometricgroup.com/reports/public/reports/biometric_definition.html
- [2] Rama Chellapa, Charles L. Wilson, Saad Sirohey, "Human and Machine Recognition of Faces," Proceedings of the IEEE, vol. 83, No. 5, pp. 705-740, May 1995.
- [3] M. Turk, A. Pentland, "Face recognition using eigenfaces," Proc. IEEE Conf. On Computer Vision and Pattern Recognition, pp. 586-591, 1991.
- [4] H. C. Kim, D. Kim, S. Y. Bang, "Face recognition using the mixture-of-eigenfaces method", *Pattern Recognition Letters*, Vol. 23, pp. 1549-1558, 2002.
- [5] C. Liu, H. Wechsler, Gabor feature based classification using the enhanced fisher linear discriminant model for face recognition, *IEEE Trans. on Image Processing*, Vol. 11, No. 4, pp. 467-476, 2002.
- [6] H. Yu, J. Yang, A direct LDA algorithm for high-dimensional data-with application to face recognition, *Pattern Recognition*, Vol. 34, pp. 2067-2070, 2001.
- [7] Z. Jin, J. Y. Yang, Z. S. Hu, Z. Lou, Face recognition based on the uncorrelated discriminant transformation, *Pattern Recognition*, Vol. 34, pp. 1405-1416, 2001.
- [8] D. L. Swets, J. Weng, Using discriminant eigenfeatures for image retrieval, *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 18, No. 8, pp. 831-836, 1996.
- [9] 광근창, 고현주, 전명근, "퍼지 소속도를 갖는 Fisherface 방법을 이용한 얼굴인식," 정보과학회논문지: 소프트웨어 및 응용 제31권 제6호(2004.6).
- [10] M. Turk, A. Pentland, "Eigenfaces for recognition," *J. Cognitive Neuroscience*, Vol. 3, 71-86, 1991.
- [11] Laurenz Wiskott, J.M. Fellous, N. Kruger, and C. Malsburg, "Face Recognition by elastic graph matching," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 19, pp.775-779, 1997.
- [12] P. Jonathon Phillips, Hyeonjoon Moon, Syed A. Rizvi, Patrick J. Rauss, "The FERET Evaluation Methodology for Face-Recognition Algorithms," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 22, No. 10, Oct 2000.
- [13] 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.
- [14] Matthew Konkur, Mark Fossen, Jonathan Wiersma, "Face Recognition by Elastic Bunch Graph Matching : Revision 1," Dec 2003.
- [15] J.G. Daugman, "High confidence visual recognition of persons by a test of statistical independence," *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell*, Vol. 15, No. 11, pp. 11148-1161, 1993.
- [16] David S. Bolme, "Elastic Bunch Graph Matching", Masters Thesis, CSU Computer Science Department, June, 2003.
- [17] <http://www.cs.colostate.edu/evalfacerec/algorithms/version5/CSUBaselineResultsV5/index.html>

저 자 소 개

권만준(Mann-Jun Kwon)

퍼지 및 지능 시스템학회 논문지 제 15권 제5호 참조

고현주(Hyoun-Joo Go)

퍼지 및 지능 시스템학회 논문지 제 15권 제5호 참조

전명근(Myung-Geun Chun)

퍼지 및 지능 시스템학회 논문지 제 15권 제5호 참조