

가버 피쳐기반 얼굴 그래프를 이용한 완전 자동 안면 인식 알고리즘

Fully Automatic Facial Recognition Algorithm By Using Gabor Feature Based Face Graph

김진호

경일대학교 전자공학과

Jin-Ho Kim(ho@kiu.ac.kr)

요약

가버 웨이브릿을 이용한 얼굴 그래프기반 안면 인식 알고리즘들은 우수한 인식 성능을 갖고 있지만 계산량이 많고 초기 그래프 위치에 따라 성능이 달라지는 등의 문제점들이 있다. 본 연구에서는 이를 개선하여 가버 피쳐기반 기하학적 가변형 얼굴 그래프 매칭방식을 이용한 완전 자동 안면 인식 알고리즘을 제안하였다. Adaboost를 이용해서 얼굴을 검출하고 얼굴 그래프의 초기 정합 위치와 크기를 결정하였다. 얼굴 그래프를 기하학적으로 가변시켜 가면서 얼굴 모델 그래프와 유사도가 가장 높은 얼굴 그래프를 고속으로 찾기 위해 매개변수들을 정의하고 최적화 알고리즘을 이용하여 최적 얼굴 그래프를 추출하였다. 제안한 알고리즘을 FERET 데이터베이스의 인식에 적용해 본 결과 96.7%의 인식률로서 기존 연구들에 비해 우수한 결과를 얻을 수 있었고 평균 0.26초의 인식 속도로서 실시간 적용이 가능함을 확인하였다.

■ 중심어 : | 안면 인식 | 얼굴 그래프 | 가버 제트 | 완전자동 얼굴인식 |

Abstract

The facial recognition algorithms using Gabor wavelet based face graph produce very good performance while they have some weakness such as a large amount of computation and an irregular result depend on initial location. We proposed a fully automatic facial recognition algorithm using a Gabor feature based geometric deformable face graph matching. The initial location and size of a face graph can be selected using Adaboost detection results for speed-up. To find the best face graph with the face model graph by updating the size and location of the graph, the geometric transformable parameters are defined. The best parameters for an optimal face graph are derived using an optimization technique. The simulation results show that the proposed algorithm can produce very good performance with recognition rate 96.7% and recognition speed 0.26 sec for FERET database.

■ keyword : | Facial Recognition | Face Graph | Gabor Jet | Fully Automatic Facial Recognition |

I. 서론

최근 컴퓨터비전 기반 보안시스템에 대한 필요성이

매우 높아짐에 따라 얼굴인식에 대한 연구들이[1][5][9] 더욱 활발하게 진행되고 있다.

입력 영상에서 얼굴의 표준점들을 검출하는 과정과

얼굴을 인식하는 과정이 결합된 완전자동 안면 인식 알고리즘인 EBGM(Elastic Bunch Graph Matching)[6]은 FERET(Face Recognition Technology) 컨테스트에서 가장 우수한 인식결과를 도출한 모델로 발표[1]되었다. EBGM의 피쳐 추출에 사용되고 있는 가버 웨이블릿은 인간의 시각 피질을 모델링한 것으로 다른 피쳐들에 비해 얼굴의 분류 능력이 매우 뛰어난 것으로 알려져 있다[1]. EBGM에서는 훈련단계에서 표준 얼굴 그룹을 표현할 수 있는 FBG(Face Bunch Graph)를 생성하고 인식단계에서 입력된 얼굴 영상으로부터 최적의 FG(Face Graph)를 찾아서 미리 등록된 얼굴 영상들의 FG와 그래프 정합(Graph Matching)을 시도한다.

EBGM은 비록 성공한 모델이기는 하지만 전체 영상을 여러 단계로 탐색하기 위해서 많은 양의 계산을 필요로 한다. 그리고 초기 얼굴 그래프가 위치한 각 노드들에서 제한된 범위 내에 있는 화소들만 탐색함으로써 얼굴 영상에 정합시키는 FBG의 초기 위치에 따라 인식 성능이 달라지는 단점을 내포하고 있다[9]. 최근에 EBGM의 최적화 과정을 개선하고 최적 그래프 탐색 속도를 빠르게 하기 위한 연구들이[8][9] 많이 진행되고 있으나 초기 그래프 정합이나 탐색 그래프를 가변시키는 과정에서 여전히 많은 양의 계산을 해야 된다는 어려움이 존재하고 있다.

본 논문에서는 가버 피쳐기반 기하학적 가변형 얼굴 그래프 정합 방식을 이용한 완전 자동 고속 안면 인식 알고리즘을 제안하였다. 학습 단계에서는 훈련 얼굴 영상 집합을 대상으로 얼굴 그래프의 각 노드별 평균 위치와 평균 위치와의 편차들의 주된 변위 모드 그리고 각 노드의 평균 가버 제트들을 이용해서 얼굴 모델 그래프 FMG(Face Model Graph)를 정의하였다. 인식 단계에서는 Adaboost 얼굴 검출 알고리즘[5]을 이용해서 얼굴의 사각형 좌표를 찾고 얼굴 그래프의 초기 정합 위치와 크기를 결정하는데 활용하였다.

최적의 얼굴 그래프를 고속으로 추정하기 위해 얼굴 그래프를 기하학적으로 가변시킬 수 있도록 그래프 변형 매개변수들을 정의하고 기존 최적화에 이용되었던 PSO(Particle Swarm Optimization) 알고리즘을 이용해서 최적화[7-9]를 시도하였다.

제안한 알고리즘을 이용하여 FERET 데이터베이스의 인식에 적용해 본 결과 기존에 발표된 얼굴 인식 결과들에 비해 비교적 우수한 얼굴 인식 성능을 얻을 수 있었다.

II. 가버 피쳐기반 얼굴 그래프 매칭

그래프 정합을 통한 완전 자동 안면인식 알고리즘의 구성도를 [그림 1]에 도시하였다. 학습단계에서 다양한 형태의 얼굴들을 하나의 대표적인 그래프로 표현하기 위해 얼굴 모델 그래프 FMG를 생성하였다. FMG를 생성하기 위해서 남녀, 성별 및 인종 등을 다양하게 표현할 수 있도록 훈련 얼굴 영상 집합을 선택하였다. 훈련 얼굴 영상 각각에 대하여 수작업으로 특징점들을 표시한 다음 각 특징점에서 가버 웨이블릿을 이용해서 구한 제트(jet)의 평균과 각 특징점의 평균 위치 그리고 평균 위치에 대한 편차들의 주요 변형 모드들을 이용해서 FMG를 표현하였다.

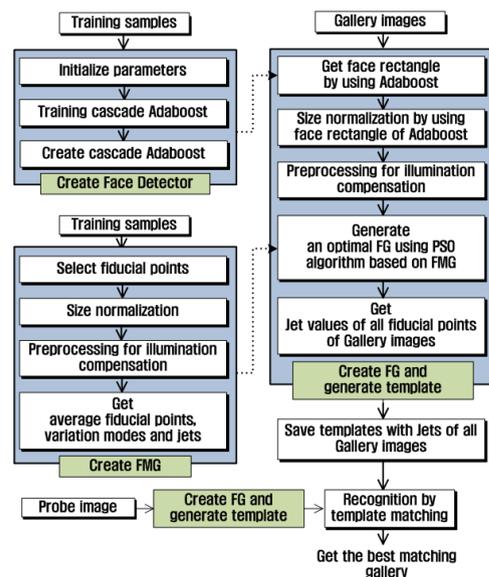


그림 1. 가버 피쳐기반 그래프 정합을 통한 안면 인식 알고리즘의 구성

인식 과정에서는 FMG를 이용해서 개별 얼굴 영상의

얼굴 그래프 FG(Face Graph)를 추정하고 FG 각 노드에서의 제트를 구해서 템플릿으로 활용하였다. FG 추정 단계에서는 얼굴 검출 알고리즘인 Adaboost를 이용하여 찾은 얼굴의 사각형 좌표를 기준으로 FG의 초기 정합 위치 및 크기를 정한다. FG를 기하학적으로 가변시켜 가면서 PSO 최적화 알고리즘을 이용하여 얼굴 모델 그래프 FMG와 유사도가 가장 높은 얼굴 그래프 FG를 찾아가는 과정을 수행한다. 그래프 유사도를 계산하기 위해 각 노드에서 구한 가버 제트를 이용해서 조변변화나 잡음에 강한 그래프 정합이 되도록 하였다.

인식 단계에서는 Probe 영상의 FG를 찾아 템플릿을 추출하고 Gallery로 저장된 얼굴 영상들의 템플릿과 비교해서 유사도가 가장 높은 Gallery 영상을 인식결과로 선택한다.

1. 표준 얼굴 그래프 생성

FERET 데이터베이스[1]에서 남녀, 나이 및 인종 등을 대표할 수 있는 α 개의 훈련 영상들 선정하고 각 영상으로부터 수작업으로 특징점들을[9] 구한 다음 이들을 이용하여 얼굴 모델 그래프 FMG를 생성하였다. 각 얼굴 영상에서 그래프의 노드를 구하기 위해서 [그림 2]와 같이 특징점들을 선정하였다. 먼저 30개의 특징점들을 수작업으로 선택하고 특징점들 사이에 보간법으로 10개의 점들을 추가시켜 전체 40개의 얼굴 특징점들을 선정하였다.

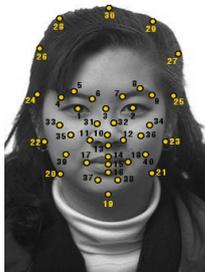


그림 2. 얼굴 그래프 특징점들의 예

표준 얼굴 영상 집합의 각 얼굴 영상의 크기는 서로 다르게 분포되고 얼굴 인식 단계에서 입력되는 얼굴 영상도 임의의 크기를 갖게 된다. 얼굴 모델 그래프 생성

및 얼굴 그래프 유사도 계산에서 일관성을 유지하면서 보다 정확한 결과를 얻기 위해서는 영상들의 크기를 정규화 할 필요가 있다. 먼저 훈련 얼굴 영상들의 얼굴 크기를 정규화 시키기 위해서 수작업으로 설정한 두 눈(특징점 1, 2)사이의 거리가 30 화소가 되도록 전체 영상의 크기를 정규화 하였다.

그래프 각 특징점에서 가버 웨이블릿을 이용한 국소 영역 피쳐를 추출한다. 가버 웨이블릿은 일종의 콘볼루션 커널이며 하나의 중심 화소에서 방향과 주파수가 각각 다른 커널들에 대한 콘볼루션 상수들의 집합을 제트라 부른다. 제트는 영상 $I(\vec{x}')$ 에서 주어진 화소 $\vec{x} = (x, y)$ 주위의 작은 영역에 포함된 화소들의 명암도 분포 특징을 표현하게 된다. 이것은 웨이블릿 변환을 기반으로 한 콘볼루션으로 다음과 같이 정의 된다.

$$J_j(\vec{x}) = \int I(\vec{x}') \psi_j(\vec{x} - \vec{x}') d^2x' \quad (1)$$

여기서 가버 커널 $\psi_j(\vec{x})$ 들의 가족(family)은 다음과 같이 정의된다.

$$\psi_j(\vec{x}) = \frac{k_j^2}{\sigma^2} \exp(-\frac{k_j^2 x^2}{2\sigma^2}) \left[\exp(ik_j \vec{x}) - \exp(-\frac{\sigma^2}{2}) \right] \quad (2)$$

식 (2)의 가버 커널에서 파형 벡터 \vec{k}_j 를 갖는 파형의 모양은 가우시안 함수에 의해 제한된다. 가우시안 창의 크기는 파의 길이에 해당하며 $\sigma = 2\pi$ 이다. 5개의 주파수, $v = 0, \dots, 4$ 와 8개의 방향 성분, $\mu = 0, \dots, 7$ 들의 조합에 의해 $j = \mu + 8v$ 로 색인되는 40개의 파형 벡터 \vec{k}_j 를 다음과 같이 구하였다.

$$\vec{k}_j = \begin{pmatrix} k_{jx} \\ k_{jy} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} k_v \cos \phi_\mu \\ k_v \sin \phi_\mu \end{pmatrix} \quad (3)$$

$$\text{where, } k_v = 2^{-\frac{v+2}{2}}, \phi_\mu = \mu \frac{\pi}{8}$$

식 (3)에 따라 하나의 특징점인 특정 화소를 중심으로 40개의 파형 벡터를 구할 수 있다. 얼굴 영상에서 하나

의 특징점을 기준으로 얻은 40개의 복소 계수(complex coefficient)들의 집합 $\{J_i\}$ 를 이용해서 제트 \mathbf{J} 를 구성하며 $\mathbf{J} = \{J_0, J_1, \dots, J_{39}\}$ 가 된다. 제트의 요소는 $J_j = a_j \exp(i\phi_j)$ 로 표현된다. 진폭(amplitude) a_j 는 화소 위치에 따라 천천히 변하고 위상(phase) ϕ_j 는 커널의 파형 벡터 \vec{k}_j 에 의해서 개략적으로 정의되는 비율로 회전된다.

각 훈련 영상에서 수작업으로 만든 FG들 중에서 i 번째 FG의 n 번째 특징점에서 계산된 제트를 $\mathbf{J}^{FC_i^n}$ 라고 하면 FMG에서 상응하는 n 번째 특징점의 제트 \mathbf{J}^{FMG_n} 는 전체 α 개의 FG들의 n 번째 특징점의 평균 제트로 다음과 같이 계산된다.

$$\mathbf{J}^{FMG_n} = \frac{1}{\alpha} \sum_{i=1}^{\alpha} \mathbf{J}^{FC_i^n} \quad (4)$$

식 (4)와 같이 훈련 영상 각각으로부터 수작업으로 구한 FG들의 각 특징점에서의 제트들을 평균해서 FMG의 각 특징점들의 제트를 구할 수 있다.

훈련 영상들 중에서 i 번째 FG의 N 개의 특징점들을 나타내는 벡터를 \mathbf{z}_i 라고 한다. FMG의 특징점들은 α 개의 FG들에 대한 특징점들의 평균 위치 $\bar{\mathbf{z}}$ 로 표현할 수 있다.

$$\bar{\mathbf{z}} = \frac{1}{\alpha} \sum_{i=1}^{\alpha} \mathbf{z}_i \quad (5)$$

훈련 영상들의 각 FG에 대해서 특징점들 평균 위치에 대한 편차 \mathbf{dz}_i 는 $\mathbf{dz}_i = \mathbf{z}_i - \bar{\mathbf{z}}$ 로 구할 수 있다. N 개의 특징점들 평균 위치 편차의 $2N \times 2N$ 공분산 행렬 S 는 다음과 같이 계산된다.

$$S = \frac{1}{\alpha} \sum_{i=1}^{\alpha} \mathbf{dz}_i \mathbf{dz}_i^T \quad (6)$$

공분산 행렬 S 를 대상으로 주성분 분석(Principal Component Analysis)한 결과 가장 큰 고유치에 해당

하는 고유 벡터는 전체 특징점들의 평균 좌표로부터 편차들에 대한 가장 중요한 변화 모드 즉, 유형을 표현하게 된다.

$$\mathbf{z} = \bar{\mathbf{z}} + P\mathbf{b} \quad (7)$$

식 (7)에서 P 는 평균 좌표로부터의 편차 변화에 대한 주요 유형들을 표현하는 고유 벡터들이다. 그리고 \mathbf{b} 는 각 변화 유형에 할당하는 가중치들의 벡터로서 좌표 변화 주요 유형별로 위치에 미세하게 변화를 줄 수 있다.

2. 얼굴 그래프 FG 정합

얼굴 모델 그래프 FMG와 얼굴 그래프 FG 사이의 정합 유사도를 구하기 위해 먼저 특징점 a 에서의 유사도 $S_a(J^{FMG}, J^{FG})$ 를 구한다.

$$S_a(J^{FMG}, J^{FG}) = \sum_{j=1}^{40} a_j a'_j / \sqrt{\sum_{j=1}^{40} a_j^2 \sum_{j=1}^{40} a'_j{}^2} \quad (8)$$

가버 제트 결과에서 위상은 무시하고 진폭 a_i 및 a'_i 를 이용해서 두 특징점의 유사도를 계산하였다. 두 얼굴 그래프의 전체 유사도 $S(FMG, FG)$ 는 특징점들의 유사도를 더해서 구할 수 있다.

$$S(FMG, FG) = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N w_n S_a(J_n^{FMG}, J_n^{FG}) \quad (9)$$

식 (9)에서 J_n^{FMG} 는 훈련 영상을 평균해서 구한 얼굴 모델 그래프 FMG의 특징점 n 에서의 제트이고 J_n^{FG} 는 입력 얼굴 영상의 얼굴 그래프 FG의 특징점 n 에서의 제트이다. w_n 는 얼굴 그래프 각 특징점들이 그래프 유사도에 기여하는 가중치이다.

III. 가변 그래프 정합을 통한 완전 자동 얼굴 인식

1. Adaboost 를 이용한 FG의 초기 위치 결정

Adaboost 얼굴 검출 알고리즘을 이용하여 얼굴 영상으로부터 찾은 얼굴의 위치를 이용해서 얼굴 그래프 FG의 초기 위치와 크기를 추정하였다. 얼굴 검출을 위해서 기존의 Viola-Jones의 Adaboost 알고리즘[2]을 개선한 MCT(Modified Census Transform)[4] 방식으로 Adaboost 얼굴 검출기를 구현하였다. [그림 3]과 같이 얼굴 샘플과 비 얼굴 샘플들을 이용해서 Cascade Adaboost 얼굴 검출기를 학습시킨 다음 검출과정에서 추출된 다수의 얼굴 영역 후보 사각형 영역들을 평균해서 최종 얼굴 영역을 검출하도록 하였다.

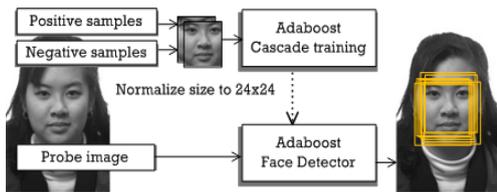


그림 3. Adaboost 검출기를 이용한 얼굴 사각형 추출

훈련 얼굴 영상들을 대상으로 FMG를 생성하면서 두 눈 사이의 거리가 30화소가 되도록 크기를 정규화시키고 Adaboost 얼굴 검출을 수행했을 때 검출된 얼굴 영역의 평균 사각형 위치와 특징점들 사이의 상관관계를 구하였다. Adaboost로 검출한 얼굴들의 평균 사각형 영역 정보와 FMG의 특징점들 사이의 관계를 이용하면 얼굴 영상에 정합시킬 초기 FG의 위치와 크기를 추정할 수 있다. 얼굴 모델 그래프 FMG와 Adaboost 얼굴 검출 결과와의 상관관계를 [그림 4]에 도시하였다.

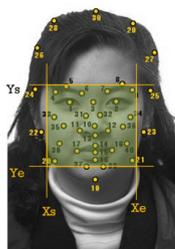


그림 4. 얼굴 모델 그래프와 Adaboost 얼굴 검출 결과

Adaboost 얼굴 검출 결과들의 평균 사각형 위치 정보를 이용해서 얼굴 그래프 FG의 초기 정합 위치를 결

정한다. 본 논문에서는 사각형의 위쪽 경계 Ys에 눈썹의 위쪽 특징점, 아래쪽 경계 Ye에 턱에 위치한 특징점 그리고 왼쪽 경계 Xs에 특징점 22번과 33번의 중간, 오른쪽 경계에 특징점 23번과 34번 중간이 되도록 FMG의 크기를 조정해서 올려놓고 이를 초기 얼굴 그래프 FG로 추정하였다.

2. 최적 FG추출을 위한 그래프 정합 알고리즘

FG의 위치와 크기를 기하학적으로 가변시켜 가면서 식 (9)로 주어지는 그래프 정합 목적함수가 최대가 되도록 FMG와 FG를 정합 시키는 과정을 반복하면서 얼굴을 가장 잘 표현할 수 있는 최적의 FG를 찾는다. 그래프 정합 과정에서 FG를 기하학적으로 변형시키기 위해서 다음과 같이 8개 차원의 매개변수들을 정의하였다.

- ① FG의 두 눈 사이의 중심 위치, $C(x,y)$
- ② FG의 전체 크기 조정 변수, $f_{Scale All}$
- ③ FG의 두 눈 위쪽 특징점들의 수직 방향 크기 조정 변수, $f_{Scale Up}$
- ④ FG의 두 눈 아래쪽 특징점들의 수직 방향 크기 조정 변수, $f_{Scale Dn}$
- ⑤ 특징점의 변형 유형 조정 변수, b_1, b_2, b_3, b_4

PSO 최적화 알고리즘[7]을 이용하여 8차원의 매개변수들의 값을 조정하면서 초기 FG를 기하학적으로 가변시켜 가면서 FMG와 유사도가 가장 높은 FG를 구하였다. 특징점들의 탐색공간은 FG의 가변 매개변수들로 구성되는 8차원 벡터가 되며 i 번째 벡터는 X_i 로 표시된다. PSO는 Particle과 Swarm 사이에 정보를 서로 교환하면서 최적화를 수행한다. 여기서 Particle은 하나의 FG를 결정하는 8차원 벡터이고 Swarm은 초기에 설정한 여러 개의 8차원 벡터들의 집합을 의미한다. 각 Particle은 자신의 과거 최적 위치(Personal Best) 방향으로 이동경로를 조정하며 동시에 다른 Particle들을 포함한 전체에서 최적 위치(Global Best) 방향으로도 이동경로를 조정한다. 각 Particle의 현재 위치와 다음 위치 사이의 위치 변화량 즉, Particle의 이동 속도도 8차원의 벡터 V_i 로 표현할 수 있다. 각 Particle의 최적

위치와 전체 Particle들에서의 최적 위치를 식 (9)로 주어지는 최적화 목적함수에 따라 계산하고 다음 식을 이용하여 개별 Particle i 의 속도와 위치를 갱신한다.

$$V_i^{n+1} = \omega V_i^n + c_1 \text{rand}_1(P_{i_best} - X_i^n) + c_2 \text{rand}_2(G_{best} - X_i^n) \quad (10)$$

$$X_i^{n+1} = X_i^n + V_i^{n+1} \quad (11)$$

P_{i_best} 는 Particle의 최적 과거 방문 위치이고 G_{best} 는 모든 Particle들 중에서 최적 방문 위치이다. ω 는 초기 가중치이고 c_1, c_2 는 가속화 계수로서 상수이다. $\text{rand}_1, \text{rand}_2$ 는 $[0, 1]$ 사이에서 균등 분포를 갖는 난수이다. 얼굴 모델 그래프 FMG와 유사도가 가장 높은 FG를 찾기 위한 PSO 최적화 알고리즘은 다음과 같다.

[1단계] Adaboost를 이용해서 얼굴 사각형 영역을 추정한다.

[2단계] Particle과 Swarm의 수를 결정하고 벡터들의 위치와 속도를 초기화한다. 이때 Adaboost 얼굴 검출 결과를 이용해서 FG의 초기 위치와 크기를 추정하고 8차원 벡터들을 초기화한다.

[3단계] 각 Particle에 대해 식 (9)로 표현되는 목적함수에 따라 두 그래프의 유사도를 계산한다.

[4단계] 각 Particle에 대해서 이전 최고 유사도와 비교한다. 만약 현재 유사도가 이전 최고 유사도보다 우수하다면 현재 유사도를 Particle의 최고 유사도로 설정하고 현재의 위치 X_i 를 P_{i_best} 로 한다.

[5단계] 모든 Particle에 대해서 지금까지 가장 우수한 유사도를 갖는 것을 찾아서 G_{best} 로 한다.

[6단계] Particle의 위치와 속도를 식 (10) 및 (11)에 따라서 갱신한다.

[7단계] 종료조건을 만족할 때 까지 3-6단계를 반복한다.

3. 그래프 정합을 통한 얼굴 인식

Probe 영상의 얼굴 그래프 PFG와 Gallery 영상의 얼굴 그래프 GFG의 특징점 a 에 대한 유사도는 다음과

같이 계산된다.

$$S_a(J_a^{PFG}, J_a^{GFG}) = \sum_{j=1}^{40} \alpha_j^p \alpha_j^g / \sqrt{\sum_{j=1}^{40} (\alpha_j^p)^2 \sum_{j=1}^{40} (\alpha_j^g)^2} \quad (12)$$

Probe 영상의 얼굴 그래프 PFG와 k 번째 Gallery 영상의 얼굴 그래프 GFG 사이의 모델 유사도 $GS_k(PFG, GFG_k)$ 는 다음과 같다.

$$GS_k(PFG, GFG_k) = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N w_n S_n(J_n^{PFG}, J_n^{GFG}) \quad (13)$$

w_n 은 n 번째 특징점의 가중치이며 직관과 반복 실험 결과에 따라 결정하였다. 가장 높은 유사도를 갖는 Probe 영상에 대한 인식 결과로 Gallery 영상 G_m 을 다음과 같이 선택한다.

$$G_m = \max_{\text{arg}_k} GS_k(PFG, GFG_k) \quad (14)$$

전체 인식 실험을 위해 Gallery 각 얼굴 영상의 FG에서 40개 특징점들로부터 각 40개의 제트를 구해서 전체 1,600개의 제트를 해당 얼굴 영상의 템플릿으로 저장하였다. 인식 단계에서는 Probe 영상에 대해서도 같은 방식으로 제트를 구해서 갤러리 템플릿들과 유사도를 비교함으로써 최종 인식 결과를 얻을 수 있다.

IV. 시뮬레이션 결과

본 논문에서는 FERET 얼굴 영상 데이터베이스에서 제공하는 두 눈 좌표를 이용하지 않고 Adaboost 얼굴 검출 결과를 이용해서 두 눈을 포함한 전체 특징점들을 찾아서 얼굴을 인식하는 완전 자동 안면 인식 알고리즘을 구현하였다.

제안한 완전 자동 얼굴 인식 알고리즘의 성능을 평가하기 위해서 [표 1]과 같이 FERET 얼굴 영상 데이터베이스를 이용하여 표정 변화, 조명 변화 그리고 다양한 시간의 흐름에 따른 얼굴들의 인식 성능을 평가 하였다.

FERET 데이터베이스에는 다양한 조건에서 획득한 얼굴 영상들이 포함되어 있어서 얼굴 인식 시스템의 성능 비교에 많이 사용[6][9]되고 있다.

표 1. FERET 얼굴 영상 데이터베이스

집합	용도	영상개수	비고
fa	갤러리	1,196	-
fb	표정변화	1,195	-
fc	조명변화	194	-
dup1	시간경과	722	3년 이내 촬영
dup2	시간경과	234	18-36개월 간 촬영

얼굴 모델 그래프 FMG는 FERET 얼굴 영상 데이터베이스 집합 fa로 부터 선택한 $\alpha=60$ 개의 훈련 영상들을 이용해서 생성하였다.

Adaboost 훈련을 위해 얼굴 영상과 비 얼굴 영상으로 인터넷으로부터 수집한 자료에서 각각 4,500개 및 15,000개를 추출하였다. 얼굴 영상은 [그림 4]에 보인 사각형 형태로 추출하고 24x24크기로 정규화 한 다음 얼굴 검출기를 구현하였다. 그래프 정합을 위한 PSO 알고리즘에서 식 (10) 및 (11)로 표현된 각 Particle의 매개변수를 갱신할 때 가속화 계수 $c_1 = 1.5, c_2 = 0.5$ 로 하고 초기 가중치는 $w = 0.5$ 로 하였다. 두 그래프의 유사도를 계산할 때 각 특징점들의 분류 능력에 미치는 식 (13)의 가중치 w_n 는 눈, 코 그리고 입 주위 특징점들의 경우 1.0으로 하고 바깥쪽으로 갈수록 값을 줄여서 얼굴 테두리의 특징점들에 대해서는 0.2가 되도록 설정하였다. 얼굴 영상으로부터 체트를 추출하기 위해 [그림 5]와 같이 FERET 원본 영상에서 체트를 구하는 방법과 배경 영향을 제거하기 위해 얼굴 영역을 타원형 마스크로 Cropping하고 체트를 구하는 방법에 대해서 별도로 인식 성능을 분석하였다.

[그림 6]에 시뮬레이션 과정에서 FMG와 최적 정합된 얼굴 그래프 FG를 찾은 예를 도시하였다. 시뮬레이션 결과 [표 2]에서 제안한 얼굴 인식 알고리즘이 표정 변화가 있는 fb 집합과 시간이 지난 얼굴 dup1 집합에 대해 각각 96.7%, 61.2%의 인식 성능을 얻을 수 있어서 기존의 완전 자동 인식 방법에 비해 비교적 우수한

인식 성능을 보였다. 기존 연구에서는 fc 및 dup2에 대한 완전 자동 인식 성능을 보이지 않아서 직접 비교는 어려웠다.



그림 5. FERET 데이터베이스에서 (a) 원본 얼굴 영상과 (b) 타원형 마스크를 이용하여 Cropping 한 영상의 예

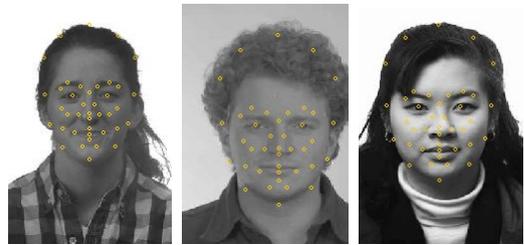


그림 6. 그래프 정합 방식으로 추출한 FG의 특징점들

표 2. 완전 자동 얼굴 인식 알고리즘들의 FERET 데이터베이스 얼굴 인식 성능 비교

알고리즘 종류		fb	fc	dup1	dup2
제안한 알고리즘	원본 얼굴	96.7%	85.9%	55.1%	51.2%
	타원 얼굴	91.6%	86.1%	61.2%	58.2%
EBGM[1]		86.3%	-	43.4%	-
LMMjets[9]		92.1%	-	51.6%	-
LMMjets&glbp[9]		93.4%	-	53.2%	-

제안한 방법에서 원본 얼굴 영상을 이용한 것파 타원형 Cropping 얼굴 영상을 이용한 결과에서 인식 성능의 차이를 보인 것은 배경 영향 때문인 것으로 판단된다. 즉, 집합 fb는 같은 배경으로 촬영해서 원본 얼굴 영상을 그대로 이용할 경우 동일한 배경까지 포함해서 유사도를 계산하기 때문에 인식 성능이 높게 나온 것이다. 시간이 지난 후에 촬영한 집합 dup1 및 dup2의 경우 배경이 다르기 때문에 배경을 제거하기 위해 타원형으로 Cropping했을 때 더욱 높은 인식률을 나타내었다.

제안한 얼굴 인식 알고리즘을 이용하여 하나의 Probe

영상에 대해서 N개의 Gallery 얼굴 영상을 대상으로 한 얼굴 인식 속도 Trec는 Probe 영상의 템플릿 추출 시간 Tp와 N개의 템플릿과 유사도 비교시간 Tm의 합으로 표현할 수 있다.

인텔 i7 CPU, 4GB 메모리로 구성된 컴퓨터에서 하나의 템플릿을 추출하는데 Tp = 0.25초가 소요되었고 1,196개의 Gallery 템플릿들과 유사도를 비교하는데 Tm=0.01초가 소요되었다. 하나의 Probe 영상에 대해서 1,196개의 Gallery 영상을 대상으로 한 평균 인식 시간이 Trec=0.26초로서 실시간 안면 인식에도 활용할 수 있음을 확인하였다.

V. 결론

본 논문에서는 가버 피쳐기반 기하학적 가변형 얼굴 그래프 정합 방식을 이용한 완전 자동 고속 안면 인식 알고리즘을 제안하였다. 제안한 알고리즘을 이용하여 FERET 얼굴 영상 데이터베이스를 대상으로 인식 실험을 해 본 결과 집합 fb에 대해서 96.7%의 인식률을 얻을 수 있어서 다른 완전 자동 인식 알고리즘들에 비해서 비교적 우수한 인식 성능을 얻을 수 있었다. 타원 형태로 Cropping 한 얼굴 영상을 이용한 경우 배경 영역의 간섭을 적게 받아서 인식 성능이 높아지기 때문에 실환경 안면 인식 시스템에 효율적으로 이용할 수 있음을 확인할 수 있었다. 1,196개의 Gallery 영상을 대상으로 한 Probe 영상의 인식 시간이 평균 0.26초가 소요되어 실시간 얼굴 인식에도 활용할 수 있음을 보였다.

참고 문헌

- [1] P. J. Phillips, H. Moon, P. J. Rauss, and S. A. Rizvi, "The FERET Evaluation Methodology for Face Recognition Algorithms," *IEEE Trans. on PAMI*, Vol.22, pp.1090-1104, 2000.
- [2] P. Viola and M. Jones, "Robust Real-Time Face Detection," *International Journal of Computer Vision*, Vol.57, No.2, pp.137-154, 2004.
- [3] W. Lee, J. Kim, and B. Lee, "Real-Time Face Detection and Tracking Using the Adaboost Algorithm," *Journal of Korea Multimedia Society*, Vol.9, No.10, pp.1266-1275, 2006(10).
- [4] 조광신, 박수경, 심동규, 이수연, "조명변화에 강인한 MCT와 프레임 연관성 기반 실시간 얼굴인식 시스템", *전자공학회 논문지*, 제45권 C1편, 제3호, pp.123-134, 2008(5).
- [5] Matthew Turk and Alex Pentland, "Eigenfaces for Recognition," *Journal of Cognitive Neuroscience*, Vol.3, No.1, 1991.
- [6] L. Wiskott, J. Fellous, N. Kruger, and C. Malsburg, "Face Recognition by Elastic Bunch Graph Matching," *Intelligent Biometric Techniques in Fingerprint and Face Recognition*, CRC Press, ISBN 0-8493-2055-0, Chapter 11, pp.355-396, 1999.
- [7] J. Kennedy and R. Eberhart, "Particle Swarm Optimization," *Proceedings of IEEE International Conference on Neural Networks*, Piscataway, NJ, pp.1942-1948, 1995.
- [8] R. Ramadan and R. Abdel-kader, "Face Recognition Using Particle Swarm Optimization-Based Selected Features," *International Journal of Signal Processing, Image Processing and Pattern Recognition*, Vol.2, No.2, pp.51-65, 2009(6).
- [9] R. Senaratne, S. Halgamuge, and A. Hsu, "Face Recognition by Extending Elastic Bunch Graph Matching with Particle Swarm Optimization," *Journal of Multimedia*, Vol.4, No.4, pp.204-214, 2009(8).

저 자 소 개

김 진 호(Jin-Ho Kim)

정회원



- 1986년 2월 : 경북대학교 전자공학
학과(공학사)
- 1988년 2월 : 경북대학교 전자공
학과(공학석사)
- 1992년 2월 : 경북대학교 전자공
학과(공학박사)

• 1992년 3월 ~ 현재 : 경일대학교 전자공학과 교수
<관심분야> : 패턴인식, 영상처리, 컴퓨터비전