

특징점기반 Gabor 및 LBP 피처를 이용한 얼굴 인식

Face Recognition by Fiducial Points Based Gabor and LBP Features

김진호
경일대학교 전자공학과

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

요약

얼굴 영상 데이터베이스에서 제공하는 눈 좌표에 의존해서 부분 자동 얼굴 인식 알고리즘을 설계 구현하면 실 환경 얼굴 인식 시스템에서는 눈 좌표 추출 알고리즘의 정확도에 따라 인식 성능이 달라질 수 있다. 본 논문에서는 얼굴의 눈, 코, 입 및 윤곽선 정보를 바탕으로 설정한 특징점 기반의 얼굴 모델 그래프를 생성하여 얼굴 영상에 정합시키고 각 특징점에서 Gabor 및 LBP 피처를 추출해서 결합하는 방식의 완전 자동 얼굴 인식 알고리즘을 제안하였다. 본 알고리즘에서는 완전 자동으로 얼굴 영상에 얼굴 모델 그래프를 맞출 뿐만 아니라 기존의 Gabor 피처에 LBP 피처를 추가함으로써 인식 성능을 극대화시킬 수 있도록 하였다. 제안한 알고리즘을 FERET 데이터베이스에 적용해 본 결과 1,000명 이상의 얼굴을 실시간으로 인식할 수 있었고 각 데이터 집합에 대해서 우수한 인식 성능을 얻을 수 있었다.

■ 중심어 : | 얼굴 인식 | 가버 피처 | LBP 피처 | 실시간 인식 | FERET 데이터베이스 |

Abstract

The accuracy of a real facial recognition system can be varied according to the accuracy of the eye detection algorithm when we design and implement a semi-automatic facial recognition algorithm depending on the eye position of a database. In this paper, a fully automatic facial recognition algorithm is proposed such that Gabor and LBP features are extracted from fiducial points of a face graph which was created by using fiducial points based on the eyes, nose, mouth and border lines of a face, fitted on the face image. In this algorithm, the recognition performance could be increased because a face graph can be fitted on a face image automatically and fiducial points based LPB features are implemented with the basic Gabor features. The simulation results show that the proposed algorithm can be used in real-time recognition for more than 1,000 faces and produce good recognition performance for each data set.

■ keyword : | Face Recognition | Gabor Feature | LBP Feature | Real-time Recognition | FERET Database |

1. 서론

CCTV 환경이 급속도로 발전하면서 지능형 영상 감시 기능의 필요성이 매우 증가하고 있는 가운데 CCTV

영상에서 얼굴을 자동으로 인식하기 위한 연구[1-7]가 매우 활발하게 진행되어 오고 있다. 최근 얼굴 인식 상용 제품들이 많이 발표되고 있음에도 불구하고 얼굴의 포즈, 표정, 나이에 따른 변화 그리고 조명 영향 등에 따

라 동일한 얼굴이 다르게 보일 수 있는 어려움으로 인해 얼굴 인식은 여전히 패턴인식 분야에서 주요 주제로서 많이 연구[5-7]되고 있다.

얼굴 인식 알고리즘을 설계 구현할 때 얼굴 영상 데이터베이스에서 제공되는 눈 좌표를 이용해서 피쳐 추출 영역을 추정할 경우[4] 실 환경 얼굴 인식 시스템의 성능은 눈 좌표 추출 알고리즘의 정확도에 따라 달라질 수 있다. 따라서 눈 좌표뿐만 아니라 얼굴의 다양한 특징점(fiducial point)들로 구성되는 표준 얼굴 그래프를 생성하고 이를 기반으로 얼굴의 특징점들을 자동으로 찾아서 피쳐를 추출하는 EBG(M(Elastic Bunch Graph Matching))[2]과 같은 원리를 이용해서 완전 자동 얼굴 인식 알고리즘을 구현할 경우 실 환경에서 보다 강건한 인식 성능을 얻을 수 있다. 특히 특징점 추출에 사용된 Gabor 웨이블릿 피쳐는 인간의 시각 피질 기능과 매우 유사한 것으로 다른 피쳐들에 비해 얼굴 인식 능력이 매우 우수하다는 연구 결과들[2][5-7]이 많이 발표되었다. 최근에 눈 좌표를 이용한 반자동 얼굴 인식 알고리즘에 우수한 성능을 보인 LBP(Local Binary Pattern) 피쳐를 이용한 연구결과들[4][8]도 많이 발표되고 있다.

얼굴 인식에 성공적으로 활용된 Gabor 및 LBP 피쳐를 이용하여 얼굴의 특징점들을 보다 빠르고 정확하게 찾을 수 있도록 최적화된 표준 얼굴 그래프 매칭 방법이 계속 연구[5-7]되어 왔다. 얼굴의 특징을 표현할 때 표준 얼굴 그래프 매칭에 사용된 통계적 피쳐인 Gabor 웨이블릿과 더불어 얼굴 영상 화소 분포값들의 히스토그램으로 구성되는 비통계적 피쳐인 LBP[4][8]를 추가할 경우 성격이 다른 두 피쳐 도메인이 결합되어 얼굴 인식 성능이 더욱 높아질 수 있다.

본 논문에서는 얼굴의 눈, 코, 입 및 윤곽선 정보를 바탕으로 설정한 특징점 기반의 얼굴 모델 그래프를 생성하여 얼굴 영상에 매칭시킨 다음 각 특징점으로부터 Gabor 및 LBP 결합 피쳐를 추출해서 결합하는 방식의 완전 자동 얼굴 인식 알고리즘을 제안하였다. 본 알고리즘에서는 완전 자동으로 얼굴 영상에 얼굴 모델 그래프를 정합시켜 실 환경에서도 얼굴 인식 성능이 유지될 수 있도록 하였고 특징점 기반의 피쳐 추출에 사용된 기존의 통계적 Gabor 피쳐에 더불어 비통계적 LBP 피

쳐를 추가함으로써 인식 성능을 더욱 높일 수 있도록 하였다. 특히 얼굴 전체에 분포된 특징들을 활용하여 얼굴 그래프를 찾기 때문에 얼굴의 일부가 가려진 경우에도 강건(robust)한 얼굴 인식이 가능하도록 하였다. 제안한 완전 자동 얼굴 인식 알고리즘을 다양한 얼굴 영상 입력 조건에 대해서 평가할 수 있는 FERET 얼굴 영상 데이터베이스의 인식에 적용해 보고 그 성능을 분석하였다.

II. 특징점기반 얼굴 인식 시스템 구성

특징점기반의 얼굴 인식을 위해 훈련용 얼굴 영상 샘플들을 대상으로 얼굴 모델 그래프, FMG(Face Model Graph)를 생성한 다음 이를 임의의 얼굴 영상에 맞추어(fitting) 얼굴 그래프, FG(Face Graph)를 구하는 방법으로 피쳐 추출을 위한 얼굴의 특징점들을 찾았다. 얼굴 영상에서 FG를 구하고 얼굴의 특징점들의 위치를 자동으로 찾아서 각 특징점들을 대상으로 Gabor 및 LBP 피쳐를 추출하는 개념을 [그림 1]에 도시하였다.

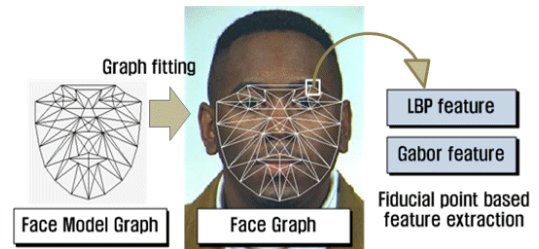


그림 1. 얼굴 영상에 얼굴 모델 그래프를 맞추어 얼굴 그래프를 구하고 피쳐를 추출하는 개념

FG의 각 특징점에서 Gabor 및 LBP 피쳐를 추출한 다음 이들 각각을 템플릿 집합으로 표현하고 두 얼굴 영상의 유사도는 템플릿으로 표현된 피쳐 값을 비교하는 방식으로 계산하였다. 얼굴 모델 그래프를 이용한 특징점기반의 얼굴 인식 알고리즘 전체 흐름도를 [그림 2]에 도시하였다.

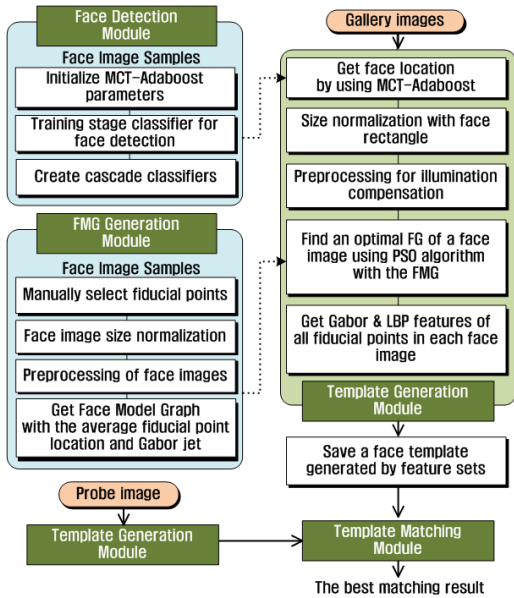


그림 2. 특징점기반 얼굴 인식 알고리즘의 전체 흐름도

본 논문에서의 얼굴 인식 시스템은 얼굴 검출 모듈, FMG 생성 모듈, 템플릿 생성 모듈 그리고 템플릿 매칭 모듈로 구성된다. FMG를 얼굴 영상에 맞추어 FG를 찾는 과정에서 FMG의 초기 위치를 설정하기 위해 MCT-Adaboost를 이용한 얼굴 검출기를 구현하였다. 다양한 종류의 얼굴 영상들을 하나의 대표적인 형태로 표현하기 위해 FMG를 생성하였다. 남녀, 나이 및 인종 등을 다양하게 반영 할 수 있는 얼굴 영상들을 수집하고 수작업으로 특징점들을 표시한 다음 각 특징점에서 가버 웨이블릿을 이용해서 구한 제트(jet)의 평균과 각 특징점의 평균 위치를 이용해서 FMG를 생성하였다. 얼굴 영상의 템플릿을 추출하기 위해 얼굴 검출기로 구한 얼굴 위치 정보를 바탕으로 FMG의 초기 위치를 설정한 다음 최적화 알고리즘인 PSO(Particle Swarm Optimization)[5][6]를 이용하여 얼굴 영상에 가장 알맞은 FG를 찾고 FG의 노드로 표시되는 얼굴 영상의 각 특징점에서 Gabor 뿐만 아니라 LBP 피쳐도 추가로 추출하였다. 템플릿 생성 모듈에서 Gallery 및 Probe 얼굴 영상들의 피쳐 집합들로 구성되는 템플릿을 추출하고 템플릿 매칭 모듈에서 템플릿 사이의 유사도를 비교하여 얼굴 인식결과를 도출하였다.

III. 얼굴 모델 그래프기반 얼굴 그래프 추출

3.1 얼굴 검출기의 구현

얼굴 검출 윈도우를 구현하기 위해 Haar 피쳐 보다 훈련 속도가 빠르고 분류 능력이 뛰어난 MCT 피쳐를 사용하였다. 24x24 크기의 얼굴 검출 윈도우에서 Haar 피쳐는 180,000개 이상 존재하지만 MCT 피쳐는 윈도우의 화소 개수와 같이 576개이기 때문에 MCT 피쳐의 훈련 속도가 더 빠르다는 장점이 있다. 그리고 Haar 피쳐는 2개 또는 4개 화소들 사이의 화소 값 차로 얻은 1비트 값으로 정의되지만 MCT 피쳐는 3x3영역 화소 값들의 평균과 개별 화소 값 차로 구한 9비트 값이기 때문에 더욱 세밀한 분류 능력을 갖는다. MCT 피쳐를 사용한 Adaboost 훈련 알고리즘[3]으로 [그림 3]과 같은 개념의 4단 얼굴 검출기를 구현하였다.

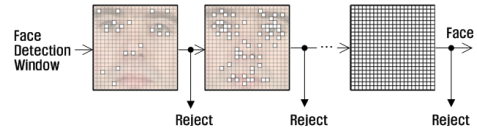


그림 3. 다단계로 연결된 얼굴 검출 윈도우에서 약 분류기로 선택된 화소들을 흰색으로 표시한 예

3.2 얼굴 모델 그래프(FMG) 생성

다양한 형태의 얼굴 영상을 대표적으로 가장 잘 표현할 수 있도록 샘플 얼굴 영상에 수작업으로 표시한 FG 상의 특징점들로부터 구한 Gabor 제트와 평균 위치를 이용하여 FMG를 생성하였다. Gabor 제트 J 는 영상 I 에 있는 특징점 화소 $\vec{x} = (x, y)$ 주위의 작은 영역에 있는 화소들의 명암도 분포 특징을 반영하며 파형 벡터 \vec{k}_j 를 갖는 Gabor 커널 $\psi_j(\vec{x})$ 를 이용하여 다음과 같이 계산할 수 있다.

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

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

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

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

식 (3)에 따라 특징점 화소를 중심으로 5개의 주파수 $v=0, \dots, 4$ 와 8개의 방향 성분 $\mu=0, \dots, 7$ 들의 조합으로 40개의 파형 벡터를 구하였다. 40개의 복소 계수 (complex coefficient)들의 집합 $\{J_i\}$ 를 이용해서 제트 \mathbf{J} 를 표현하면 $\mathbf{J} = \{J_0, J_1, \dots, J_{39}\}$ 가 되며 제트의 각 요소는 $J_j = a_j \exp(i\phi_j)$ 로 표현된다. 샘플 얼굴 영상들의 FG 중에서 i 번째 FG의 n 번째 특징점에서 계산된 제트를 $\mathbf{J}^{FG_n^i}$ 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.

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

훈련 얼굴 영상에서 i 번째 FG의 특징점들의 위치를 나타내는 벡터를 \mathbf{z}_i 라 하면 FMG의 특징점들은 α 개의 FG들에 대한 특징점들의 평균 위치 $\bar{\mathbf{z}}$ 로서 다음과 같이 계산된다.

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

평균 위치를 구한 다음 좌우 대칭이 되도록 변환하고 이를 그래프 형태로 나타내면 [그림 4]와 같이 된다.



그림 4. 특징점 기반의 얼굴 모델 그래프 예

3.3 그래프 매칭을 통한 얼굴 그래프(FG) 추출

얼굴 영상에 가장 잘 정합되는 FG를 구하기 위해 FMG의 위치와 크기를 기존 방식[7]보다 더욱 정교하고 빠르게 기하학적으로 가변시킬 수 있도록 6개의 매

개 변수들을 정의하였다. 즉, 그래프 중심 위치 가변, 전체 크기 가변, 중심 상단 특징점들의 위치 가변, 중심 하단 특징점들의 위치 가변, 중심 좌측 특징점들의 위치 가변 그리고 중심 우측 특징점들의 위치 가변 등을 위 한 6개 차원의 매개 변수들을 정의하였다.

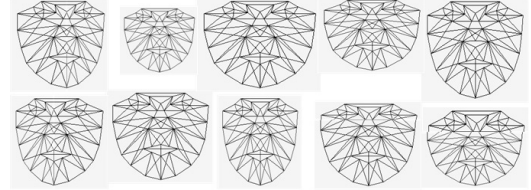


그림 5. 얼굴 그래프를 매개변수의 값을 달리하며 기하학적으로 변형시킨 예

FMG를 6개 차원의 매개변수들의 값을 달리하면서 기하학적으로 변형시킨 예를 [그림 5]에 도시하였다. 얼굴 모델 그래프 FMG와 얼굴 그래프 FG 사이의 정합 유사도를 구하기 위해 특징점 a 에서의 제트 유사도 $S_a(\mathbf{J}^{FMG}, \mathbf{J}^{FG})$ 를 다음과 같이 구한다.

$$S_a(\mathbf{J}^{FMG}, \mathbf{J}^{FG}) = \frac{40}{j=1} a_j a'_j / \sqrt{\sum_{j=1}^{40} a_j^2 \sum_{j=1}^{40} a'_j^2} \quad (6)$$

FMG 및 FG의 특징점 a 에서의 제트 진폭 a_i 및 a'_i 를 이용해서 두 특징점의 유사도를 계산하였다. 두 얼굴 그래프의 전체 유사도 $S(\mathbf{FMG}, \mathbf{FG})$ 는 특징점들의 유사도를 합해서 구할 수 있다.

$$S(\mathbf{FMG}, \mathbf{FG}) = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N w_n S_a(\mathbf{J}_n^{FMG}, \mathbf{J}_n^{FG}) \quad (7)$$

식 (7)에서 w_n 는 얼굴 그래프 각 특징점들이 그래프 유사도에 기여하는 가중치이다.

PSO 최적화[5][6] 알고리즘을 이용해서 FMG와 가장 유사도가 높은 FG를 찾았다. PSO는 Particle들이 Swarm 사이에 정보를 서로 교환하면서 최적화를 수행한다. Particle은 FG의 크기와 형태를 결정하는 6차원 벡터이고 Swarm은 6차원 벡터들이 갖는 값들의 집합

을 의미한다. 각 Particle의 최적 위치와 전체 Particle들에서의 최적 위치를 식 (7)로 주어지는 최적화 목적함수에 따라 계산하고 다음과 같이 개별 벡터 i 의 속도 V_i 와 위치 X_i 를 갱신한다.

$$V_i^{n+1} = \omega V_i^n + c_1 \text{rand}_1(\mathbf{P}_{i_best} - \mathbf{X}_i^n) + c_2 \text{rand}_2(\mathbf{G}_{best} - \mathbf{X}_i^n) \quad (8)$$

$$\mathbf{X}_i^{n+1} = \mathbf{X}_i^n + V_i^{n+1} \quad (9)$$

속도 V_i 는 i 번째 Particle의 현재 위치와 다음 위치 사이의 위치 변화량을 의미한다. \mathbf{P}_{i_best} 는 Particle의 과거 최적 방문 위치이고 \mathbf{G}_{best} 는 모든 Particle들 중에서 최적 방문 위치이다. w 는 초기 가중치이고 c_1, c_2 는 가속화 계수로서 상수이다. $\text{rand}_1, \text{rand}_2$ 는 0에서 1 사이의 균등 분포를 갖는 난수이다.

[그림 6]과 같이 얼굴 사각형 위치 정보를 바탕으로 FMG의 초기 위치 및 크기를 설정한 다음 PSO 최적화 과정을 통해 얼굴 영상에 맞춘 FG를 추출하였다.

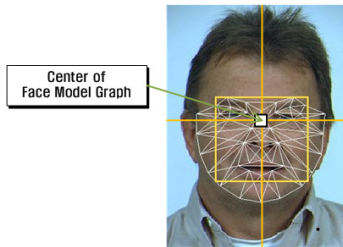


그림 6. 얼굴의 사각형 위치 정보를 바탕으로 얼굴 그래프를 정합시킨 예

IV. Gabor 및 LBP 피처를 이용한 얼굴 인식

Probe 영상의 얼굴 그래프 PFG와 Gallery 영상의 얼굴 그래프 GFG 사이의 특징점 a 에서 Gabor 제트에 대한 유사도 S_a 는 다음과 같이 계산한다.

$$S_a(\mathbf{J}_a^{PFG}, \mathbf{J}_a^{GFG}) = \sum_{j=1}^{40} a_j^p a_j^g / \sqrt{\sum_{j=1}^{40} (a_j^p)^2 \sum_{j=1}^{40} (a_j^g)^2} \quad (10)$$

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

$$GS_k(PFG, GFG_k) = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N w_n S_n(\mathbf{J}_n^{PFG}, \mathbf{J}_n^{GFG}) \quad (11)$$

w_n 은 n 번째 특징점의 가버 피쳐 가중치이며 직관과 반복 실험으로 결정하였다. LBP 피쳐는 특징점을 중심으로 15x15 영역 내에 있는 화소들에 대해 [그림 7]과 같은 LBP 연산자를 적용한 후 이들의 히스토그램으로 그 특징을 표현한 것이다. LBP 연산자를 적용한 결과 영상에서 명도 분포의 특징을 표현하는데 기여도가 낮은 Uniform pattern[4]들을 하나의 값으로 인덱싱하면 59개의 인덱스값으로 레이블링된다.

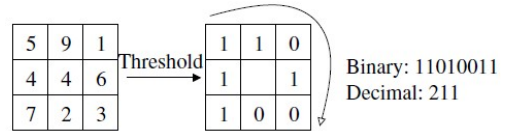


그림 7. LBP 연산자

LBP 연산결과로 레이블링된 얼굴 영상 $f_i(x, y)$ 의 특징점 a 에서 피쳐 H_a 를 구하면 $H_a = \{h_0, h_1, \dots, h_{58}\}$ 가 된다. 각 인덱스별 피쳐 h_i 는 다음과 같이 계산된다.

$$h_i = \sum_{x,y} I\{f_i(x, y) = i\}, \quad i = 0, 1, \dots, 58 \quad (12)$$

$$\text{where } I\{A\} = \begin{cases} 1, & A \text{ is true} \\ 0, & A \text{ is false} \end{cases}$$

Probe 영상의 얼굴 그래프 PFG와 Gallery 영상의 얼굴 그래프 GFG 사이의 특징점 a 에서 LBP 히스토그램 피쳐의 비유사도(dissimilarity measures) D_a 를 Chi square 값으로 다음과 같이 계산할 수 있다.

$$D_a(\mathbf{H}_a^{PFG}, \mathbf{H}_a^{GFG}) = \sum_{j=0}^{58} \frac{(h_i^p - h_i^g)^2}{(h_i^p + h_i^g)} \quad (13)$$

Probe 영상의 얼굴 그래프 PFG와 k 번째 Gallery 영상의 얼굴 그래프 GFG 사이의 LBP 피쳐 모델의 원본 유사도 $\overline{LS}_k(PFG, GFG_k)$ 는 다음과 같이 구한다.

$$\overline{LS}_k(PFG, GFG_k) = d_{max} - \sum_{n=1}^N w'_n D_n(H_n^{PFG}, H_n^{GFG}) \quad (14)$$

식 (14)와 같이 LBP 히스토그램 피쳐 비유사도 최대 값 d_{max} 로부터 전체 비유사의 차를 구하면 모델 원본 유사도를 계산할 수 있다. 여기서 w'_n 은 n 번째 특징점의 LBP 피쳐 가중치이며 직관과 반복 실험으로 결정하였다. 단위 분포(unit distribution)를 갖는 Gabor 피쳐 유사도 GS_k 와 마찬가지로 LBP 모델 원본 유사도 \overline{LS}_k 도 단위 분포를 갖도록 정규화하여 최종 LPB 피쳐 유사도 LS_k 를 계산하였다. 정규화 방법으로 Min-Max, Z-Score 및 Tanh 방법 등[5]이 있으며 본 논문에서는 얼굴인식에 우수한 성능을 보인 Min-Max 방법으로 정규화해서 LS_k 를 계산하였다. Probe 얼굴 영상에 대한 인식 결과로 가장 높은 유사도를 갖는 Gallery 얼굴 영상 G_m 을 Gabor 유사도 GS_k 와 LBP 유사도 LS_k 의 가중 합(weighted-sum)으로 구하였다.

$$G_m = \max_{\text{arg}_k} (w_G \times GS_k + w_L \times LS_k) \quad (15)$$

여기서 w_G 및 w_L 은 각각 Gabor 유사도 및 LBP 유사도의 가중치로서 $w_G + w_L = 1$ 이 된다.

[그림 8]과 같이 FG의 모든 특징점에서 Gabor 및 LBP 피쳐를 구해서 얼굴 영상의 템플릿으로 하고 FG 사이의 모델 유사도를 각각 계산한 다음 식 (15)와 같이 가중 합으로 최종 얼굴 인식 결과를 계산하였다.

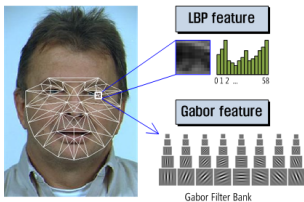


그림 8. 얼굴 영상에 맞춘 얼굴 그래프의 특징점에서 Gabor 피쳐 및 LBP 피쳐를 구하는 예

V. 시뮬레이션 및 결과 고찰

제안한 특징점기반 Gabor 및 LBP 피쳐를 이용한 완전 자동 얼굴 인식 알고리즘을 구현해보고 그 성능을 분석하였다. 시뮬레이션 알고리즘을 Intel i7-2640M CPU, 메모리 8GB의 Window 7 운영체제를 갖는 컴퓨터에 구현하고 얼굴 인식 성능과 속도를 평가하였다.



그림 9. FERET 얼굴 영상 데이터베이스 각 영상 집합별 샘플 영상의 예

[그림 9]와 같은 FERET 얼굴 영상 데이터베이스를 이용하여 Gallery 얼굴 영상(fa)들의 템플릿을 등록한 다음 표정 변화(fb), 조명 변화(fc) 그리고 시간의 흐름에 따른 얼굴 변화(dupI, dupII) 등을 대표하는 Probe 얼굴 영상 집합들에 대한 인식 성능을 평가 하였다.

표 1. FERET 데이터베이스에서 눈 좌표를 이용하지 않고 완전 자동으로 얼굴 인식을 수행한 결과 비교

알고리즘 종류	fb	fc	dup1	dup2	
EBGM[1]	86.3%	-	43.4%	-	
LMMjets[5]	92.1%	-	51.6%	-	
LMMjets&glbp[5]	93.4%	-	53.2%	-	
Gabor Feature Based[7]	96.7%	86.1%	61.2%	58.2%	
Local Active Pixel[8]	93.0%	78.0%	73.0%	70.0%	
제안한 알고리즘	Gabor	93.2%	91.2%	58.0%	51.3%
	LBP	86.3%	76.3%	53.3%	57.3%
	Gabor+LBP	95.5%	93.3%	65.5%	65.4%

[표 1]에 FERET 데이터베이스에서 제공된 눈 좌표를 이용하지 않고 완전 자동으로 얼굴 인식을 수행한 알고리즘들의 인식 성능을 비교한 결과를 도시하였다. Gabor 피쳐만을 이용한 알고리즘들[1][5][7]에서는 dup1에서 성능이 비교적 낮게 나타났으며 LBP 피쳐를 개선한 LAPP[8]에서는 dup1 및 dup2 성능이 비교적 높게 나타났다. 제안한 알고리즘을 이용한 시뮬레이션 결과 Gabor 피쳐만 사용한 인식 알고리즘에서 기존의

연구 결과에 상응하는 성능을 보였으며 LBP 피처를 결합한 경우 인식 성능이 더욱 증가되었다. 특히 표정 변화나 조명 변화에 대해서는 Gabor 피처 자체로서도 비교적 우수한 인식 성능을 보여주었으며 시간의 흐름에 따른 얼굴 변화에 대해서는 LBP 피처가 추가됨으로서 기존 연구 결과[7]에 비해 전체 인식 성능이 상당히 증가된 것을 확인할 수 있었다.

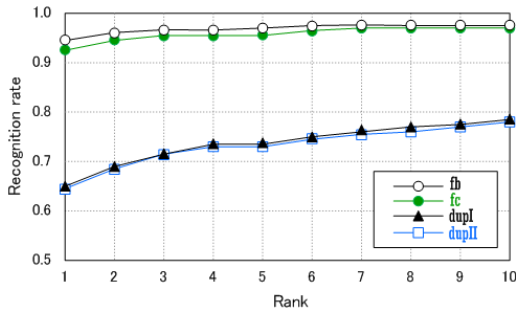


그림 10. 제한한 완전 자동 얼굴 인식 알고리즘을 이용한 FERET 데이터베이스 각 Probe 집합들의 TOP10 Rank별 인식 성능

FERET 얼굴 영상 데이터베이스에 대한 TOP10 랭크별 인식 성능을 [그림 10]에 도시하였다. Probe 집합별 TOP10 후보 인식 성능은 각각 fb=97.7%, fc=96.9%, dupI=78.1% 그리고 dupII=77.8%로서 비교적 우수한 인식 성능을 보였다.

시뮬레이션에서 1,000명의 Gallery 얼굴 영상 템플릿을 추출하여 저장한 다음 하나의 Probe 얼굴 영상에 대한 평균 인식 속도를 추정한 결과 Probe 얼굴 영상을 검출하고 템플릿을 추출하는 속도 0.16초, 1,000명의 얼굴 Gallery 템플릿들과 유사도를 비교하는 매칭 속도 0.10초의 등의 합으로 평균 0.26초를 보였다. 결과적으로 제한한 알고리즘이 천 명 정도의 얼굴 영상들을 실시간으로 인식할 수 있음을 확인하였다.

[그림 11]과 같이 웹카메라 기반으로 제안한 알고리즘을 구현하고 얼굴 사진 영상들을 등록한 다음 카메라로부터 입력되는 얼굴 영상을 실시간으로 인식하는 실험을 수행하였다. 사진 또는 웹카메라로 입력되는 얼굴 영상으로부터 피처 템플릿을 추출하여 등록 및 인식을 할 수 있도록 하였고 유사도가 높은 TOP5의 얼굴 인식

결과를 출력할 수 있도록 구현하였다.

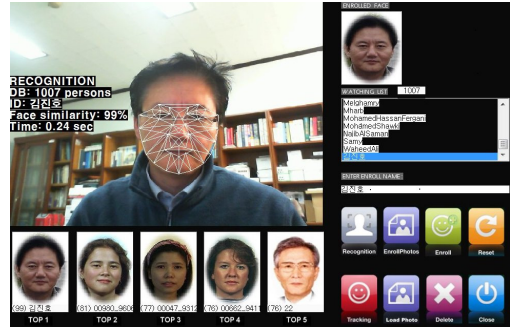


그림 11. 웹카메라 기반으로 제안한 알고리즘을 구현하고 실시간으로 얼굴 인식을 수행하는 사용자 인터페이스

실시간 얼굴 인식 시스템에 1,007명의 얼굴 영상을 등록한 다음 작고 회전된 얼굴, 손이나 옷으로 가린 얼굴 등 다양한 상황으로 입력되는 얼굴 영상을 인식하는 예를 [그림 12]에 도시하였다.

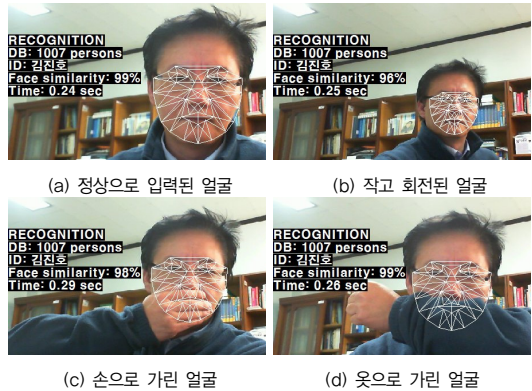


그림 12. 실시간 얼굴 인식 시스템에 1,007명의 얼굴 영상을 등록한 다음 다양한 조건에서 입력되는 얼굴 영상을 인식하는 예

1,000명 이상의 얼굴 영상을 등록한 다음 실시간으로 얼굴을 인식하는 실험 결과 FERET 시뮬레이션에서 측정한 인식 속도와 비슷하게 나타났으며 얼굴 전체의 특징을 이용하여 인식을 하기 때문에 얼굴의 일부가 가려진 경우에도 비교적 정확하게 인식하는 것을 확인할 수 있었다.

VI. 결론

본 논문에서는 얼굴의 눈, 코, 입 및 윤곽선 정보를 바탕으로 설정한 특징점 기반의 얼굴 모델 그래프를 생성하고 이를 입력 얼굴 영상에 맞추어 얼굴 그래프를 추출해서 그래프의 각 특징점으로부터 Gabor 및 LBP 피처를 계산하여 결합하는 방식의 완전 자동 얼굴 인식 알고리즘을 구현하고 시뮬레이션을 수행하였다.

FERET 얼굴 영상 데이터베이스를 이용한 시뮬레이션 결과 기존의 완전 자동 인식 알고리즘들의 연구 결과에 비해 비교적 우수한 인식 성능을 얻을 수 있었으며 일부 가려진 얼굴 영상들도 잘 인식 할 수 있음을 확인하였다. 그리고 1,000명 정도의 얼굴 영상들을 등록하고 한 사람의 얼굴을 인식하는데 평균 0.26초 정도가 소요되어 실시간 얼굴 인식 분야에도 활용할 수 있음을 확인하였다.

Journal of Multimedia, Vol.4, No.4, pp.204-214, 2009(8).

- [6] 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).
- [7] J. H. Kim, "Fully Automatic Facial Recognition Algorithm By Using Gabor Feature Based Face Graph," J. of The Korea Contents Association, Vol.11, No.2, pp.31-39, 2011(2).
- [8] M. Rao, P. Kumar, V. Kumari, and B. GR, "Efficient Face Recognition using Local Active Pixel Pattern (LAPP) for Mobile Environment," CSI J. of Computing, Vol.1, No.1, pp.5-11, 2012.

참고 문헌

- [1] P. Phillips, "The FERET Evaluation Methodology for Face Recognition Algorithms," IEEE Trans. on PAMI. Vol.22, pp.1090-1104, 2000.
- [2] L. Wiskott, "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.
- [3] B. Froba and A. Ernst, "Face Detection with the Modified Census Transform," FGR04, pp.1-6, 2004.
- [4] T. Ahonen, A. Hadid, and M. Pietikainen, "Face Description with Local Binary Patterns: Application to Face Recognition," IEEE Trans. on PAMI, pp.2037-2041, 2006.
- [5] R. Senaratne, S. Halgamuge, and A. Hsu, "Face Recognition by Extending Elastic Bunch Graph Matching with Particle Swarm Optimization,"

저자 소개

김진호(Jin-Ho Kim)



정회원

- 1986년 2월 : 경북대학교 전자공학과(공학사)
- 1988년 2월 : 경북대학교 전자공학과(공학석사)
- 1992년 2월 : 경북대학교 전자공학과(공학박사)
- 1992년 3월 ~ 현재 : 경일대학교 전자공학과 교수
<관심분야> : 패턴인식, 영상처리, 컴퓨터비전