

논문 2009-46CI-1-12

# 얼굴 등록자 인증을 위한 클래스 구별 특징 벡터 기반 서포트 벡터 머신

(Class Discriminating Feature Vector-based Support Vector Machine  
for Face Membership Authentication)

김상훈\*, 설태인\*, 정선태\*\*, 조성원\*\*\*

(Sanghoon Kim, Tae in Seol, Sun-Tae Chung, and Seongwon Cho)

## 요약

얼굴 등록자 인증은 얼굴 인식을 기반으로 인증하고자 하는 사람이 등록자인지, 아닌지를 판별하는 것으로, 기본적으로 2 클래스 분류 문제이다. 서포트 벡터 머신(Support Vector Machine, 이하 SVM)은 2 클래스 분류 문제에 효과적인 것으로 잘 알려져 있다. 얼굴 등록자 인증의 분류에 사용되었던 기존의 SVM들은 각 클래스(등록자 클래스, 미등록자 클래스) 구성원의 얼굴 이미지로부터 추출된 이미지 특징 벡터를 이용하여 훈련되고 인증된다. 이렇게 훈련 세트 구성원들의 이미지 특징 벡터들로 훈련된 SVM은 인증시의 얼굴 이미지가 SVM 훈련 세트의 얼굴 이미지들의 조명, 자세, 표정들과 다른 인증 환경의 경우나 등록자의 가입 및 탈퇴 등으로 등록 클래스나 미등록 클래스의 구성과 크기에 변동이 생기는 인증 환경의 경우에, 강한 성능을 보이기 어려웠다. 본 논문에서는 강한 얼굴 등록자 인증을 위하여, 효과적인 클래스 구별 특징 벡터 기반 SVM을 제안한다. 훈련과 인증에 사용되는 특징 벡터는 2개의 클래스를 잘 구별할 수 있는 특성을 반영하도록 선택되었기 때문에 이를 이용하여 훈련된 제안된 SVM은 등록자 클래스 구성의 변화 및 얼굴 이미지에 있어서의 조명, 얼굴 자세, 얼굴 표정의 변화에 덜 영향을 받는다. 실험을 통해 제안된 SVM에 기반을 둔 얼굴 등록자 인증 방법이 기존 SVM에 기반을 둔 방법보다 성능이 더 나으며, 등록자 클래스 구성의 변화에도 강인함을 보였다.

## Abstract

Face membership authentication is to decide whether an incoming person is an enrolled member or not using face recognition, and basically belongs to two-class classification where support vector machine (SVM) has been successfully applied. The previous SVMs used for face membership authentication have been trained and tested using image feature vectors extracted from member face images of each class (enrolled class and unenrolled class). The SVM so trained using image feature vectors extracted from members in the training set may not achieve robust performance in the testing environments where configuration and size of each class can change dynamically due to member's joining or withdrawal as well as where testing face images have different illumination, pose, or facial expression from those in the training set. In this paper, we propose an effective class discriminating feature vector-based SVM for robust face membership authentication. The adopted features for training and testing the proposed SVM are chosen so as to reflect the capability of discriminating well between the enrolled class and the unenrolled class. Thus, the proposed SVM trained by the adopted class discriminating feature vectors is less affected by the change in membership and variations in illumination, pose, and facial expression of face images. Through experiments, it is shown that the face membership authentication method based on the proposed SVM performs better than the conventional SVM-based authentication methods and is relatively robust to the change in the enrolled class configuration.

**Keywords** : 멤버십 인증, 서포트 벡터 머신, 얼굴 인증, 클래스 구별 특징 벡터, 가버 유사도

\* 학생회원, \*\* 정회원-교신저자, 송실대학교 정보통신전자공학부  
(School of Electronic Engineering, Soongsil University)

\*\*\* 정회원, 홍익대학교 전자전기공학부

(Department of Electronic and Electrical Engineering, Hongik University)

※ 본 연구는 송실대학교 교내연구비 지원으로 수행되었습니다.

접수일자: 2008년8월29일, 수정완료일: 2009년1월5일

## I. 서 론

얼굴 등록자 인증은 얼굴 인식을 기반으로 인증하고자 하는 사람이 등록자인지 아닌지를 결정하는 것을 의미한다<sup>[1~2]</sup>. 등록자 인증은 들어오는 사람의 신원을 확인할 필요가 있는 신원 식별 문제와는 다르게 2 클래스 분류 문제의 하나이다<sup>[1~3]</sup>. 즉, 들어오는 사람이 등록자 클래스에 속하는지, 아닌지를 구별하면 된다. 서포트 벡터 머신(Support Vector Machine, 이하 SVM)은 2 클래스 분류에 효과적인 방법으로 잘 알려져 있으며<sup>[4~5]</sup>, 얼굴 인식 분야에도 잘 적용되고 있다<sup>[6~8]</sup>. 얼굴 등록자 인증에 있어서도 종래의 문턱치 이용 2 클래스 분류보다 성능이 우수한 연구 결과들이 보고되고 있다<sup>[1~2]</sup>.

기존의 SVM에 의한 등록자 인증<sup>[1~2]</sup>은 먼저 등록자 클래스(등록자들로 구성)와 미등록자 클래스에 각각 속한 구성원들로부터 특징 벡터들을 추출하고, 이를 이용하여 SVM을 훈련시킨다. 이후, 인증 시에는 이렇게 훈련된 SVM을 이용하여 인증하고자 하는 사람의 얼굴을 등록 클래스 또는 미등록 클래스로 분류한다. 그런데, 등록자 인증 문제는 보통의 2 클래스 분류 문제와는 다르게 클래스가 동적으로 변동할 수 있다는 기본적인 차이점이 존재한다<sup>[1~2]</sup>. 즉, 등록자의 탈퇴, 신입 회원의 등록 등으로 등록자 및 미등록자 클래스가 고정되지 않고 동적으로 변동할 수 있다. 이 경우, 기존 훈련된 SVM은 등록자의 변동에 따른 특징 벡터 통계를 반영하지 못한다. 따라서 변동을 반영하여 변경된 등록자 및 미등록자 클래스를 다시 훈련시키지 않으면 탈퇴한 사람의 얼굴을 등록된 사람으로, 새로 등록된 사람의 얼굴을 미등록자로 분류할 수 있다. 이러한 기본적인 차이점에 의한 어려움을 해소하기 위한 노력의 일환으로<sup>[1~2]</sup>에서는 얼굴 등록자 인증에 SVM 앙상블과 SVM 분류트리 개념을 각각 도입하였다. 그러나 이 경우들에도 등록자 클래스의 규모가 크게 증가 하는 경우, 특히 미등록자 클래스의 규모와 비슷해지는 경우에 인증 성능은 열화 되었다.

한편, 현재 얼굴 등록자 인증을 포함한 얼굴 인식에서 사용되는 얼굴 이미지 특징 벡터로 사용되는 화소 영상밝기값<sup>[7]</sup>, 고유얼굴(eigenface)<sup>[6, 8]</sup>, 피셔얼굴(fisherface), 하(haar) 특징 벡터, 가버 특징 벡터, 또는 가버 특징 벡터를 주성분 모드 분석(Principal Component Analysis, 이하 PCA)하고 선형 판별 분석(Linear Discriminant Analysis) 하여 얻어진 벡터<sup>[1~2]</sup>

등 그 어떤 것도 조명, 얼굴 자세, 얼굴 표정 변화 등의 영향에 무관하지 못함이 잘 알려져 있다<sup>[9]</sup>. 따라서 얼굴 등록자 인증의 SVM에 이러한 얼굴 이미지 특징 벡터를 사용하는 경우, 훈련 때와는 다른 조명, 얼굴 자세, 얼굴 표정의 인증 환경에서 성능이 열화될 수밖에 없다.

SVM 기반 얼굴 등록자 인증에서의 이러한 문제점들은 근본적으로 SVM의 훈련 및 인증에, 각 클래스(등록자 클래스 또는 미등록자 클래스) 훈련 세트의 구성원 얼굴 이미지 및 인증시의 입력 얼굴 이미지로부터 추출한 특징 벡터들을 사용하는 데 기인한다. 이 경우, 구성원이 변동되거나 구성원의 특징 벡터가 환경에 영향을 받게 되는 경우, 훈련 세트의 구성원의 특징 벡터로 훈련된 SVM은 이러한 구성원 변동 및 훈련 환경과 다른 입력 얼굴 이미지에 대해 강인한 성능을 내기 어려워진다.

이러한 문제점을 대처하는 데에 샘플 얼굴 이미지 자체를 잘 표현하는 특징 벡터를 추출하기 보다는 그 샘플 이미지의 해당 소속 클래스와의 관계를 잘 표현하는 특징 벡터를 추출하는 것이 더 바람직하다. 이러한 특징 벡터는 클래스 구성원(얼굴 이미지) 각각의 특징을 나타내기 보다는 각 클래스와의 관계를 통해 각 클래스를 구별하는 특성을 표현하기 때문에 각 클래스 구성의 크기와 변동에 덜 민감하고 조명, 자세, 얼굴 표정 변화에도 더 강인하게 된다. 따라서 이러한 클래스 구별 특징 벡터를 추출하여 이를 이용하여 SVM을 훈련하고 이렇게 훈련된 SVM을 이용하여 등록자 인증을 하는 것이 필요하다.

본 논문은 먼저 얼굴 인식 기반 등록자 인증 문제에 있어서 2개의 클래스(등록자 클래스/미등록자 클래스)를 잘 구별할 수 있는 클래스 구별 특징 벡터의 선택을 제안한다. 이후, 이를 이용하여 SVM을 훈련하고 훈련된 SVM을 통해 등록자 인증이 보다 강인하도록 개선한 새로운 방법을 제시한다. 실험을 통하여, 본 논문에서 제안한 클래스 구별 특징 벡터 기반 SVM을 이용한 얼굴 등록자 인증 방법이 기존 이미지 특징 벡터 기반 SVM을 이용한 얼굴 등록자 인증 방법보다 인증율이 더 좋으며 등록자 클래스의 크기 변동에도 더 강인함을 확인한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. II장에서는 본 논문의 이론 전개에 필요한 배경 이론인 SVM과 가버 웨이블릿, 가버젯, 얼굴 가버 번치, 얼굴 가버 유사도 등에

대해 기술된다. III장에서는 본 논문에서 제안하는 클래스 구별 특징 벡터와 이를 이용한 SVM 훈련, 훈련된 SVM을 이용한 얼굴 등록자 인증 방법에 대해 설명된다. IV장에서는 실험 및 결과가, 그리고 마지막으로 V 장에서는 결론이 기술된다.

## II. 서포트 벡터 머신 및 얼굴 가버 유사도

### 1. 서포트 벡터 머신 (Support vector Machine)

서포트 벡터 머신(Support Vector Machine, 이하 SVM)은 Vapnik와 그의 동료<sup>[4]</sup>들에 의해 도입된 이후로 데이터 분류의 유용한 기법으로 입증되었다<sup>[5]</sup>. 본 논문에서는 SVM중 C-SVC(C-Support Vector Classification) 형태의 SVM을 사용하였으며 커널 함수로 RBF(Radial Basis Function) 형태를 채택하였다. SVM 알고리즘의 구현으로는 LIBSVM 라이브러리<sup>[10]</sup> 구현을 이용하였다. SVM 및 C-SVC 형태의 SVM 에 대한 자세한 소개에 대해서는 관련 문헌<sup>[5, 10]</sup>을 참조하기로 한다.

### 2. 가버 웨이블릿, 가버젯 및 얼굴 가버 번치

가버 특징 벡터는 얼굴 인식의 최상의 국소 특징 벡터의 하나로 잘 알려져 있다<sup>[11]</sup>. 본 논문에서는 얼굴 이미지 간의 유사도로 가버 특징 벡터에 기반을 둔 유사도를 이용한다. 본 논문에서 사용한 얼굴 이미지 특징점에서의 가버 특징 벡터는 얼굴 이미지 특징점에 대해 가버 웨이블릿 커널과의 컨볼루션에 의해 얻어진 가버 웨이블릿 계수들을 의미한다. 어떤 이미지 화소 위치에서의 가버젯(Gabor jet)은 이 화소에 대해 방향/주파수/위상에 따라 구성되는 각기 다른 가버 웨이블릿 커널들과의 컨볼루션에 의해 얻어진 가버 특징 벡터들의 세트로 정의된다. 본 논문에서 사용한 가버 웨이블릿 커널은 다음과 같이 표현된다<sup>[12]</sup>.

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

여기서,  $\vec{x}$  는  $\vec{x} = (x, y)^t$ 이고 웨이브 벡터  $\vec{k}$ 는  $\vec{k} = \left(\frac{2\pi\cos\theta}{\lambda}, \frac{2\pi\sin\theta}{\lambda}\right)^t$ 로 주어지며, 이 때  $\theta$ 는 웨이블릿의 방향을  $\lambda$ 는 웨이블릿의 파장(주파수 역수에 비례)을 나타낸다. 또한 식(1)에서  $\sigma$ 는  $\lambda$ 에 비례하는 가우시안의 크기를 나타낸다. 본 논문에서는 식 (1)로 표현되는 가버

웨이블릿 커널에 대해  $\theta \in \left\{0, \frac{\pi}{8}, \frac{2\pi}{8}, \frac{3\pi}{8}, \frac{4\pi}{8}, \frac{5\pi}{8}, \frac{6\pi}{8}, \frac{7\pi}{8}\right\}$  와  $\lambda \in \{4, 4\sqrt{2}, 8, 8\sqrt{2}, 16\}$ ,  $\sigma = \lambda$ 의 40개 조합으로 나타나는 가버 웨이블릿 커널을 사용하였다. 이때, j 번째 조합의 가버 웨이블릿 커널을 얼굴 이미지 특징점  $(x_i, y_i)$  근방 각 점에서의 이미지 화소값(밝기값)들과 컨볼루션하여 얻어진 복소 가버 웨이블릿 계수  $g_i^j$  를 특징점  $(x_i, y_i)$ 에서의 j 번째 가버 특징 벡터라 한다. 복소 가버 웨이블릿 계수  $g_i^j$ 은  $g_i^j = a_i^j e^{i\phi_i^j}$  ( $a_i^j$ : 크기,  $\phi_i^j$ : 위상,  $g \equiv \sqrt{-1}$ )로 표현될 수 있다. 본 논문에서는 크기  $a_i^j$ 를 취하여, 벡터  $G_i(x_i, y_i) = (a_i^1, a_i^2, \dots, a_i^{40})^t$  ( $t$ : transpose)를 점  $(x_i, y_i)$ 에서의 크기 가버젯으로 정의하고, 얼굴 이미지 A의 n개의 특징점에서 크기 가버젯이 추출되었을 때, n 개의 크기 가버젯으로 구성된 벡터  $G(A) = (G_1^t, G_1^t, \dots, G_n^t)^t$ 을 얼굴 이미지 A의 얼굴 가버 번치라 정의한다.

### 3. 얼굴 가버 유사도

본 논문에서는 그림 1과 같이, 256x256 크기 얼굴 이미지에서 13x15 격자점들에서의 195개의 점을 선택하고 이 점들에서 얼굴 가버 번치를 추출하였다.

본 논문에서 얼굴 이미지에 대해 그림 1의 195개의 격자점에서 추출된 얼굴 가버 번치의 가버 특징 계수들은 총 7,800(=195x40)개 이다. 이는 SVM을 훈련하고 유사도를 계산하는 데 너무 큰 차원의 데이터이다. 차원을 줄이기 위해 훈련 세트 얼굴 이미지들에서 추출한 얼굴 가버 번치들의 집합에 PCA를 적용하여 95% 에너지를 포함하는 PCA 모드들을 구하였다.

본 논문에서는 얼굴 이미지 A에 대해, 그림 1의 195개 격자점에서의 추출한 얼굴 가버 번치를 PCA 모드 벡터 부분공간으로 투영하여 얻어진 벡터를 'PCA 모드 공간 가버 벡터' 라 정의하고  $PCA(G(A))$ 로 표기하기로 한다. 또한, 본 논문에서는 얼굴 A의 PCA 모드

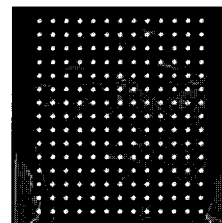


그림 1. 가버 특징점 위치

Fig. 1. Positions of Gabor feature points.

공간 가버 벡터  $PCA(G(A))$ 와 얼굴 B의 PCA 모드 공간 가버 벡터  $PCA(G(B))$ 와의 상관관계식 (2) 를 '얼굴 가버 유사도'  $S(G(A), G(B))$ 라 정의한다.

$$S(G(A), G(B)) = \frac{\sum_{k=1}^m b_k(A)b_k(B)}{\sqrt{\sum_{k=1}^m b_k(A)^2} \sqrt{\sum_{k=1}^m b_k(B)^2}} \quad (2)$$

참고로, 그림 1의 13x15 격자점들에서의 195개의 격자점으로 구성된 격자의 크기는 실험을 통해 식 (2)에 의해 정의된 얼굴 가버 유사도 계산의 부담과 얼굴 가버 유사도를 이용한 얼굴 등록자 인증에 대한 성능을 고려하여 결정한 것이다.

### III. 클래스 구별 특징 벡터 기반 SVM

#### 1. 클래스 구별 특징 벡터 기반 SVM 이용 얼굴 등록자 인증 방법 개요

본 논문에서 제안한 얼굴 등록자 인증 방법은 클래스 구별 특징 벡터를 이용하여 훈련된 SVM을 이용한 사용자 인증이다. 클래스 구별 특징 벡터를 이용한 SVM 훈련 과정은 그림 2(a)와 같으며, 훈련된 SVM을 사용한 클래스 구별 특징 벡터 기반 SVM 이용 얼굴 등록자 인증 과정은 그림 2(b)와 같다.

훈련 및 인증, 또 클래스 구별 특징 벡터 선택을 위한 분석에서 모든 얼굴 이미지는 먼저 크기, 자세 및 조명 정규화를 수행된 후에 이용된다. 즉, 얼굴 이미지에

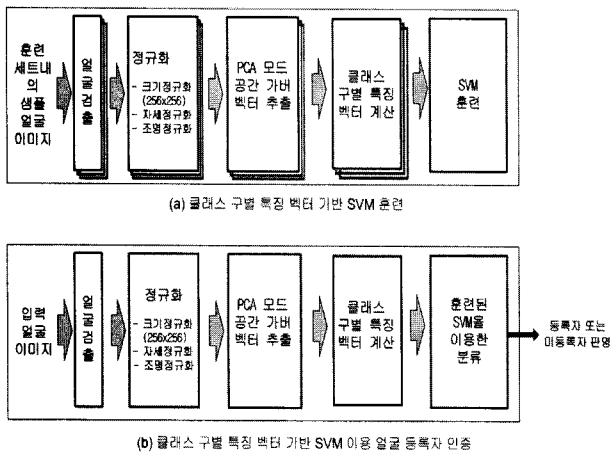


그림 2. 클래스 구별 특징 벡터 기반 얼굴 등록자 인증 방법의 과정

Fig. 2. Processes of class discriminating feature vector-based face membership authentication.

서 (정확한) 얼굴을 찾은 후에 얼굴을 256x256 크기와 얼굴의 눈 위치는 모두 동일한 고정된 위치에 놓이도록 하고 얼굴 자세는 반듯하도록 기하학적 정규화를 수행하고, 이후 조명 정규화를 수행한다. 얼굴 검출은 OpenCV 라이브러리<sup>[13]</sup>에서 제공한, Adaboost 기반 Viola-Jones의 얼굴 검출기<sup>[14]</sup>를 사용하였으며, 조명 정규화는 anisotropic smoothing 방법에 기반을 둔 조명 정규화 방법<sup>[15]</sup>을 활용하였다.

클래스 구별 특징 벡터 기반 SVM 훈련 및 훈련된 SVM 기반 얼굴 등록자 인증에 대해서는 III장 3절과 III장 4절에 보다 자세히 설명되며, 다음절에서는 먼저 클래스 구별 특징 벡터의 선택에 대해 기술한다.

#### 2. 클래스 구별 특징 벡터

본 논문에서 얼굴 등록자 인증을 위한 SVM 훈련에 사용될 2개 클래스 (등록자 클래스 및 미등록자 클래스)를 구별하는 특징 벡터를 선택하기 위해, 분석한 환경은 다음 그림 3과 같다.

등록자 얼굴 이미지 세트는 등록자들의 얼굴 이미지들의 세트이다. 등록자 얼굴 이미지 세트는 각 등록자 당 다양한 여러 개의 얼굴 이미지들을 포함한다. 샘플 얼굴 이미지는 등록자 얼굴 이미지 세트에 등록된 인물의 얼굴 이미지(등록자 얼굴 이미지 세트에 포함된 얼굴 이미지 또는 포함되지 않은 등록자의 다른 얼굴 이미지) 이거나 미등록자의 얼굴 이미지이다.

먼저 그림 3의 등록자 얼굴 이미지 세트의 각 얼굴 이미지들에 대해 그림 2의 과정에서 보이는 바대로 크기 정규화(256x256), 자세 정규화(얼굴 자세가 반듯하도록 함) 및 조명 정규화를 수행한다. 이후, 그림 1의 가버 특징점 위치에서 얼굴 가버 번치들을 추출하고, 이

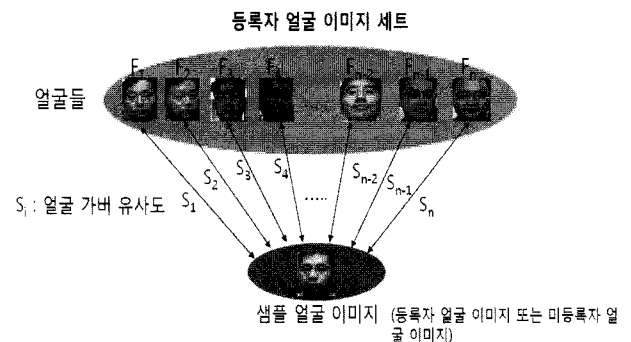


그림 3. 클래스 구별 특징 벡터 선택을 위한 분석 환경  
Fig. 3. Analysis environment for selection of class discriminating feature vector.

얼굴 가버 번치 세트에 대해 PCA를 적용하여 95% 에너지를 포함하는 PCA 모드들을 구하였다. 다음 정규화된 등록자 얼굴 이미지 세트의 각 얼굴 이미지들과 샘플 이미지들에 대해, 해당 이미지의 얼굴 가버 번치를 PCA 모드 벡터 부분공간에 투영하여 얻어진 PCA 모드 공간 가버 벡터들을 구한다.

이러한 분석 환경에서 샘플 얼굴 이미지에 대해 등록자 세트의 모든 얼굴 이미지들과 유사도(얼굴 가버 유사도)를 계산하고 순위를 매겨 분석한 결과, 다음의 경향을 관찰할 수 있었다.

첫째, 각 샘플 얼굴 이미지에 대한 제1순위 유사도 값은 샘플 얼굴 이미지가 등록된 인물의 얼굴인 경우가 그렇지 않은 경우 보다 높았다.

둘째, 샘플 얼굴 이미지가 등록된 인물의 얼굴 이미지이면, 샘플 얼굴 이미지에 대해 높은 유사도를 보이는 등록 얼굴 이미지들은 샘플 얼굴 이미지 인물과 동일 인물의 얼굴 이미지인 경우가 많았다.

셋째, 샘플 얼굴 이미지에 대해 제1순위 유사도를 가진 얼굴 이미지의 인물의 유사도와 다른 인물 중 최고 순위 등록 얼굴 이미지의 유사도와의 차이는 샘플 얼굴 이미지가 등록된 인물의 얼굴인 경우가 그렇지 않은 경우보다 컸다.

샘플 얼굴 이미지에 대해 상기 경향에서 언급된 값들을 계산하면 샘플 얼굴 이미지가 등록자 클래스에 속하는 지 또는 미등록자 클래스에 속하는 지를 잘 구별할 수 있는 것으로 분석되었다.

따라서 본 논문에서는 입력 얼굴 이미지에 대해 다음의 3개 특징값을 계산하고 이들 값을 성분으로 갖는 벡터를 입력 얼굴 이미지의 클래스 구별 특징 벡터로 선택하였다.

- ①특징값 1: 입력 얼굴 이미지에 대한 제1순위 유사도
- ②특징값 2: 입력 얼굴 이미지에 대해 유사도가 5 순위 안에 든 5개의 등록 얼굴 이미지들중 제1순위 얼굴의 인물과 동일한 인물의 얼굴 이미지 개수
- ③특징값 3: 입력 얼굴 이미지에 대해 제1순위 유사도와 제1순위 인물과 다른 인물의 얼굴 이미지들 가운데 최고 순위 유사도와의 차이

여기서, 입력 이미지에 대한 제1순위 유사도는 입력 얼굴 이미지와 등록 얼굴 이미지 세트의 모든 얼굴 이미지들 사이에 계산된 얼굴 가버 유사도 값 가운데 제1순위의 값을 말한다.

특징값 1,2,3 으로 구성된 특징 벡터는 이미지 자체를 표현하는 특성을 나타내기 보다는 해당 입력 얼굴 이미지와 각 클래스와의 관계를 통해 소속 클래스를 구별할 수 있는 특성을 표현하기 때문에 각 클래스 구성의 크기와 변동에 덜 민감하고 구성된 얼굴 이미지의 조명, 자세, 얼굴 표정 변화에도 더 강인하게 된다.

### 3. 클래스 구별 특징 벡터 기반 SVM 훈련 및 인증

클래스 구별 특징 벡터 기반 SVM 훈련은 그림 2(a)와 같이 이루어진다. 훈련 세트는 등록자 얼굴 이미지들의 세트와 미등록자 얼굴 이미지들의 세트로 구성된다.

먼저, 앞 III장 2절의 클래스 구별 특징 벡터 선택을 위한 분석에서처럼 훈련 세트의 등록자 얼굴 이미지 세트에 대해 정규화 전처리를 한다. 다음, 얼굴 가버 번치 세트를 얻고 PCA를 적용하여 95% 에너지를 포함하는 PCA 모드들을 구하고 각 정규화된 등록자 얼굴 이미지들의 얼굴 가버 번치를 이 PCA 모드 벡터 부분공간에 투영하여 얻어진 PCA 모드 공간 가버 벡터들을 추출하여 저장한다. 이후, 정규화된 훈련 세트에 있는 각 얼굴 이미지들의 얼굴 가버 번치를 PCA 모드 벡터 부분공간에 투영하여 PCA 모드 공간 가버 벡터를 구한 후, 등록자 얼굴 이미지들과의 얼굴 가버 유사도를 구한다. 구해진 얼굴 가버 유사도들을 이용하여 각 훈련 세트의 각 얼굴 이미지들에 대해 III장 2절에서 결정한 클래스 구별 특징 벡터(특징 값 1, 특징값 2, 특징값 3)를 계산한다. 참고로 샘플 이미지와 같은 등록 얼굴 이미지에 대해서는 얼굴 가버 유사도가 1이기 때문에 유사도 계산에서 제외하였다. 이제, 얻어진 훈련 세트내의 얼굴 이미지들의 클래스 구별 특징 벡터는 해당 얼굴 이미지가 등록자 얼굴 이미지 세트의 얼굴 이미지이면 등록자 클래스 훈련 데이터로, 미등록자 얼굴 이미지 세트의 얼굴 이미지이면 미등록자 클래스 훈련 데이터로 각각 사용하여 SVM을 훈련한다. 이때, 등록자 클래스 훈련 특징 벡터들에 대해서 SVM의 출력 값은 +1, 미등록자 클래스 훈련 특징 벡터들에 대해서 SVM의 출력 값은 -1을 채택하여 사용하였다.

클래스 구별 특징 벡터 기반 SVM 이용 등록자 얼굴 인증은 그림 2(b)와 같이 이루어진다.

인증시 입력 얼굴 이미지에 대해서, 얼굴을 검출하고 검출된 얼굴에 대해서 크기, 자세 및 조명 정규화를 한 후에 그림 1의 195개 격자점들에서 얼굴 가버 번치를 추출하고 이를 PCA 모드 벡터 부분공간에 투영하여 입

력 얼굴 이미지의 PCA 모드 공간 가버 벡터를 얻는다. 이후 이를 사용하여 입력 얼굴 이미지에 대해 클래스 구별 특징 벡터를 계산하고 이를 훈련된 SVM에 입력한다. SVM 분류 함수의 값이 +1 이면 등록자로 판정하고, 그렇지 않으면(즉, -1), 미등록자로 판정한다.

#### IV. 실험 및 결과 분석

##### 1. 실험 환경 및 실험 방법

본 논문에서 제안하는 방법을 평가하기 위해, 2개의 자체 제작 얼굴 DB를 사용하였다. 하나는 훈련 및 등록용 얼굴 DB이며, 다른 하나는 인증 테스트용 얼굴 DB이다. 훈련 및 등록용 얼굴 DB는 83명의 5개 자세(정면, 좌, 우, 상, 하)로 구성된 640x480 해상도의 415장의 얼굴 이미지로 구성된다. 훈련용 얼굴 DB의 조명 환경은 일정하지 않다. 훈련 및 등록용 자체 제작 얼굴 DB의 샘플 얼굴 이미지들이 다음 그림 4에 나타나 있다.

인증 테스트용 얼굴 DB는 조명, 자세, 얼굴 표정에 제한이 없는 75명의 640x480 해상도의 837개 얼굴 이미지로 구성된다. 75명중 53명은 훈련용 DB에 있는 인물들이다. 인증 테스트용 얼굴 DB의 조명 환경은 훈련용 얼굴 이미지 DB의 조명 환경과 다르다. 인증 테스트용 자체 제작 얼굴 DB의 샘플 얼굴 이미지들이 다음 그림 5에 나타나 있다.



그림 4. 훈련 및 등록용 자체 제작 얼굴 DB의 샘플 얼굴 이미지들

Fig. 4. Sample face images in the domestic face database for training and enrollment.



그림 5. 인증 테스트용 얼굴 DB의 샘플 얼굴 이미지들  
Fig. 5. Sample face images in the domestic face database for authentication testing.

본 논문에서는 제안된 얼굴 등록자 인증 방법과 기존 SVM 기반 얼굴 등록자 인증 방법을 비교하였다. 논문에서 제안한 클래스 구별 특징 벡터 기반 SVM을 이용한 얼굴 등록자 인증 실험 방법은 III장 3절에 기술한 바와 같고, 실험에 사용한 비교 대상 기존 SVM 기반 얼굴 등록자 인증 실험 방법은 다음과 같다.

먼저 훈련 세트의 각 얼굴 이미지들에 대해 PCA 모드 공간 가버 벡터들을 구하고 훈련 세트 중에서 등록자 얼굴 이미지 그룹의 PCA 모드 공간 가버 벡터들과 미등록자 얼굴 이미지 그룹의 PCA 모드 공간 가버 벡터들을 각각 등록자 클래스 (+1) 및 미등록자 클래스 (-1)의 훈련 데이터로 사용하여 SVM을 훈련하였다. 이후, 인증 시에 들어오는 얼굴 이미지에 대해 PCA 모드 공간 가버 벡터를 훈련된 SVM에 인가하여 결과 값이 +1 이면 등록자로 판명하고 -1 이면 미등록자로 판정한다.

##### 2. 실험 결과

본 논문에서 제안하는 클래스 구별 특징 벡터 기반 SVM을 이용한 얼굴 등록자 인증 방법의 성능을 평가하기 위해 2가지의 실험을 수행하였다.

첫 번째 실험에서는 훈련 환경(조명, 얼굴 자세, 얼굴 표정 등)과 다른 인증 환경에 대해, 제안된 얼굴 등록자 인증 방법과 기존 SVM 기반 등록자 인증 방법의 성능을 비교 평가하였다. 첫 번째 실험에 사용한 훈련 세트 및 인증 테스트 세트의 구성은 다음 표 1 과 표 2 와 같다.

훈련 세트의 얼굴 이미지들은 훈련 및 등록 얼굴 DB에서, 인증 테스트 세트의 얼굴 이미지들은 각각 인증 테스트용 얼굴 DB에서 선택되었다. 따라서 인증 테스트

표 1. 훈련 세트의 구성

Table 1. The configuration of the training set.

	등록된 얼굴 이미지수/인물수	미등록된 얼굴 이미지수/인물수
훈련 세트	200장/40명	215장/43명

표 2. 첫 번째 실험의 인증 테스트 세트의 구성

Table 2. The configuration of the authentication test set in the first experiment.

	FRR 테스트 세트 얼굴 이미지수/인물수	FAR 테스트 세트 얼굴 이미지수/인물수
Type A	223장/24명	235장/29명
Type B		369장/21명

트 세트의 얼굴 이미지들은 훈련 세트 얼굴 이미지들에 비해 조명, 얼굴 자세, 얼굴 표정 등이 다른 환경을 갖는다.

훈련 세트는 등록자 그룹(200장/40명)과 미등록자 그룹(215장/43명)으로 구성된다. 인증시의 등록자 세트(등록얼굴이미지/등록인물)는 훈련 세트의 등록자 그룹(등록얼굴이미지/등록인물)과 동일하다. 인증 테스트 세트 Type A와 Type B의 FRR(False Rejection Rate) 인증 테스트용 얼굴 이미지들은 등록자 그룹 40명중의 24명으로서 훈련 세트의 이미지와 조명, 자세, 얼굴 표정 등이 다른 얼굴 이미지들, 즉 동일인물의 다른 얼굴 이미지들이다. 인증 테스트 세트의 FAR(False Acceptance Rate) 테스트용 얼굴 이미지들은 등록되지 않은 인물들의 얼굴 이미지들이며, Type A의 경우는 훈련 세트 미등록자 그룹의 43명 가운데 29명에 대해 조명, 자세, 표정 등이 다른 이미지들, 즉 동일인물의 다른 얼굴 이미지들이며, Type B의 경우는 훈련 세트 미등록자 그룹 인물과 다른, 전혀 훈련된 적이 없는 새로운 인물들의 얼굴 이미지들이다.

SVM 최적 훈련을 위해서 LIBSVM에서 제안한 방법 교차 확인(cross-validation) 및 그리드 탐색(grid-search) 방법<sup>[6]</sup>을 충실히 따랐으며, 이에 의해 세 가지 방법 모두에 대해 FAR = 0.47 (%)로 맞추고 표 1의 훈련 세트에 대해 훈련한 결과는 다음 표 3에 나타나 있다.

참고로 표 3의 인증율은 시도된 전체 샘플 이미지들(이 경우는 훈련 세트의 얼굴 이미지들)에 대해서 등록자의 얼굴은 등록자로 미등록자의 얼굴은 미등록자로 제대로 분류한 이미지들의 비율을 의미한다.

표 2의 인증 테스트 세트에 대한 첫 번째 실험 결과는 표 4와 같다.

표 3. 표 1의 훈련 세트에 대한 훈련 결과  
Table 3. The training results for the Table 1 training set.

방법	FRR / FAR (인증율) (%)
기존 SVM 기반 방법	1.5 / 0.47 (99.03)
제안 방법	2.0 / 0.47 (97.59)

표 4. 첫 번째 실험 결과  
Table 4. The first experiment's result.

방법	테스트 세트	FRR/FAR (인증율) (%)
기존 SVM 기반 방법	Type A	28.70/8.09 (81.88)
	Type B	28.70/30.89 (69.94)
제안 방법	Type A	8.52/1.28 (95.19)
	Type B	8.52/7.86 (91.89)

표 4의 실험 결과는 본 논문에서 제안한 클래스 구별 특징 기반 SVM 방법에 의한 등록자 인증 방법이 기존 SVM 기반 방법에 비해 성능이 더 좋음을 보여 준다.

기존 SVM 기반 방법의 경우, 훈련 세트에 대해 잘 훈련이 되었다(인증율 99.03%), 인증 테스트 세트의 얼굴 이미지의 환경(조명, 자세, 표정 등)이 훈련 세트와 제법 다른 경우(그림 4 및 그림 5 참조)에는 성능이 좋지 않음을 보여 준다. 특히, Type B의 FAR 세트의 인물처럼 이전에 전혀 훈련 되지 않은 경우, 기존 SVM 기반 방법의 SVM은 제대로 분류하지 못한다(FAR 30.89%).

두 번째 실험에서는 등록자 구성원의 변동(증가 또는 감소)에 따른 얼굴 등록자 인증 방법의 강인성을 평가하였다. 첫 번째 실험에서 훈련된 SVM을 그대로 사용하고, 첫 번째 실험의 등록 얼굴이미지수/인물수(200/40)에서 등록자 얼굴이미지수/인물수를 증가(250/50, 350/70), 또는 감소(150/30, 100/20) 시킨 여러 테스트 세트에 대해 FRR, FAR 그리고 인증율을 계산하였다. 실험에 사용한 인증 테스트 세트의 구성은 다음 표 5와 같다.

FRR 테스트 세트 및 FAR 테스트 세트의 얼굴 이미지들은 모두 인증 테스트용 얼굴 DB에서 선택된 것이다. Type C 와 D의 FRR 테스트 세트는 등록자 20명중의 11명에 대한 환경(조명, 자세, 표정)이 다른 얼굴 이미지 162장으로 구성되며, Type E 와 F의 FRR 테스트 세트는 등록자 30명 중의 18명에 대한 환경(조명, 자세, 표정)이 다른 얼굴 이미지 194장으로 구성되며,

표 5. 두 번째 실험의 인증 테스트 세트의 구성  
Table 5. The configuration of the authentication test set in the second experiment.

등록 이미지수 / 등록자수	Type	FRR 테스트 세트 얼굴 이미지수 / 인물수	FAR 테스트 세트 얼굴 이미지수 / 인물수
100장 / 20명	Type C	162장 / 11명	296 / 42명
	Type D		Type B의 경우와 동일
150장 / 30명	Type E	194장 / 18명	264장 / 35명
	Type F		Type B의 경우와 동일
250장 / 50명	Type G	263장 / 29명	195장 / 24명
	Type H		Type B의 경우와 동일
350장 / 70명	Type I	386장 / 43명	72장 / 10명
	Type J		Type B의 경우와 동일

표 6. 두 번째 실험 결과  
Table 6. The second experiment's result.

Methods	등록자 이미지 수/ 등록자 수	테스트 세트	FRR/FAR (인증율)(%)
기존 SVM 방법	200장 /40명	Type A	28.70/8.09 (81.88)
		Type B	28.70/30.89 (69.94)
	100장 /20명	Type C	33.33/36.82 (64.41)
		Type D	33.33/30.89 (68.37)
	150장 /30명	Type E	29.38/30.30 (70.01)
		Type F	29.38/30.89 (69.63)
250장 /50명	Type G	38.78/8.72 (74.01)	
	Type H	38.78/30.89 (65.83)	
제안 방법	200장 /40명	Type A	8.52/1.28 (95.19)
		Type B	8.52/7.86 (91.89)
	100장 /20명	Type C	5.56/2.70 (96.29)
		Type D	5.56/5.42 (94.54)
	150장 /30명	Type E	7.22/4.56 (94.31)
		Type F	7.22/6.23 (93.43)
250장 /50명	Type G	8.37/1.54 (94.54)	
	Type H	8.37/7.86 (91.93)	
350장 /70명	Type I	10.10/2.78 (91.05)	
	Type J	10.10/11.11(89.41)	

Type G 와 H의 FRR 테스트 세트는 등록자 50명 중의 29명에 대한 환경(조명, 자세, 표정)이 다른 얼굴 이미지 263장으로 구성되며, Type I 와 J의 FRR 테스트 세트는 등록자 70명 중의 43명에 대한 환경(조명, 자세, 표정)이 다른 얼굴 이미지 386장으로 구성된다. Type C, Type E, Type G 그리고 Type I의 FAR 테스트 세트는 43명의 훈련 세트 미등록자 그룹중의 각각 42, 35, 24, 10명의 환경(조명, 자세, 표정)이 다른 얼굴 이미지들이다. 두 번째 실험 결과는 표 6과 같다.

표 6의 실험 결과는 제안 방법은 훈련을 다시 시키지 않아도, 등록자 구성원의 변동에 대해 기존 SVM에 의한 얼굴 등록자 방법보다 훨씬 강인함을 보여준다.

### V. 결 론

본 논문에서는 기존 SVM 기반 얼굴 등록자 인증 방법에 비해, 등록자 클래스 구성의 변화와 얼굴 이미지에 있어서 조명, 얼굴 자세, 얼굴 표정 등의 변화에 대해 보다 강인하게 개선된 얼굴 등록자 인증 방법을 제

안하고 강인성의 개선을 실험을 통해 확인하였다.

얼굴 등록자 인증에 이용되었던 기존의 SVM들은 각 클래스 (등록자 클래스, 미등록자 클래스) 구성원의 얼굴 이미지로부터 추출된 이미지 특징 벡터를 이용하여 훈련되고 인증된다. 이렇게 훈련 세트 구성원들의 이미지 특징 벡터들로 훈련된 SVM은 인증시의 얼굴 이미지가 SVM 훈련 세트의 얼굴 이미지들의 조명, 자세, 표정들과 다른 인증 환경의 경우나 등록자의 가입 및 탈퇴 등으로 등록 클래스나 미등록 클래스의 구성과 크기에 변동이 생기는 인증 환경의 경우에 강인한 성능을 보이기 어렵다.

반면, 본 논문에서 제안한 SVM은 훈련과 인증에 2개의 클래스(등록자 클래스, 미등록자 클래스)를 잘 구별할 수 있는 특성이 반영되도록 선택된 특징 벡터를 이용하여 훈련하고 인증되므로 등록자 클래스 구성의 변화 및 얼굴 이미지에 있어서의 조명, 얼굴 자세, 얼굴 표정의 변화의 영향을 덜 받는 개선된 성능을 보였다.

### 참 고 문 헌

- [1] S. Pang, D. Kim and S. Y. Bang, "Membership authentication in the dynamic group by face classification using SVM ensemble," Pattern Recognition Letters, vol. 24, no 1-3, Jan. 2003.
- [2] S. Pang, D. Kim and S. Y. Bang, "Face membership authentication using SVM classification tree generated by membership-based LLE data partition," Neural Networks, IEEE Transactions on, vol. 16, no. 2, pp. 436-446, March 2005.
- [3] F. Xie, G. Xu and E. Hundt, "A face verification algorithm integrating geometrical and template features," in Proc. Advances in Multimedia Information Processing, vol. 2195, LNCS, pp. 253-260, 2001.
- [4] B. E. Boser, I. Guyon and V. Vapnik, "A training algorithm for optimal margin classifiers", Proc. 5th Annual Workshop on Computational Learning Theory, ACM Press, pp. 144-152, 1992.
- [5] C. J. Burges, "A tutorial on Support Vector Machines for Pattern Recognition," Data Mining and Knowledge discovery, 2, pp. 121-167, 1998.
- [6] G. Guo, S. Z. Li and K. Chan, "Face Recognition by Support Vector Machines," 4th IEEE Int'l Conf. on Automatic Face and Gesture Recognition, pp. 196-201, 2000.
- [7] B. Heisele, P. Ho and T. Poggio, "Face



Recognition with Support Vector Machines: Global Versus Component-based Approach," International Conference on Computer Vision (ICCV'01), vol 2, pp. 668-694, Vancouver, Canada, 2001.

- [8] P. J. Phillips, "Support vector machines applied to face recognition," Adv. Neural Inform.Process. Syst. 11, pp. 803-809, 1998.
- [9] Y. Adini, Y. Moses and S. Ullman, "Face Recognition: The problem of compensating for changes in illumination direction," IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 19, no. 7, pp. 721-732, July 1997.
- [10] C. Chang and C. Lin, "LIBSVM :A Library for Support Vector Machines," <http://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/libsvm/>
- [11] J. Zou, Q. Ji and G. Nagy, "A Comparative Study of Local Matching Approach for Face Recognition," IEEE Trans. Image Processing, vol. 16, Issue 10, pp. 2617-2628, Oct 2007.
- [12] L. Wiskott, J. M. Fellous, N. Kuiger and 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.
- [13] Open Source Computer Vision library ; <http://www.intel.com/technology/computing/opencv>
- [14] R. Lienhart and J. Maydt, "An Extended Set of Haar-like Features for Rapid Object Detection," IEEE ICIP 2002, vol. 1, pp. 900-903, Sept 2002.
- [15] R. Gross and V. Brajovic, "An image preprocessing algorithm for illumination invariant face recognition," In Audio- and Video-Based Biometric Person Authentication, vol. 2688, pp. 10-18, June 2003.
- [16] C. Hsu, C. Chang and C. Lin, "A Practical Guide to Support Vector Classification," <http://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/papers/guide/guide.pdf>

---

— 저 자 소 개 —



김 상 훈(학생회원)  
2006년 2월 숭실대학교 정보통신  
전자공학과 학사 졸업  
2008년 2월 숭실대학교 전자과  
대학원 석사 졸업  
2008년 3월~현재 숭실대학교  
대학원 박사과정 재학  
<주관심분야 : 얼굴 인식, 임베디스 컴퓨팅>



설 태 인(학생회원)  
2008년 2월 숭실대학교 정보통신  
전자공학과 학사 졸업  
2008년 3월~현재 숭실대학교  
대학원 전자과 석사과정  
재학  
<주관심분야: 얼굴인식, 임베디드  
컴퓨팅>



정 선 태(정회원)  
1983년 2월 서울대학교  
전자공학과 학사  
1990년 12월 미국 미시간대학교  
(앤아버) 전자 및 컴퓨터  
박사  
1991년 3월~현재 숭실대학교  
정보통신전자공학부 교수

<주관심분야 : 생체인식, 지능형 영상감시, 임베  
디드 멀티미디어>



조 성 원(정회원)  
1982년 2월 서울대 전기공학과  
학사  
1992년 2월 Purdue University  
전기공학과 박사  
2009년 현재 홍익대 전자전기  
공학부 교수

<주관심분야 : 인공지능, 생체인식, 지능형 시스  
템, 패턴인식>