

얼굴 인식 성능 향상을 위한 재분류 방법

배경률

상명대학교 소프트웨어학부
(jbae@smu.ac.kr)

최근 생체인식에 대한 관심이 증가하면서 출입 통제나 사용자 인증과 같은 보안 분야에 적용이 활발히 진행되고 있다. 특히 얼굴인식은 생체인식 기술 중 사용자 편의성과 접촉 거부감이 적어 활용성이 증대되고 있으나 타 인식기술에 비해 인식 결과의 정확성과 재시도율(Re-attempt Rate)에 취약한 단점이 있다. 본 논문에서는 이러한 단점을 보완하기 위해 데이터 분류 방법(Data Classification Algorithm)으로 인식 결과를 재분류(Re-Classification)하는 접근법에 대해서 제안하고자 한다. 본 실험을 위해서 대표적인 형상 기반(Appearance-based) 알고리즘인 PCA를 사용하였고, 200명(총 얼굴 영상 2000장)을 대상으로 제안한 재분류 접근법을 적용한 결과 재인식의 경우 성능이 향상되었음을 확인하였다.

Key words : 생체인식, 얼굴인식, 데이터 분류 방법, 얼굴 데이터 재분류

논문접수일 : 2004년 11월

게재확정일 : 2004년 12월

교신저자 : 배경률

1. 서론

지난 몇 년 동안 생체인식기술의 성장으로 인식기술을 상용화한 많은 생체인식 제품들이 출시되고 있다. 이 중에서도 사용자 편의성 측면에 강점을 갖고 있는 얼굴인식기술은 공항의 입출국 관리 및 기업, 기관의 출입 통제 등 다양한 형태로 발전하고 있다. 이러한 시스템을 공급하는 벤더들은 서로의 장단점을 분석하고 보완하기 위한 목적으로 시스템 간 성능 평가를 시행함으로써 인식 단계별 성능을 보완하고 있다. 인식의 기본적인 단계는 다음과 같다.

- 1 단계- 획득 (Acquisition Level) : 사용자가 인식장비를 통해 입력한 생체 정보를

획득하는 단계

- 2 단계- 특징추출 (Feature Extraction Level) : 획득한 생체 정보 내에서 유일한 특징 정보를 추출해내는 단계
- 3 단계- 특징간 매칭 (Matching Level) : 추출한 특징 정보들이 등록된 데이터베이스와 새롭게 획득된 생체 정보간의 특징 유사도 비교 단계
- 4 단계- 판정 (Decision Making Level) : 인식 허용범위를 정하고 유사도의 수준을 판정하는 단계

위 단계 중 1-3단계는 얼굴인식을 위한 전처리 (Pre-processing) 단계로 유사도 결정의 80% 이상을 차지하는 중요한 과정이 된다. 이후 4단계는

유사도가 결정된 후 유사도의 경중(輕重)을 판단하는 과정으로 전처리 단계에서 분류하지 못한 문제점들을 보완하게 된다. 대부분의 상용 시스템들은 전처리 단계의 성능에 의존하기 때문에 전처리 비용은 증가하고 후처리 단계는 상대적으로 단순화시키는 경향이 있다 (Salil et al. 2002). 그러나 이러한 시스템들은 카메라와 사용자 간의 거리, 주변 조도의 변화, 수염이나 헤어스타일의 변화, 복잡한 주변 환경에 민감하게 반응하는 취약점에 대해서 적응하기 어렵다 (Steven 2002; Tony et al. 2001; Wayman 2001). 또한, 이들 취약점은 결과적으로 얼굴 특징의 구별성(Distinctiveness)을 저하시켜 보안시스템이나 사용자 인증과 같은 시스템 구축에 치명적인 오류를 가져오게 된다 (배경물 2003-4; 송지환 2004).

반면에 전처리 절차를 간단한 선형 분류기(linear classifier)를 사용할 경우 재시도 비용은 줄일 수 있으나 정확성이 낮아져 재시도 횟수가 증가하게 되므로 재시도 비용이 상대적으로 높아지는 결과를 초래한다 (Ratha et al. 2001). 이러한 문제는 최근 상용화되는 제품들이 초당 30프레임의 영상 내에서 실시간으로 얼굴을 인식하는 시스템을 추구한다는 점에 있어 재시도율(Re-attempt Rate)은 더 큰 의미를 갖고 있다 (Tony et al. 2001). 따라서, 일반적인 얼굴 인식 분류기를 이용하되 가능한 재시도율을 최소화하는 후처리 기법(Post-processing)을 이용해서 정확성을 높이는 방법을 선택하였다. 또한 현재의 결과만 가지고 진위 여부를 결정하기에는 다소 무리가 있기 때문에 본 논문에서 제안하는 데이터 재분류 방법에서는 결과의 수준에 따라 그룹을 만들고 다음 인식 시도에서 얻어진 결과 그룹과 이전 결과 그룹간의 유사성을 비교함으로써 인식의 확률을 높일 수 있도록 하였다.

연구에 대한 실험은 전처리보다는 후처리 기법을 통한 성능 향상에 초점을 두고 있으므로 전처리 과정 중 얼굴을 탐지 및 정규화하는 과정은 생략하고 128 × 128 크기에 양쪽 눈의 위치를 동일하게 정규화한 200명의 얼굴 영상(총 2000장의 얼굴 영상)을 활용하였으며, 얼굴 인식을 위해서는 대표적인 형상 기반 얼굴인식 알고리즘인 PCA(Principal Component Analysis)를 사용하여 시스템을 구현하였다. 본 논문의 2장에서는 기존의 얼굴 결과를 도출하는 얼굴 인식 분류기에 대한 개념과 방법에 대한 소개 및 취약성에 대해서 분석해보고, 3장에서 기존 얼굴인식 분류기의 취약점을 개선하기 위해 사용될 데이터 분류 방법과 얼굴인식 결과 재분류 방법을 제안한다. 그리고, 4장에서는 제안한 알고리즘을 적용한 얼굴인식 시스템의 성능 평가 및 실험 결과를 도출하였다.

2. 얼굴 인식 분류기 (Face Recognition Classifiers)

얼굴인식 기술의 핵심 기능은 원하는 관심영역(Region of Interest) 내에 위치한 얼굴 영상과 이전에 등록해둔 얼굴 영상간 매칭(Matching) 결과에 대한 유사도를 제공한다는 점에 있으며, 신속하고 정확한 매칭 결과를 제공하기 위해서는 잘 정의된 얼굴 분류기(Face Classifier)가 필요하다. 현 얼굴인식 시스템에 활용되고 있는 얼굴 분류기로는 형상 기반(Appearance-based) 얼굴 분류기가 가장 대표적이며, PCA (Turk et al. 1991), ICA (Bartlett et al. 1998), LDA (Belhumeur et al. 1997)가 있다. 이들 얼굴 분류기는 앞서 살펴본 인식 단계 중 3, 4단계(특징 추출 및 매칭)에

있어 간단하면서도 효율적인 전처리 분류 방법으로 알려져 있다. 본 논문에서는 후처리 분류 방법의 제안에 중점을 두고 있으므로 가장 일반적인 전처리 분류기인 PCA 방식만을 대상으로 시스템을 구현하였다.

2.1 형상 기반 얼굴 분류기 (Appearance-based Face Classifier)

형상 기반 얼굴 분류방법인 PCA(Principal Component Analysis)는 분류하고자 하는 2차원 평면 상의 얼굴 영상들을 고차원의 벡터 공간으로 벡터화(Vectorizing)한다.

벡터화된 얼굴 영상은 PCA 상의 기저벡터(basis vector)로 투영되며, 투영된 계수(coefficient)들은 각 얼굴 영상의 특징 표현에 사용된다. 등록된 학습 데이터와 새롭게 입력된 얼굴 영상간의 매칭 스코어는 두 계수 벡터 사이의 각도에 대한 코사인 값으로 계산된다. $n \times N$ 크기의 데이터 행렬 X 는 $X = (x_1, x_2, \dots, x_i, \dots, x_N)$ 로 표현할 수 있으며, $p \times p = n$ 인 $p \times p$ 크기의 얼굴 영상과 연결되어 각 x_i 는 n 차원의 얼굴 벡터로 나타낼 수 있다. 여기서 n 은 얼굴 영상 내 총 화소(pixel)수를 의미하며, N 은 학습 집단 내 얼굴 영상의 개수를 나타낸다. 학습 영상 $\mu = \sum_{i=1}^n x_i$ 의 평균 벡터(mean vector)는 각 영상 벡터와 차분된다. 즉, 원 영상 벡터로부터 투영된 특징 벡터까지의 선형 변환(linear transformation)으로 표현할 수 있게 된다.

$$Y = W^T X \quad \text{수식 (1)}$$

수식 1에서 Y 는 $d \times N$ 크기의 특징 벡터 행렬이며, 여기서 d ($d < n$)는 특징 벡터의 차원을 의

미하고, W 는 변환 행렬이다. PCA의 기저 벡터에 대한 정의는 분산 행렬 S^T 는 고유벡터(eigenvector)들로 표현되며, 아래와 같이 수식으로 나타낼 수 있다.

$$S^T = \sum_{i=1}^N (x_i - \mu)(x_i - \mu)^T \quad \text{수식 (2)}$$

PCA의 변환 행렬 W_{PCA} 는 최대 고유값(eigenvalue) d 에 상응하는 고유벡터들로 구성된다. 투영된 이후 n 차원 공간내의 입력 벡터(얼굴)는 d 차원 부분공간내의 특징 벡터로 줄어드는 원리이다.

2.2 얼굴 영상 검증 (Verification of Face Images)

앞서 살펴본 형상 기반 얼굴 분류방법에 의하여 얼굴 공간이 정의되면, 일반 행렬 곱에 의해서 얼굴 공간으로 입력된 얼굴 영상을 투영시킬 수 있다.

$$\omega_k = u_k^T (\Gamma - \Psi) \quad \text{수식 (3)}$$

여기서 u_k 는 k 번째 고유벡터이며, ω_k 는 벡터 $\Omega^T = [\omega_1, \omega_2, \omega_3, \dots, \omega_M]$ 의 k 번째 가중치를 나타낸다. M 의 가중치는 각 가중치와의 합에 의한 고유얼굴(eigenface)의 곱으로 계산되며, 각 고유얼굴의 기여도를 의미한다. 벡터 Ω 는 얼굴 공간에 투영된 각 사람의 얼굴 영상에 대한 키(face-key)가 된다. 일반적으로 얼굴 영상에 대한 검증(verification) 또는 매칭(matching)이라 함은 두 키 사이의 유사도를 비교하는 것이며, 현 시스템

들이 적용하는 일반적인 유사도 측정 방법으로는 수식 4와 같은 유클리디언 거리 측정(Euclidean distance measure)이 사용되고 있다.

$$\epsilon = \|\Omega_a - \Omega_b\|^2 \quad \text{수식 (4)}$$

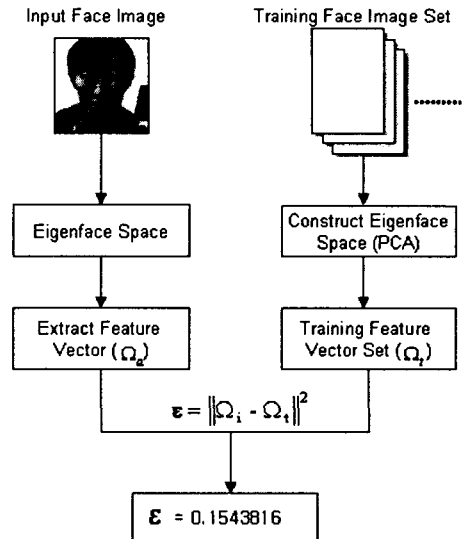
두 키 사이의 거리가 구해지면 정해진 임계값(threshold)에 따라 임계 범위 내에 포함된 경우(두 얼굴이 매치된 경우)와 임계 범위 밖에 나타난 경우(두 얼굴이 매치되지 않은 경우)를 나타낼 수 있다. 그림 1은 유클리디언 거리 측정을 이용하는 단일 분류기 처리 구조를 나타낸 것이다. 여기서 시도 거부를 포함한 재시도에 대한 평균 비교 시도 횟수의 측정은 수식 5를 이용하면 구할 수 있다.

$$n_c = 1/2n_p(n_i^2 - n_i) \quad \text{수식 (4)}$$

여기서, n_p 는 참여자수를 의미하며, n_i 는 각 참여자당 얼굴 등록수를 나타낸다. 본논문에서는 테스트 참여자수: 200명, 각 참여자 별 등록수 10개 기준으로 했을 때 얼굴 영상 1개 당 평균 비교 시도수 n_c 가 9000번 발생한다.

2.3 일반적인 검증방식의 문제점 (Drawbacks of simple verification scheme)

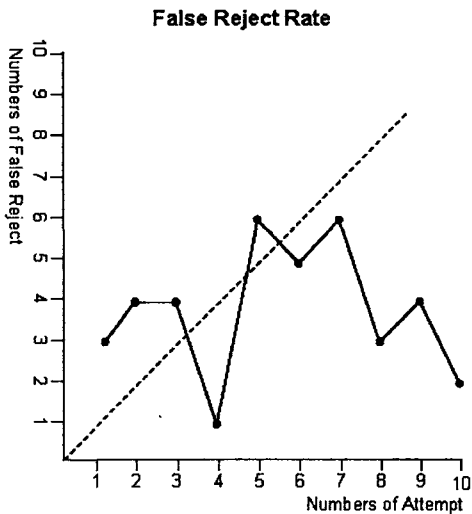
앞 절에서 소개한 검증 과정을 거쳐 나온 매칭 스코어는 벡터 사이의 거리만으로 진위여부를 측정하게 되므로 단일 요소에 의한 검증방식이라 할 수 있다. 단일 검증방식의 도입은 검증절차를



[그림 1] 유클리디언 거리 측정을 이용하는 단일 분류기 처리 구조

간소화시키기 때문에 얼굴인식 성능 중 인식 속도를 높여줄 것으로 예상할 수 있지만, 단순 비교만으로 진위여부를 판정하므로 본인조차도 타인으로 처리하는 FRR(본인 거부율)이 증가되어 2.2에서 살펴본 재시도수가 n_i 의 제곱근 이상으로 늘어나게 되며, 심각하게는 정확성이 결여된 보안 시스템이 될 수 있다는 점에서 검증절차에 대한 보완이 필요하다. 그림 2는 그림 1의 단일 분류기를 이용하는 시스템에서 얼굴을 임의대로 인식하여 얻은 인식 시도 대비 본인 거부율을 그래프로 표현한 것이다.

그림 2의 1차 시도는 전처리 과정을 거쳤으나 3회 재시도까지 본인 거부가 일어났으며, 4차 시도는 임계범위 내에 포함되고 전처리 과정이 정상적으로 일어나 Best Case로 1회 시도에 Acceptance를 기록했다. 5차 시도와 7차 시도는 임계 범위에 근접하지 못해서 시도 횟수가 증가한 Worst Case이다. 따라서 일반적인 데이터 분



[그림 2] 인식 시도 대비 본인 거부율

류 방식으로는 본인 거부 횟수가 10회 인식에 평균 4회 시도 하였으며, 1번 시도에 평균 530m/s를 기록해서 10회 인식에 평균 2120m/s의 인식 처리 시간을 소비하였다.

3. 인식결과 재분류 방법 (Re-classifying Method of Results)

얼굴인식 시스템의 고질적인 취약점들은 성능 평가에 있어서도 매우 중요하게 다루어지고 있는 주제로 이를 해결하기 위한 연구들이 진행되고 있다 (Ratha et al. 2001; Tony et al. 2001; Wayman 2001). 대표적인 취약점 해결 방안인 특징 추출단계에서 분류기(classifier)의 성능을 향상시키는 전처리 기법(Pre-processing)은 처리 단계의 복잡도(complexity)를 증가시키고, 그림 2의 결과와 같이 인식 시도에 실패할 경우 재시도에 소비되는 분류비용(classification cost)이 증가

한다는 점에서 인식 처리속도를 증시하는 상용화 제품에는 비효율적인 방법이다 (Shi et al. 1998).

따라서 인식 재시도와 관련한 인식 성능을 향상시키기 위한 대안을 다음과 같이 제안한다.

<표 1> 인식 재시도와 관련된 성능 개선안

기존 방법	기능	개선안
유클리디언 거리 측정	매칭 방법	기존 방법 + 후보 거리 측정
-	후처리 분류 방법	One-to-One Classification
전체 DB 재검색	검색 방법	후보 기반 영역 재검색

기존의 전처리 매칭 방법인 유클리디언 거리 측정에 의한 매칭 스코어는 벡터 사이의 단순 거리측정이므로 결과에 대한 정확성을 보장해주기 어렵다 (Ratha et al. 2001). 이런 기존 방법에 대한 보상 기법으로서 본 논문에서는 후보거리 측정(Candidate Distance Measure)을 이용하였고, 기존 인식 시스템에서 도입하지 않았던 후처리 분류방법으로 1대1 분류기 (One-to-One Matching Classifier)를 이용하는 방법, 그리고 재시도의 경우 전체 얼굴을 검색해야 하는 비효율적인 부분을 보상하는 후보 기반 영역 재검색 방법(Candidate Region-based Re-Searching Scheme)을 적용하였다.

3.1 후보거리 측정 (Candidate Distance Measure)

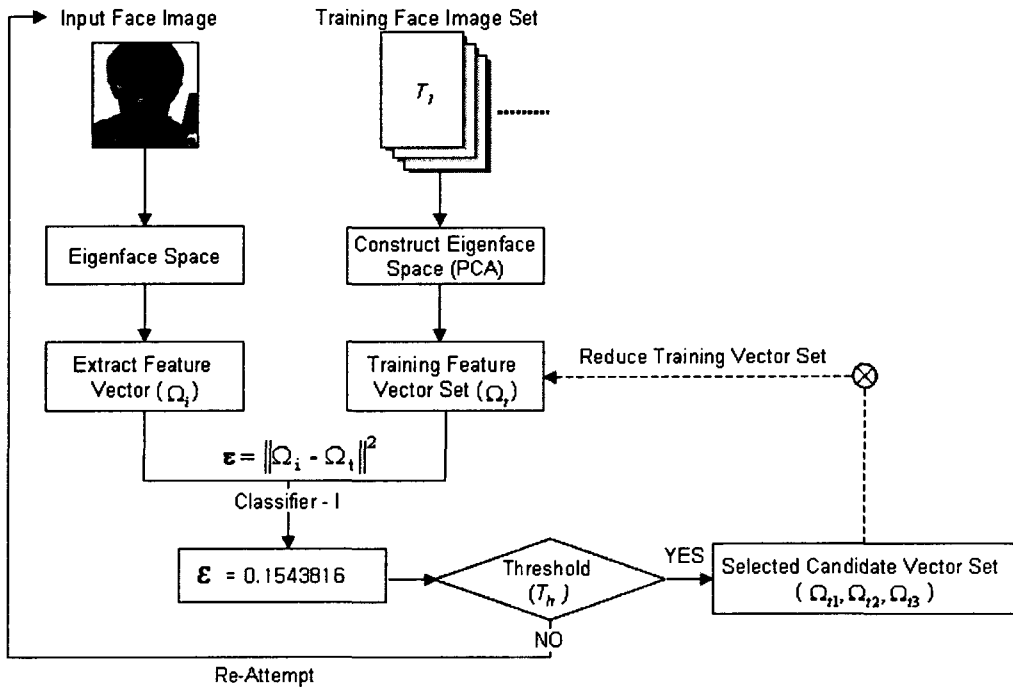
후보거리 측정기법은 임계값을 설정하고 유클리디언 거리 측정 결과 중 임계 범위 내에 속하는 벡터들을 하나의 후보 집단으로 구성하고 다음 시도부터는 이 후보 집단 내의 벡터들을 학습 벡터 집단과 XOR 연산한 뒤 정렬 없이 모두 읽어온

다. 임계값 내에 속하는 벡터 집단은 1~3개 사이의 집단으로 축소되기 때문에 학습 얼굴의 수가 증가할수록 축소는 효율은 비례적으로 증가한다. 또한 이미 축소된 벡터 집단은 후보로 지정되어 있어서 정렬 없이 읽어 들여 정렬에 필요한 처리량을 줄이는 방법을 이용하였다. 다음 그림 3은 후보거리 측정이 추가된 처리 구조를 표현한 것이다.

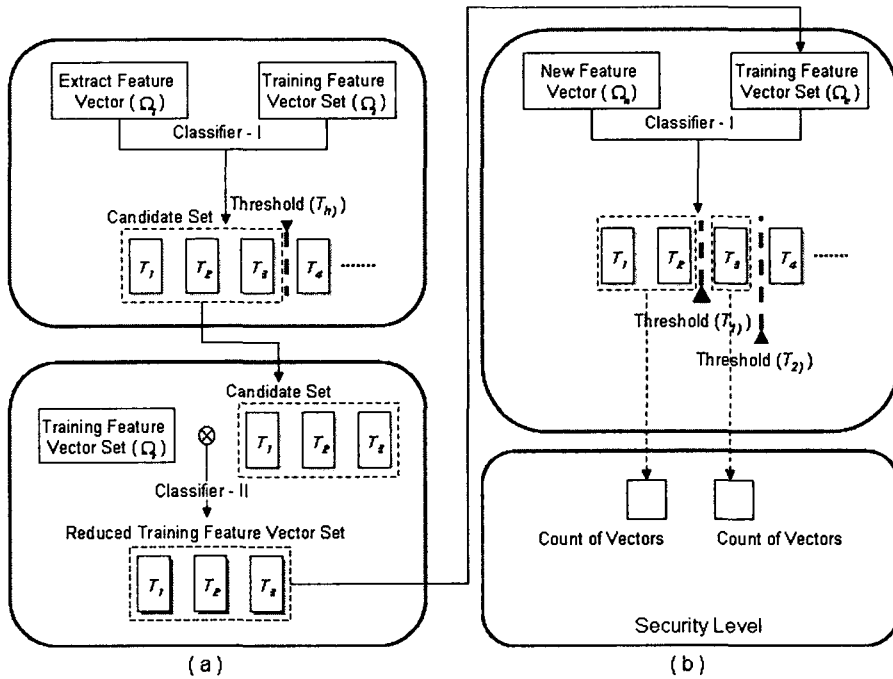
3.2 일대일 분류기 (One-to-One Matching Classifier)

이전의 얼굴인식 시스템들은 결과에 대한 후처리 과정이 전체 시스템의 처리량을 증가시킬 것이라는 판단으로 별도의 분류기법을 채택하지 않

았다. 이는 결과에 어떤 의미를 부여하지 않고 단순히 임계 범위 내에 포함된 것들 중 가장 거리가 가까운 벡터를 근사값으로 채택하는 것이다. 그러나 근사값이 임계 범위에서 멀리 떨어진 벡터가 가장 근사한 값이라고 분류되었을 경우 그림 2의 5차와 7차 시도처럼 재시도 비율이 높아지며, 임계 범위에 근접하는 경우도 모든 벡터 집단에 대해서 재시도하게 되므로 효율이 낮다 (Pramod 1997; Bruneli et al. 1995). 따라서 단순 재시도 방법보다는 후보거리 측정에 의해 선택된 후보벡터 집단을 순차적으로 일대일 매칭함으로써 1회 시도에서 실패하더라도 2회 시도 대상이 후보벡터 집단으로 축소되며, 재시도 처리시간을 줄일 수 있었다. 그림 4(a)에서는 후보거리 측정에 의한



[그림 3] 후보거리 측정에 의한 인식처리 구조



[그림 4] (a)일대일 분류기의 세부 구조 (b)후보기반 영역 재검색에 의한 구조

인식처리 구조 내 일대일 분류기를 세부적으로 표현하였다.

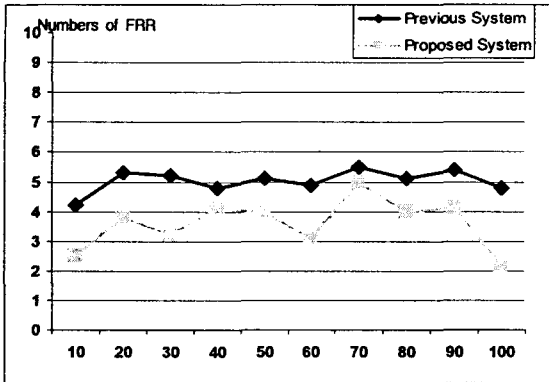
3.3 후보기반 영역 재검색 (Candidate Region-based Re-Searching Scheme)

일대일 분류기로 분류된 후보벡터 집단은 여러 번 시도가 일어나는 경우에 매칭해야 하는 얼굴벡터의 수를 줄일 수 있었다. 이전에 시도한 인식 참가자가 인식에 성공하지 못하고 재시도에 다시 참여한 경우 새로 입력된 얼굴 벡터는 기존의 학습 벡터 집단에 아닌 임계 범위 내에서 가장 근사한 1~3개로 압축된 후보벡터 집단과 매칭된다. 그림 4(b)에서와 같이 후보벡터 집단은 근사한 유사도를 가지며, 입력된 벡터와의 거리가 가깝다는 원리를 이용해서 후보벡터 집단과의 매칭에서는

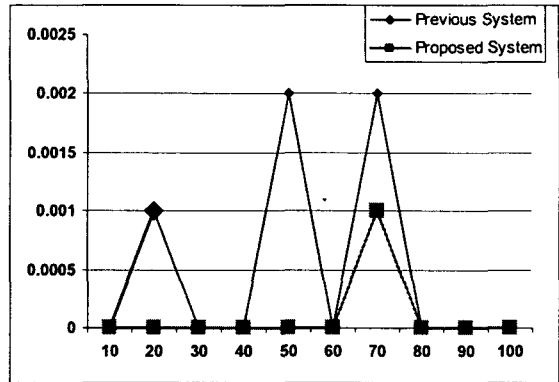
두 개의 임계값을 주어 가장 근사한 임계범위에 해당하는 벡터의 수와 중간 임계범위의 벡터수를 계산해 벡터의 수치에 따라 보안의 강도를 조절할 수 있다 (Clark et al. 1999).

4. 실험 결과 및 결론

본 논문에서 제안하는 데이터 재분류 방법을 적용한 시스템의 테스트를 위해서 총 200명(1인당 10장씩의 얼굴 영상)을 등록시켜두고, 임의의 참여자를 선발해서 각 10회씩 기존 시스템과 제안한 시스템을 이용해서 테스트해보았다. 연구의 목표는 두 시스템간 성능 측정기준이 되는 FAR과 FRR의 비교로써 속도 및 재시도 비율의 차이



(a) FAR (False Acceptance Rate; 타인 수락율)



(b) FRR (False Reject Rate; 본인 거부율)

[그림 5]

를 평가를 분석해 제안한 시스템이 어느 정도의 성능 향상을 가져오는가를 확인하였다. 그림 5(a)는 두 시스템간의 FAR(타인 수락율)의 도수값을 나타낸 그래프이며, 그림 5(b)는 FRR(본인 거부율)에 대한 도수값을 나타낸 것이다.

그림 5(a)에 나타난 바와 같이 타인 수락율에 대해서 제안한 시스템의 경우 70회 시도 중 1번 타인의 얼굴이 임계 범위 내에서 진입하였으나 본인보다 도수가 낮은 결과를 확인했다. 기존 시스템의 경우는 1회 타인의 얼굴이 Acceptance를 기록하고 나머지 4회는 임계 범위 내 진입이 이루어져 출입 통제나 사용자 인증과 같은 보안의 긴밀성을 요하는 시스템에 있어서 치명적인 오류를 드러냈다. 그림 5(b)에 대한 테스트 결과는 본인에 대한 거부로 재시도가 일어나는 비율로 기존 시스템의 평균 거부율이 제안 시스템의 평균 거부율보다 전반적으로 높은 수치를 보였다. 이로 인한 인식 속도의 차이는 최대 1325m/s까지 차이를 보였다.

특히, 학습 얼굴 집단의 크기가 더 클 경우에는 후보기반 영역 재검색 방법이 인식속도 면에서

월등히 높은 성능을 보여주었고, 전처리 과정과 주변 환경이 유리할 경우 기존 시스템이 후처리 시간에서 약간의 우위를 보이기도 했다.

전반적으로 본 연구에서 제안한 기법이 기존 시스템보다 성능 면에서 우월함을 보여 보안 시스템과 같은 보다 강인한 얼굴인식 시스템을 구축할 수 있다. 그러나 초기 시도시 강제 재시도가 일어나는 점은 차후 다양한 인종과 환경, 학습 집단의 크기를 테스트하여 최적화된 학습 집단을 선정하고, 좀 더 효율적인 분류기 알고리즘을 도입한다면 얼굴인식 시스템의 성능을 높일 수 있을 것으로 기대한다.

감사의 글

본 연구는 상명대학교 소프트웨어·미디어연구소의 2004년 교내 연구비에 의해서 지원되었음.

참고 문헌

- [1] 배경율. "인터넷 뱅킹의 사용자 인증을 위한 얼굴인식 시스템의 설계," *한국지능정보시스템학회논문지*, 제9권 3호 (2003), 193-205.
- [2] 배경율. "분산형 인공 지능 얼굴 인증 시스템의 설계 및 구현," *한국지능정보시스템학회논문지*, 제10권 1호 (2004), 65-75.
- [3] 송지환, 김종원, 배경율. "전자정부 전자인증의 보안성 강화를 위한 지능형 얼굴인증 시스템의 설계," *한국지능정보시스템학회 춘계 학술대회논문집*, (2004), 251-256.
- [4] Clark J. and Yuile A., *Data Fusion for Sensory Information Processing Systems*. Kluwer Academic Publishers, 1999.
- [5] Bartlett M. S., Lades H. M. and Sejnowski T. J. "Independent component representation for face recognition," in *Proceedings of the SPIE*, Vol. 3299 (1998), 528-539.
- [6] Belhumeur P. N., Hespanha J. P. And Kriegman D. J. „Eigenfaces vs. Fisherfaces: Recognition using class specific linear projection," *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 19, No. 7 (1997). 711-720.
- [7] Bruneli R. and Falavigna D. "Personal identification using multiple cues," *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 17, No. 10 (1995), 955-966.
- [8] Pramod K. V., *Distributed Detection and Data Fusion*. Springer, New York, 1997.
- [9] Ratha N., Connell J. and Bolle R. "Enhancing security and privacy in biometrics-based authentication systems," *Journal of IBM System*, Vol. 40, No. 3 (2001), 614-634.
- [10] Salil P. and Anil K. J. "Decision-level Fusion in Fingerprint Verification," *Pattern Recognition*, Vol. 35 (2002), 861-874.
- [11] Shi Y. H. and Eberhart R. C. "A Modified Particle Swarm Optimizer," *IEEE Intl. Conf. on Evolutionary Computation*, (1998).
- [12] Steven King. "Personal Identification Pilot Study," *The Biometrics Consortium Conference*, (2002).
- [13] Tony M, Gavin K., David C. and Jan K., *Biometric Product Testing Final Report*. Computing, National Physical Laboratory, Crown Copyright, 2001.
- [14] Turk M. and Pentland A. "Eigenfaces for recognition," *Journal of Cognitive Neuroscience*, Vol. 3, No. 1 (1991), 71-86.
- [15] Wayman J. L. "Fundamentals of biometric authentication technologies," *Intl. J. Image Graph*, Vol. 1, No. 1 (2001), 93-113.

Abstract

Re-classifying Method for Face Recognition

Kyoung-Yul Bae*

In the past year, the increasing concern about the biometric recognition makes the great activities on the security fields, such as the entrance control or user authentication. In particular, although the features of face recognition, such as user friendly and non-contact made it to be used widely, unhappily it has some disadvantages of low accuracy or low Re-attempts Rates. For this reason, I suggest the new approach to re-classify the classified data of recognition result data to solve the problems. For this study, I will use the typical appearance-based, PCA(Principal Component Analysis) algorithm and verify the performance improvement by adopting the re-classification approach using 200 peoples (10 pictures per one person).

Key words : Biometrics, Face Recognition, Data Classification Algorithm, Face Data Re-Classification

* Dept. of Software, Sang-Myung University