

다중 특징 결합과 유사도 공간을 이용한 SVM 기반 얼굴 검증 시스템

(An SVM-based Face Verification System Using Multiple Feature Combination and Similarity Space)

김도형[†] 윤호섭^{**} 이재연^{***}
(Do-Hyung Kim) (Ho-Sub Yoon) (Jae-Yeon Lee)

요약 본 논문에서는 다중 특징 결합과 유사도 공간을 이용한 실제적인 온라인 얼굴 검증 시스템을 구현하는 방법을 제안한다. 얼굴 검증에서의 주요 쟁점은 다양한 얼굴 형상 변화의 처리이다. 이러한 변화는 단지 한가지 특징만으로는 해결되기 어렵다. 따라서 얼굴 형상에 있어서의 다양한 변화를 처리하기 위해서 상호보완적인 특징들의 결합이 필요하다. 이러한 관점에서 우리는 다중 주성분 분석과 에지 분포에 기반한 특징 추출 방법을 제안한다. 이러한 특징들은 다수의 간단한 유사도 측정 방법들로 형성된 새로운 intra-person/extra-person 유사도 공간으로 사상되고, 최종적으로 Support Vector Machine에 의해 평가된다. 실제적인 대용량 데이터베이스로 실험한 결과, equal error rate 0.029의 결과를 나타내었고, 이는 많은 실제 응용제품에도 충분히 적용 가능한 수준이다.

키워드 : 다중 주성분 분석, 에지 분포, 다중 특징 결합, 유사도 공간, 서포트 벡터 머신

Abstract This paper proposes the method of implementation of practical online face verification system based on multiple feature combination and a similarity space. The main issue in face verification is to deal with the variability in appearance. It seems difficult to solve this issue by using a single feature. Therefore, combination of mutually complementary features is necessary to cope with various changes in appearance. From this point of view, we describe the feature extraction approaches based on multiple principal component analysis and edge distribution. These features are projected on a new intra-person/extra-person similarity space that consists of several simple similarity measures, and are finally evaluated by a support vector machine. From the experiments on a realistic and large database, an equal error rate of 0.029 is achieved, which is a sufficiently practical level for many real-world applications.

Key words : Multiple Principal Component Analysis, edge distribution, similarity space, Support Vector Machine

1. 서론

개인 및 기관의 정보에 대한 보안의 필요성에 따라, 사용자 개인 고유의 생체정보를 이용한 인증 시스템에 대한 관심이 고조되고 있다. 이러한 시스템 중에서 얼굴 인증 시스템은 다른 생체인식기술(지문, 홍채, 음성 등)에 비해 사용자에게 특별한 행위를 요구하지 않는 편리

성을 지니고 있어, 경쟁력 있는 기술로 평가받고 있다. 현재 많은 얼굴 인식 방법들이 소개되고 있고[1,2], FaceIt[3], FacePASS[4], Zn-Face[5]등 얼굴 인식 관련 상용 시스템들도 선을 보이고 있다.

현재까지 연구되어진 얼굴 인식 기술은 크게 기하학적 특징 정합(feature matching)에 기반한 방법과 템플릿 패턴 정합(template matching)에 기반한 방법으로 분류할 수 있다[2]. 대표적인 얼굴 인식 기술로는 주성분 분석(Principal Component Analysis : PCA)[7], Elastic Bunch 그래프 매칭(Elastic Bunch Graph Matching)[8], 선형 판별 분석(Linear Discriminant Analysis : LDA)[9], 국부적 특징 분석(Local Feature Analysis : LFA)[10] 등이 있다.

[†] 비회원 : 한국전자통신연구원 인간로봇상호작용연구팀 연구원
dhkim008@etri.re.kr

^{**} 종신회원 : 한국전자통신연구원 인간로봇상호작용연구팀 책임연구원
yoonhs@etri.re.kr

^{***} 비회원 : 한국전자통신연구원 인간로봇상호작용연구팀 책임연구원
leejy@etri.re.kr

논문접수 : 2003년 1월 30일

심사완료 : 2004년 3월 31일

위에서 열거한 얼굴 인식 기술들이 얼굴 특징추출에 우수한 성능을 보인 하지만 조명, 표정, 포즈 등으로 야기되는 얼굴 형상의 다양한 변화를 단지 한가지 접근 방법으로 해결하기에는 무리가 따른다. 따라서 다양한 특징추출기 및 인식기의 상호 보완적인 결합으로 더 안정적인 검증 성능을 얻고자 하는 시도가 이루어지고 있다. 전체 특징(global feature)과 국부 특징(local feature)의 결합[11], 서로 다른 특징들에 대한 가중치 적용[12], 서로 다른 얼굴 검증 알고리즘의 결합[13], 다중 획득 및 매칭방법의 적용[14] 등이 그것이며, 여러 논문에서 우수한 결과를 보이고 있다.

위와 같은 이유로 우리는 다양한 특징들(eigenface, eigenUpper, eigenTzone, edge distribution)을 추출하고 효율적으로 결합하는 방법을 제시한다. 추출된 특징들은 본 논문에서 제안하는 새로운 유사도 공간으로 사상되고, Support Vector Machine에 의해 분류된다.

또한 실세계에 적용 가능한 얼굴 검증 시스템을 구축하기 위해서는 알고리즘의 성능 이외에 몇가지 고려해야 할 사항들이 존재한다. 시스템은 인물의 추가 및 제거에 따른 데이터베이스 변동에 유연하게 대처할 수 있어야 하며, 효율적으로 메모리를 관리할 수 있어야 한다. 많은 논문 및 보고서에서는 주로 제안한 얼굴 검증 알고리즘의 성능에 초점을 맞추고 있어, 실제 얼굴 검증 시스템 구축시의 문제점에 대한 고려는 부족하다. 따라서 본 논문에서는 이러한 실제적인 고려사항들에 대해서도 논의하고자 한다.

제안하는 알고리즘을 이용하여 우리는 사무실에서의 개인 컴퓨터 접근보안을 위한 얼굴 검증 시스템을 구축하였다. 따라서 시스템의 정확하고 실질적인 평가를 위하여, 일반 사무실 환경에서 저가형 USB(Universal Serial Bus) 카메라로 획득한 2개의 데이터베이스를 구축하였다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 우리가 개발한 얼굴 검증 시스템의 개요에 대해서 살펴보고, 3장에서는 얼굴 정보를 효과적으로 표현하기 위해 추출한 특징들에 대해 자세히 설명한다. 4장에서 새로운 유사도 공간과 Support Vector Machine에 대하여 설명하고, 5장에서는 설계된 평가 모델과 실험 결과에 대해 분석하고, 마지막으로 6장에서 글을 맺는다.

2. 얼굴 검증 시스템 개요

그림 1은 본 논문에서 제안하는 얼굴 검증 시스템의 흐름도를 나타낸다.

얼굴이 포함된 영상과 수동으로 검출된 눈의 위치가 입력되면 비교되어 질 얼굴 영상간의 정규화를 위한 전처리 과정(preprocessing)을 수행한다. 전처리 과정은

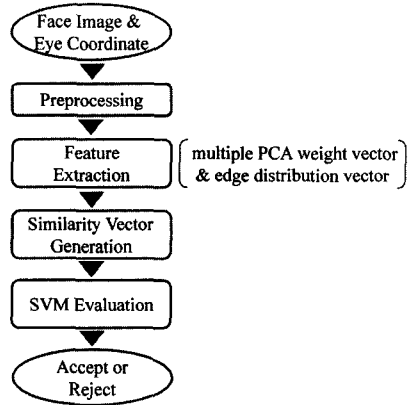


그림 1 얼굴 검증 시스템의 흐름도

크게 입력 얼굴 영상의 기하학적 정규화(geometric normalization)단계와 화질 개선(photometric normalization)단계로 나누어진다.

기하학적 정규화 단계에서는 양쪽 눈동자 위치정보를 이용하여 기울기 보정(rotation)과 크기 보정(scaling)을 수행한 후 그림 2(a)와 같이 양쪽 눈동자를 기준으로 일정 범위를 잘라낸다. 따라서 검출된 모든 얼굴 영역은 특정 위치에 눈동자가 존재하도록 정렬된다. 본 시스템이 형상 기반 템플릿 매칭(appearance based template matching)방법을 사용하므로 일련의 기하학적 정규화 과정은 필수적이다.

화질 개선 단계에서는 그림 2(b)와 같이 배경의 간섭을 제거하기 위해서, 획득된 얼굴 영상에 마스크를 씌운다. 또한 조명의 간섭을 제거하기 위한 일반적인 방법으로, 마스크 이외의 얼굴 영상 부분에 대하여 히스토그램 평활화를 수행하고, 얼굴영상에서 평균 명암도를 빼고 표준편차로 나눈 표준화 과정(standardization)을 수행한다.

특징추출(feature extraction)단계에서는 설정된 3개의 얼굴 영역으로 다중 주성분 분석(Principal Component Analysis : PCA)을 수행하여 다중 주성분 분석 벡터(Multiple PCA vector)를 추출하고, 얼굴 영상의 에지 분포를 분석하여 에지 분포 벡터(edge distribution vector)를 추출한다.

이러한 다중 특징들은 다수의 간단한 유사도 측정 방법들로 형성된 새로운 intra-person/ extra-person 유사도 공간(similarity space)으로 사상되고, Support Vector Machine(SVM)에 의해 최종적으로 평가된다.

3. 특징 추출

얼굴 정보를 표현하는데 있어 좋은 특징의 선택은 시스템의 성능을 향상시키는 주요 요소가 된다. 이러한 이

유로 예전부터 효율적인 특징 추출에 관한 많은 연구가 수행되어져 왔고, 우수한 성능을 보이는 특징들이 개발되고 있다. 하지만 하나의 특징으로 조명, 포즈, 표정의 변화에 모두 효과적으로 대처하기에는 무리가 따르므로 다양한 특징적 상호보완적인 결합이 필요하다[6]. 본 절에서는 얼굴의 명암도 정보와 에지 정보에 기반한 매우 간단하고 효과적인 개별 특징들에 대하여 설명한다. 제안하는 개별 특징들의 결합은 단일 특징을 사용한 방법보다 더 안정적인 결과를 보인다.

3.1 다중 주성분 분석

주성분 분석(Principal Component Analysis : PCA) 방법은 벡터 표현의 통계적 특성에 기반한 방법이다. PCA의 근본개념은 데이터 집합의 분산값은 최대로 유지하고, 그 차원은 줄이는 데에 있다. 이러한 개념을 바탕으로 인간의 얼굴을 표현하고 인식하기 위한 방법으로 가장 널리 사용되고 있다[7].

얼굴 영상은 이미지의 모든 픽셀을 포함하는 이미지 공간(image space)에서는 매우 비슷하다. 즉 모든 얼굴 벡터(face vector)는 이미지 공간에서 매우 높은 상관관계를 가지므로, 얼굴을 좀 더 잘 기술할 수 있는 낮은 차원의 새로운 공간(face space)이 필요하다. 이러한 이유로 얼굴영상에 PCA 변환을 수행함으로써 이미지 공간의 상관관계를 줄여 각 성분들이 어떠한 다른 성분과도 연관되지 않는 낮은 차원의 새로운 고유공간(eigen space)을 생성한다.

PCA 기반의 얼굴인식 기술에 있어 얼굴 전체 영역만을 적용하는 것보다는 얼굴의 주요 구성요소들(눈, 코, 입)에 대한 PCA 변환을 추가함으로써 더 안정적인 결과를 얻을 수 있다는 연구보고가 있다[15]. 이는 전체 얼굴 정보에 얼굴 구성요소에 대한 상세 정보의 추가에 의한 결과로 분석된다. 이러한 상세 정보들의 추가에 따른 특징들의 결합은 인식을 향상시킬 수 있는 반면, 정확한 얼굴 구성요소의 영역 결정에 있어 추가적인 계산 비용과 오류 발생의 위험이 따른다.

이에 본 논문에서는 eigenUpper와 eigenTzone을 제안한다. 제안한 특징 영역은 눈의 위치정보만을 이용하므로 특징 영역 결정에 있어 추가적인 비용과 오류가 발생하지 않는 장점을 지닌다. 또한 전체 얼굴에 대한 고유얼굴(eigenface)에 얼굴 주요 구성 요소의 상세 정보를 추가함으로써 성능 향상의 효과를 기대할 수 있다.

eigenUpper는 표정의 변화에 대처하기 위한 간단한 모델이다. 얼굴의 구성 요소 중 입은 표정에 따라 변화가 가장 큰 영역임을 직관적으로 알 수 있다. 따라서 입 영역만을 제거하는 간단한 영역의 설정에 의해서도 웃거나 말을 하는 등의 표정변화에 대처할 수 있다.

eigenTzone은 얼굴의 주요 특징인 눈과 코만을 포함

한 영역이다. eigenTzone은 조명의 변화에 민감한 이마, 볼 등의 다른 얼굴영역들은 제외되어 외부조명에 강인하게 설계된 모델이다. 또한 눈과 코는 얼굴의 정보를 표현하는 데 있어 가장 중요한 구성 요소로서, 상세한 얼굴 정보의 추가로 인해 전체 시스템의 성능을 향상시킨다.

그림 2는 각 PCA 변환을 위해 설정된 얼굴영역들을 나타내며 마스크 이외의 얼굴 영역 부분에 대하여만 화질개선 전처리 과정을 거친 후, 각각의 PCA 변환을 수행한다.

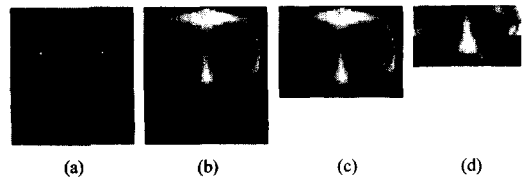


그림 2 다중 PCA 변환을 위해 설정된 얼굴 영역

(a) 검출된 얼굴영역 (b) eigenface
(c) eigenUpper (d) eigenTzone

3.2 에지 분포(edge distribution)

얼굴 정보를 표현하는 또 하나의 중요한 요소로 에지 정보를 고려해 본다. 캐리커처를 그리는 만화가들이 단지 몇 개의 라인들만으로 얼굴의 특징을 잘 그려낸다는 것은 잘 알려진 사실이다. 이러한 관점에서 본 논문에서는 얼굴 형상의 에지 분포(edge distribution)정보가 얼굴 검중에 있어 좋은 특징이 될 수 있음을 주장한다[2].

제안하는 알고리즘은 크게 에지 밀집도 정규화 과정과 특징 추출 과정으로 나뉜다.

에지 밀집도 정규화 과정(edge density normalization)은 조명에 민감한 일반 에지 연산자의 단점을 효과적으로 극복하기 위한 과정이다. 이 과정을 통해 눈의 좌표에 의해 영역화 된 얼굴(그림 3(a))은 25%의 에지 밀집도(edge density)를 가지는 이진화 된 에지 영상(그림 3(c))으로 정규화된다.

일련의 과정은 다음과 같다.

- 소벨 에지 연산자로 에지 영상을 생성한다(그림 3(b)).
- 에지 영상의 에지 강도 히스토그램(edge intensity histogram)을 생성한다.
- 상위 25%의 분포를 나타내는 에지 강도를 임계치(θ)로 설정한다.
- 임계치(θ)보다 높은 에지 강도를 지니는 픽셀값을 최종 에지로 선택한다.

위 과정에서 에지 강도 히스토그램을 분석하여 적응적인 임계치를 설정하여 최종 에지를 선택함으로써, 조명

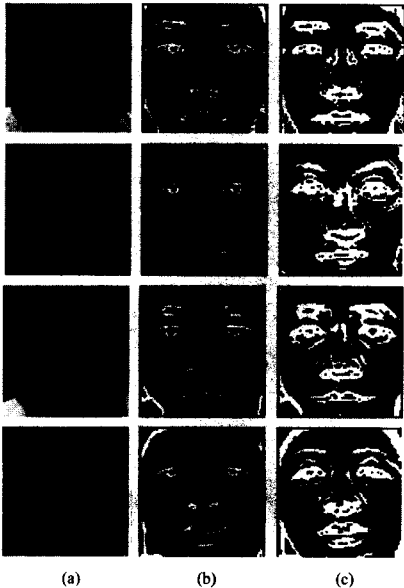


그림 3 에지 밀집도에 의해 정규화된 에지 영상
 (a) 검출된 얼굴 영역 (b) 에지 영상
 (c) 정규화된 이진 에지 영상

에 따른 에지 강도의 변화에 유연하게 대처할 수 있다. 다음으로 정규화된 에지 밀집도 영상에서 특징을 추출하는 과정을 수행한다. 생성된 에지 밀집도 영상을 10×10 블록으로 나누고, 각 블록에서의 에지 픽셀(흰 픽셀)의 개수, 즉 에지 밀집값(edge density value)을 특징으로 설정한다. 본 시스템의 전처리 단계 후 정규화된 얼굴 영역의 크기는 80×90이므로 최종적으로 72개의 에지 밀집값을 가지는 에지 분포 벡터(edge distribution vector)가 생성된다. 본 알고리즘은 매우 간단하며, 에지 밀집도를 이용한 정규화 방법을 통해 조명이 민감한 일반 에지 연산자의 단점을 효과적으로 극복하고 있다. 또한 단일 특징으로서 우수한 성능을 보일 뿐만 아니라 다중 주성분 분석 가중치 벡터(multiple PCA weight vector)와의 상호 결합을 통하여 전체 시스템의 성능 향상에 기여한다.

4. 유사도 공간과 SVM을 이용한 검증

Support Vector Machine(SVM)은 고차원 가상 특징 공간을 이용한 통계적 학습 모델이다[16]. 기존의 통계적 학습 방법들이 훈련과정에서의 오류를 최소화하는 경험적 오차(Empirical Risk Minimization : ERM)를 이용하는 것과는 달리 구조적 오차 최소화 방법(Structural Risk Minimization : SRM)을 이용하여 일반화 오차(generalization error)를 감소시키는 방법을 사용한

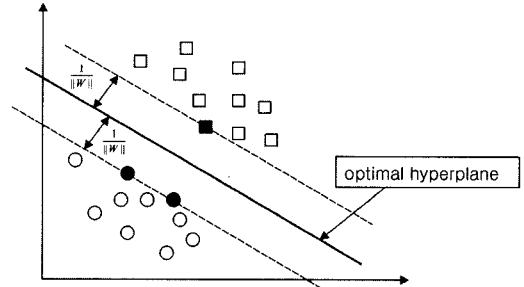


그림 4 Support Vector Machine 개요

다. SVM은 기본적으로 2클래스 분류기이다. 따라서 그림 4와 같이 SVM은 최종적으로 두 그룹의 데이터를 분리할 수 있는 최적 분리 경계면(optimal hyperplane)을 구한다. 이 때 최적 분리 경계면과 각 그룹의 가장 근접한 데이터를 support vector라고 하며, 각 그룹의 support vector간의 거리 $2/||W||$ 가 최대가 되는 지점에서 최적 분리 경계면이 설정된다.

SVM은 최적 분리 경계면을 결정하여 분류 능력을 최대화한다. 그러나 일반적인 응용에 있어서 데이터는 그림 4와 같이 선형 분리 가능하지 않으며, 이러한 경우에 결정된 최적 분리 경계면은 높은 분류 능력을 지니지 못한다. 따라서 데이터는 선형 분리 가능한 경우로 확장되어야 할 필요성이 존재하고, SVM은 커널 함수를 이용하여 데이터를 고차원의 특징 공간으로 매핑하여 분류 능력을 일반화시킨다.

본 논문에서는 특징 추출 단계에서 추출된 다중 주성분 분석 가중치 벡터(multiple PCA weight vector)와 에지 분포 벡터(edge distribution vector)를 SVM을 이용하여 분류한다.

이 때 추출된 특징 벡터들을 그대로 SVM의 입력 벡터로 설정하여 분류하고자 한다면, 등록 인물 각각에 대하여 자신의 특징벡터로 훈련된 SVM이 필요하게 된다. 이는 인물 등록시 효과적인 SVM의 훈련을 위해 다수의 본인 얼굴 영상과 불특정 타인의 얼굴 영상을 필요로 하며, 등록 속도 저하의 문제점을 발생시킨다. 또한 등록된 모든 인물들이 각각 자신의 분류기를 가지므로, 등록 인물의 증가에 따른 메모리 증가의 추가 비용이 발생한다.

이러한 문제점 해결을 위해, 본 논문에서는 2개의 얼굴 특징 벡터들간의 관계를 규명하는 새로운 intra-person/extra-person 유사도 공간(similarity space)을 정의하고, 특징 벡터들의 유사도 공간 사상으로 생성된 유사도 벡터(similarity vector)를 SVM의 입력으로 설정하는 방법을 제안한다.

2개의 특징벡터의 intra-person/extra-person 유사도

공간으로의 사상은 그림 5와 같이 다수의 간단한 유사도 측정자(similarity measure)들로 수행된다[18,19]. 등록 얼굴 영상과 입력 얼굴 영상의 eigenface 가중치 벡터간에 8개의 유사도가 생성되고, eigenUpper와 eigenTzone에 대해서도 동일한 과정이 수행된다. 또한 두 얼굴 영상의 에지 분포 벡터간의 유클리디안 거리로 1개의 유사도를 생성한다. 8개의 노드로 구성된 3개의 PCA 유사도 벡터(eigenface similarity vector, eigenUpper similarity vector, eigenTzone similarity vector)와 1개의 에지 분포 유사도의 결합에 의해 최종적으로 25개의 노드로 구성된 유사도 벡터가 생성되며 이는 SVM 분류기의 입력벡터가 된다.

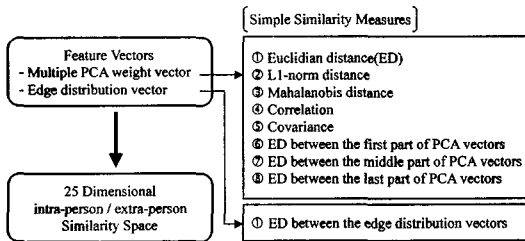


그림 5 다중 특징 벡터의 유사도 공간으로의 사상

본 알고리즘의 기본 개념은 유사도 벡터는 두 얼굴의 특징벡터들간의 유사도로 이루어진 벡터이므로 25차원의 유사도 공간에서 2개의 클래스로 그룹화 된다는 데 있다. 즉 동일인물간의 유사도 벡터 클래스와 다른 인물간의 유사도 벡터 클래스는 데이터베이스에 등록된 인물의 구성원과 그 수에 무관하게 각각 일정한 위치에 그룹화 되며, 2클래스 분류기인 SVM에 의해 효율적으로 분류된다. 따라서 새로운 유사도 공간의 생성은 전체 시스템에서 하나의 SVM만을 사용하게 함으로써, 등록시의 속도 저하 및 메모리 증가의 문제점을 효과적으로 해결한다.

언급한 바와 같이 본 시스템에서는 다수의 유사도 측정자로 유사도를 산출함으로써 고차원의 유사도 공간으로의 확장을 시도하였다. 이러한 목적은 그림 6으로 설명 가능하다. 그림 6(a)는 하나의 유사도 측정자(sm1)만으로 구성된 1차원의 유사도 공간이며 2개의 유사도 클래스가 분포되어 있다. 보는 바와 같이 두 클래스의 완전한 분류는 불가능하다. 이 경우 그림 6(b)처럼 상관관계가 작고 접근 방법이 상이한 다른 유사도 측정자(sm2)의 추가로 유사도 공간의 차원을 확장한다면 분류기의 분류 능력 향상을 꾀할 수 있다. 즉 동일한 특징 벡터들에 대한 적절한 유사도 측정자의 선택 및 추가는 SVM의 분류 능력을 향상시킬 수 있다.

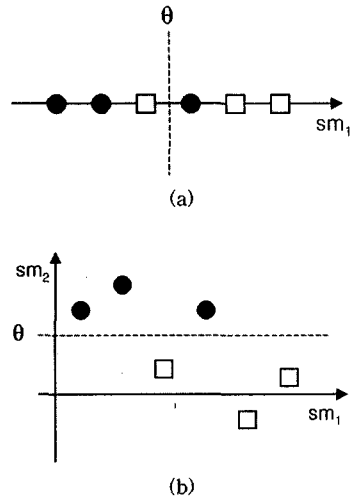


그림 6 유사도 측정자의 추가에 따른 분류 능력 향상

본 논문에서는 일반적인 유사도 측정자들과 더불어, PCA 가중치 벡터에 대해 세 부분으로 구역을 나눈 후 각각 유클리디안 거리를 측정하는 방법을 추가하였다(그림 5 ⑥⑦⑧). PCA 가중치 벡터의 앞 요소들은 고유값이 큰 고유벡터에 대한 가중치로서 얼굴 전체 형상의 정보를 나타내며 그 가중치 값은 크다. 반면에 뒷부분으로 갈수록 고유값이 작은 고유벡터에 대한 가중치로서 얼굴의 상세한 정보를 나타내며 그 값은 작다. 따라서 이는 PCA 가중치 벡터간의 유사도 비교시 가중치 값이 작은 상세 정보의 손실을 방지하고 이를 활용하기 위한 처사이다.

본 시스템에서는 유사도 측정자들간의 상관관계를 측정하고 선택하는 과정은 수행되지 않았다. 하지만 비슷한 유사도 측정자가 추가된다 하더라도 SVM의 분류능력을 저하시키지는 않으므로 가장 일반적으로 사용되는 유사도 측정자들을 임의로 추가하였다. 향후 시스템의 효율성을 위해 적절한 유사도의 개발과 선택과정이 필요하다.

5. 실험 및 결과

5.1 데이터베이스

본 시스템의 성능 실험을 위해서 인하 데이터베이스와 ETRI 데이터베이스를 사용하였다. 2개의 데이터베이스는 우리가 구축한 개인 컴퓨터 접근보안을 위한 얼굴 검증 시스템의 실제적인 평가를 위해 구축되었다. 각각 인하대 학생과 ETRI 직원을 대상으로 하며 인하 데이터베이스는 총 2100(105명×20장)장, ETRI 데이터베이스는 총 1120(56명×20장)장의 얼굴 영상으로 구성되었다. 인원 구성에 있어서 남/녀의 비율은 제한을 두지 않

았다. 시스템의 목적에 맞게 PC용 USB 카메라를 이용하여 영상을 획득하였으며, 정면 얼굴 영상을 그 대상으로 하였다. 일반적인 사무실 환경에서 조명, 얼굴 크기, 표정에 제약을 두지 않았으며, 배경, 머리 모양, 화장 등의 변화를 반영하기 위해 3~4회에 걸쳐 일정기간 경과 후, 임의의 사무실 위치에서 영상을 획득하는 방법을 사용하였다. 획득된 영상은 320×240 크기의 24bit RGB color scale이다.

5.2 평가 모델

일반적으로 PCA 변환을 통해 알고리즘의 우수성을 입증하는 많은 논문에서는 고유얼굴 생성에 참여한 인물과 등록 및 인식 실험에 참여한 인물이 엄격히 구분되지 않는다[17]. 즉, 동일인물에 대하여 일부 얼굴 영상은 고유얼굴 생성에 참여하고 나머지 얼굴영상은 등록 및 인식 실험에 참여하게 되는데, 실제 응용 시스템에 적용할 경우 문제점이 발생한다.

실제 응용시스템에서는 얼굴 데이터베이스에 등록된 인물의 구성원과 그 수가 고정되어 있지 않고 가변적이다. 따라서 고정된 표준 고유얼굴 없이 현재 등록된 데이터베이스에 기반하여 고유얼굴을 생성한다면, 등록 얼굴 집합에 새로운 인물이 추가될 때마다 고유얼굴을 다시 생성하는 비용이 매번 발생하게 되고, 추가된 인물에 의해 이전에 등록된 인물들의 특징벡터들에도 영향을 미치는 불안정한 결과를 초래한다. 따라서 이러한 실험 방법을 통해 평가된 알고리즘의 성능은 실제 응용시스템에서는 그대로 적용되지 않으며, 정확한 실험을 위해서는 등록된 인물과는 무관한 표준 고유얼굴(standard eigenface)이 필요하다.

따라서 우리는 정확하고 실제적인 실험을 위해, 고유요소 생성용 인물과 실험용 인물을 엄격히 분리하였다. 즉 인하 데이터베이스는 표준 고유요소(eigenface, eigenUpper, eigenTzone)의 생성을 위해서만 사용되며, 실험에서는 모두 ETRI 데이터베이스만을 사용하였다.

고유요소는 인하 데이터베이스 총 2100장으로 생성하였으며, PCA 가중치 벡터 요소의 개수를 결정하는 고유요소의 수는 총 2099개 중 고유값이 큰 128개를 선택하였다. 이는 전체 고유값의 합에 대한 128번째 고유값까지의 누적합의 비율(cumulative percent variation)을 계산할 때 각각 89.54%(eigenface), 89.93%(eigenUpper), 89.09%(eigenTzone)를 기록하는 수치로써 저장될 등록 데이터의 크기와 시스템 성능과의 관계를 실험적으로 고려하여 선택한 수치이다.

SVM 훈련을 위해서는 동일 인물간의 유사도 벡터와 다른 인물간의 유사도 벡터를 각각 560개씩 생성하였고, RBF(radial basis function) 커널 함수를 사용하여 훈련을 수행하였다. 훈련결과 생성된 support vector는 동

일 인물 클래스에 45개, 다른 인물 클래스에 48개로 총 93개이다.

1인당 20장으로 구성된 ETRI 데이터베이스 얼굴 영상에서 5장의 얼굴영상은 등록집합으로 사용하였고, 나머지 15장은 검증집합으로 사용하였다. 이는 실제 상용 가능한 시스템을 구성한다고 가정할 때, 등록데이터의 크기, 등록시간 및 사용자 편의성과 시스템의 검증 성능과의 trade-off를 고려한 처사이다.

질의영상의 특징벡터(I_f)와 등록된 5장의 영상들의 특징벡터(E_f)들과의 유사도 벡터(S)는 식 (1)에 의해서 생성된다.

$$S_k = \text{MAX}_{i=1}^5 (M_k(I_f, E_{fi}))$$

i 는 등록된 이미지의 인덱스, k ($1 \leq k \leq 25$)는 유사도 벡터 요소의 인덱스이며, M 은 유사도 측정자를 나타낸다.

5.3 실험

총 1120장의 ETRI 데이터베이스와 앞서 제시한 평가 모델을 사용하여 실험한 결과는 표 1과 같다.

본 논문에서 제안하는 다중 특징 벡터와 유사도 공간을 이용한 얼굴 검증 알고리즘은 최종적으로 0.029의 equal error rate(EER)를 기록하였다(그림 7). 이는 일반적인 고유얼굴 가중치 벡터(eigenface weight vector)를 특징 벡터로 하고 기본 유사도 측정자를 사용한 알고리즘에 비해 약 0.06 정도의 성능향상을 보인 우수한 결과이다.

그림 8은 고유얼굴(eigenface)에 대한 유사도 측정자별 성능비교 그래프이다. 동일한 특징 벡터에 대하여, 단일 유사도 측정자를 사용한 경우보다 유사도 벡터와 SVM을 이용한 결과가 더 우수함을 알 수 있다. 이러한 결과는 본 논문에서 제시한 적절한 유사도 측정자의 추가에 따른 유사도 공간의 차원 확장이 분류기의 분류

표 1 특징 벡터와 유사도 측정자에 따른 Equal Error Rate

Feature Vectors	Similarity Measures	Equal Error Rate
eigenface weight vector	Euclidian	0.093
	L1-norm	0.081
	Mahalanobis	0.083
	Correlation	0.086
	Covariance	0.086
Edge Distribution	Euclidian	0.098
eigenface similarity vector	SVM	0.055
eigenUpper similarity vector		0.046
eigenTzone similarity vector		0.064
multiple PCA combination		0.039
Edge Distribution & multiple PCA combination		0.029

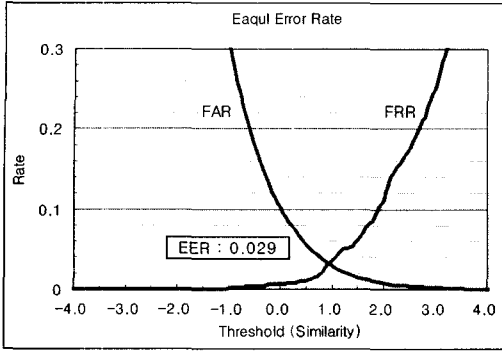


그림 7 제안하는 얼굴 검증 시스템의 Equal Error Rate

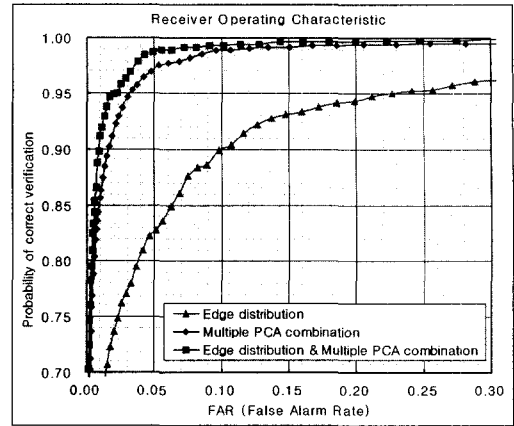


그림 10 에지 분포 특징의 성능과 다중 PCA 특징과의 결합에 의한 성능 향상

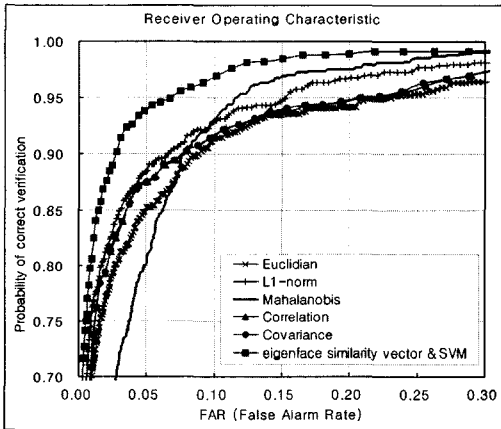


그림 8 고유얼굴(eigenface)에 대한 유사도 측정자 별 성능비교

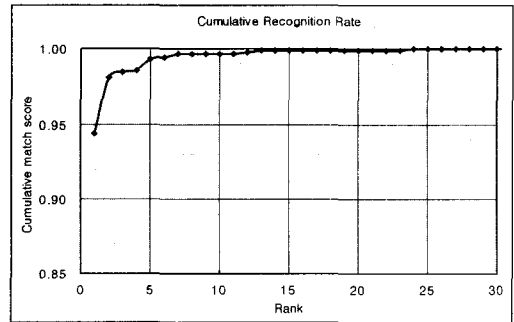


그림 11 얼굴 인식 시스템으로서의 누적 인식률

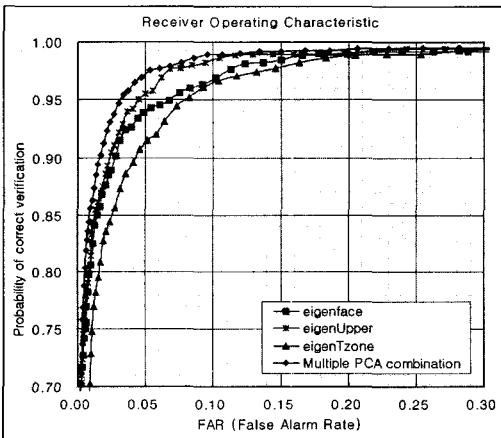


그림 9 고유요소 유사도 벡터별 성능 비교 및 다중 PCA 특징의 성능

능력을 향상시킨다는 주장을 뒷받침한다.

단일 PCA 유사도 벡터로서의 eigenUpper와 eigen-

Tzone의 EER은 각각 0.046과 0.064이다. 그림 9에서와 같이 본 논문에서 제안한 고유요소의 성능은 얼굴 전체 영역을 그 대상으로 하고 있는 고유얼굴(eigenface)과 대등한 성능을 보이고 있으며, 고유얼굴과의 결합을 통해 더욱더 안정적인 성능을 보임을 알 수 있다. 이는 본 논문에서 제안한 eigenUpper와 eigenTzone의 영역 설정이 적절하며, 효과적인 상세 얼굴 정보를 제공함을 나타낸다.

그림 10은 에지 분포 특징의 성능과 다중 PCA 특징과의 결합 효과를 나타낸다. 에지 분포는 단일 특징 벡터로서 기존의 고유얼굴을 이용한 방식과 대등한 0.098의 EER을 기록하였고 다중 PCA와의 결합에 의해 우수한 성능을 보임을 알 수 있다. 이는 에지 분포 정보가 얼굴을 표현하는데 있어 우수한 특징임을 나타내고, 접근방법이 다른 특징(PCA texture based approach & edge based approach)의 상호 보완적인 결합이 실제 세계의 문제를 해결하는 하나의 해결책을 보여준다.

추가적인 실험으로 우리는 검증 시스템을 인식 시스템으로 확장하여 그 인식률을 살펴보았다. 그림 11은 제

안하는 얼굴 검증 시스템의 누적 인식률을 나타낸다. 총 840장(56명×15장)의 얼굴 영상 중 793장인 94.4%가 본인과 가장 유사도 높게 나왔으며(1순위), 99.29%가 5순위 안에 속하였다.

이상에서의 모든 실험에서 고정된 표준 고유요소를 사용하였다는 점을 주목할 때 이러한 실험결과는 매우 고무적이고 많은 실세계 응용 프로그램에서 충분히 적용 가능한 수준으로 평가된다.

6. 결론

본 논문에서는 다중 특징 결합과 유사도 공간을 이용한 새로운 얼굴 검증 시스템을 제안하였다. 제안한 다중 주성분 분석 특징 벡터와 에지 분포 특징 벡터는 매우 간단하면서도 단일 특징 벡터로서도 우수한 성능을 보였다. 또한 접근방법이 다른 특징의 상호 보완적인 결합이 실세계의 문제를 해결하는 하나의 해결책임을 실험을 통하여 증명하였다.

실세계에 적용 가능한 얼굴 검증 시스템을 구축하기 위한 고려사항(메모리 관리 및 인물의 추가 및 제거에 따른 데이터베이스 변동에 유연하게 대처할 수 있는 알고리즘)을 제시하였으며, 이를 해결하기 위한 방안으로 25차원의 intra-person/extra-person 유사도 공간과 표준 고유 요소를 제안하였다.

제안한 알고리즘으로 우리는 일반 사무실에서의 개인 컴퓨터의 접근 보안을 위한 얼굴 검증 시스템을 구축하였다. 따라서 구축된 시스템의 실제적인 평가를 위하여, 일반 사무실 환경에서 저가형 USB 카메라로 획득된 2개의 데이터베이스를 사용하였다.

여타 논문 등에서 알고리즘의 성능을 평가하는 모델과는 다르게, 실제 상용화시의 얼굴 검증 시스템의 신뢰성 있는 평가를 위한 평가모델을 적용한 결과 equal error rate 0.029의 우수한 성능을 보였다.

현재 우리는 응용 프로그램 단계에서 발생할 수 있는 다양한 문제점 해결을 위해 새로운 특징 추출 접근 방식을 개발하고 있으며, 지속적인 성능 실험을 수행하고 있다.

참고 문헌

- [1] R. Chellappa, CL. Wilson, and S. Sirohey, "Human and machine recognition of faces: a survey," *Proceedings of the IEEE*, vol.83, no.5, pp.705-741, May 1995.
- [2] R. Brunelli, and T. Poggio, "Face recognition: features versus templates," *IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence*, vol.15, no.10, pp.1042-1052, Oct 1993.
- [3] Visionics Corporation, <http://www.faceit.com>
- [4] Viisage Technology, <http://www.viisage.com/facial-recog.htm>
- [5] ZN Vision Technologies AG, <http://www.zn-ag.com>
- [6] A. Nikolaidis, and I. Pitas, "Facial feature extraction and pose determination," *Pattern Recognition*, vol.33, no.11, pp.1783-1791, Nov. 2000.
- [7] M. Turk, and A. Pentland, "Eigenfaces for Recognition," *Journal of Cognitive Neuroscience*, vol.3, no.1, pp.71-86, March 1991.
- [8] L. Wiskott, J.M. Fellous, N. Kruger and C. Malsburg, "Face Recognition by Elastic Graph Matching," *IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence*, vol.19, no.7, pp.775-779, 1996.
- [9] K. Etemad and R. Chellappa, "Discriminant Analysis for Recognition of Human Face Images," *J. Optical Society of America*, vol.14, pp.1724-1733, 1997.
- [10] P.S. Penev and J.J. Atick, "Local Feature Analysis : A General Statistical Theory for Object Representation," *Computation in Neural Systems*, vol.7, No.3, pp.477-500, 1996.
- [11] Yuchun Fang, Tieniu Tan and Yunhong Wang, "Fusion of Global and Local Features for Face Verification," *Int'l Conf. Pattern Recognition*, vol.2, pp.382-385, 2002.
- [12] P. Kalocsai, C. Malsburg and J. Horn, "Face Recognition by Statistical Analysis of Feature Detectors," *Image and Vision Computing*, vol.18, pp.273-278, 2000.
- [13] Jie Zhou, "Face Recognition by Combining Several Algorithms," *Int'l Conf. Pattern Recognition*, vol.3, pp.497-500, 2002.
- [14] J. Kittler, J. Matas, K. Johnson, and M. U. Ramos Sanchez, "Combining evidence in personal identity verification systems," *Pattern Recognition Letters*, vol.18, pp.845-852, 1997.
- [15] B. Moghaddam, and A. Pentland, "Probabilistic visual learning for object representation," *IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence*, vol. 19, no. 7, pp. 696-710, July 1997.
- [16] C.J.C. Burges, "A tutorial on support vector machines for pattern recognition," *Data Mining & Knowledge Discovery*, vol. 2, no. 2, pp. 121-167, 1998.
- [17] P. J. Phillips, H. Wechsler, J. Huang, and P. Rauss, "The FERET database and evaluation procedure for face recognition," *Image and Vision Computing Journal*, vol. 16, no. 5, pp. 295-306, 1998.
- [18] Wendy S. Yambor, "Analysis of PCA-based and Fisher Discriminant-based Image Recognition Algorithms," *Technical Report CS-00-103, Dept. of Computer Science, Colorado State University*, 2000.
- [19] H. Moon and J. Phillips, "Analysis of pca-based

face recognition algorithms," *Empirical Evaluation Techniques in Computer Vision. IEEE Computer Society Press*, 1998.



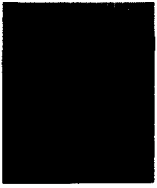
김도형

2000년 부산대학교 전자계산학과 학사
2002년 부산대학교 전자계산학과 석사
2002년~현재 한국전자통신연구원 인간
로봇상호작용연구팀 연구원. 관심분야는
HRI, 영상처리, 생체인식, 신경회로망 등



윤호섭

1989년 숭실대학교 전자계산학과 학사
1991년 숭실대학원 전자계산학과 석사
2003년 KAIST 전자계산학과 박사 1991
년~1998년 KIST 시스템공학연구소 전
임연구원. 1998년~현재 한국전자통신연
구원 인간로봇상호작용연구팀 책임연구
원. 관심분야는 패턴인식, 영상처리, 생체인식, HRI 등



이재연

1984년 서울대학교 공과대학 제어계측공
학과 학사. 1986년 KAIST 전기 및 전자
공학과 석사. 1996년 일본 東海(Tokai)
대학 광공학 박사. 1986년~현재 한국전
자통신연구원 인간로봇상호작용연구팀 책
임연구원. 관심분야는 HRI, 생체인식, 컴

퓨터비전 등