퍼지 및 지능시스템학회 논문지 2007, Vol. 17, No. 4, pp. 511-518

중심이동과 상호정보 추정에 의한 효과적인 얼굴인식

An Efficient Face Recognition by Using Centroid Shift and Mutual Information Estimation

조용현
Yong-Hyun Cho

대구가톨릭대학교 공과대학 컴퓨터정보통신공학부
School of Computer and Information Comm. Eng., Catholic Univ. of Daegu
e-mail : yhcho@cu.ac.kr

요 약

본 논문에서는 영상의 중심이동과 상호정보 추정에 의한 효과적인 얼굴인식 기법을 제안하였다. 여기서 중심이동은 영상의 1차 모멘트에 의해 계산된 중심좌표로 얼굴영상을 이동하는 것이며, 이는 인식에 불필요한 배경을 배제시킴으로써 인식성능을 개선시키기 위함이다. 상호정보 추정은 상관관계를 나타내는 척도로 영상 간의 유사성을 효과적으로 측정하기 위함이다. 특히 영상의 상호정보 추정을 위한 확률밀도함수 계산에 동일한 량의 샘플분할을 이용한 적응분할의 추정 방법을 이용함으로써 영상 상호간의 종속성을 더욱 더 정확하게 구하였다. 제안된 기법을 64*64 픽셀의 48장(12명*4장) 얼굴영상을 대상으로 실험한 결과, 제안된 기법은 중심이동을 거치지 않는 단순히 상호정보 추정만을 이용하는 기법보다 우수한 인식성능(인식률, 인식속도)이 있음을 확인하였다. 또한 얼굴의 표정, 위치, 그리고 각도 등의 변화에도 매우 강건한 인식성능이 있음을 확인하였다.

Key Words : 중심이동, 1차 모멘트, 적응분할, 상호정보 추출, 얼굴인식

Abstract

This paper presents an efficient face recognition method by using both centroid shift and mutual information estimation of images. The centroid shift is to move an image to center coordinate calculated by first moment, which is applied to improve the recognition performance by excluding the needless backgrounds in face image. The mutual information which is a measurements of correlations, is applied to efficiently measure the similarity between images. Adaptive partition mutual information(AP-MI) estimation is especially applied to find an accurate dependence information by equally partitioning the samples of input image for calculating the probability density function(PDF). The proposed method has been applied to the problem for recognizing the 48 face images(12 persons * 4 scenes) of 64*64 pixels. The experimental results show that the proposed method has a superior recognition performances(speed, rate) than a conventional method without centroid shift. The proposed method has also robust performance to changes of facial expression, position, and angle, etc. respectively.

Key Words : Centroid Shift, First Moment, Adaptive Partition, Mutual Information Estimation, Face Recognition

1. 서 론

얼굴인식은 일반적으로 임의의 입력 영상에 대하여 이미 저장된 가장 유사한 얼굴을 찾는 것이다. 하지만 표정, 크기, 조명, 안경착용 등과 같은 여러 가지 변화에 획득된 얼굴영상의 정보는 매우 민감하다[1-5]. 특히 얼굴영상 자체의 방대한 정보량과 이에 따른 많은 계산양은 얼굴인식을 위한 해결과제이다.

일반적으로 얼굴인식 방법에는 특징을 기반으로 한 방법과 영상을 기반으로 하는 방법이 있으며, 최근 영상을 기반으로 하는 방법이 널리 이용되고 있다[1,3]. 특징기반 방법에는 얼굴의 주요 부분인 눈, 코, 입 등의 여러 특징을 추출하여 인식에 이용하는 지역적인 특징추출 기법, 색깔과 형태로 구성된 2차원의 템플릿을 이용하는 템플릿 패턴 정합 방법, 특정한 점에서의 방향과 변화에 따른 특성을 벡터화한 Gabor 필터를 이용한 방법들이 있다[3,4]. 이들 방법들에는 얼굴을 표현하기 위한 차원감소나 수행시간의 절약, 포즈나 크기 등에 강건한 특성이 있으나 인식에 필요한 정보손실이나 템플릿 구성에 따른 공간소모, 변형의 정도에 따라 인식성능이 크게 달라지는 제약이 있다.

영상기반 방법은 입력 얼굴영상에서 직접 얼굴을 코딩하는 외형을 기반으로 하며, 여기에는 입력 영상내의 상관관계를 제거하여 영상의 진폭스펙트럼을 획득하는 주요성분분석(principal component analysis : PCA)법, PCA를 일반화하여 영상의 위상스펙트럼까지도 고려하는 독립성분분석(independent component analysis : ICA)법, 선형식별 분석(linear discriminant analysis : LDA)법, support vector

접수일자 : 2007년 3월 26일
완료일자 : 2007년 6월 20일

machine(SVM) 방법 등이 있다[4,5]. 이들 방법들 역시 데이터의 차원감소나 다차원의 특징분석, 얼굴영상의 클래스들 간 최적구별, 처리시간 감소 등의 특징을 가진다. 이 중에서도 PCA와 ICA는 중복신호 제거의 효과가 있어 뇌의 시각기능을 잘 반영하며 타 방법에 비해 높은 인식률을 얻을 수 있어 얼굴인식에 널리 이용되고 있다[4]. 하지만 여기에도 정보의 손실이나 계산의 복잡성, 실시간 인식에의 제약 등은 여전히 남아 있다.

한편 시스템 확인, 제어, 예측 등의 분야에서 관찰된 모든 입력변수 중에서 선택되는 변수에 따라 시스템의 성능은 크게 달라진다[6-10]. 특히 입력차원이 증가할수록 성능의 변화는 더욱 더 심각하며, 입력변수선택은 어느 입력변수들이 어떤 모델을 위해 요구되는지를 결정하는데 목적이 있다. 일반적으로 입력변수의 효과적인 선택은 시스템의 차원감소, 특징추출, 분류 등 다양한 용도로 이용된다. 입력변수의 잘못된 선택에 따른 문제들로 먼저, 입력차원의 증가에 따른 계산시간과 메모리의 증가, 다음으로 요구되지 않는 입력들에 의한 학습의 어려움, 추가적인 요구되지 않는 입력에 의한 비수렴과 모델의 정확성 저하, 그리고 복잡한 모델에 따른 해석의 어려움 등이 있다[9].

지금까지 알려진 입력변수선택 기법들은 크게 model-based와 model-free 방법들로 나누어진다[7-10]. 먼저 model-based 방법에 의한 입력선택은 모델을 선정한 후 이용할 입력들을 선택하고, 파리미터들을 최적화한 후 어떤 비용함수를 측정함으로써 이루어진다. 모델로 선형모델을 이용한 방법으로 분산의 해석(analysis of variance : ANOVA)에 의해 구현되는 전역 F-test 방법이 잘 알려져 있다. 또한 비선형 모델을 이용한 방법으로는 신경망이나 자동상관성검출(automatic relevance detection : ARD)로 구현되는 방법이 있다[9]. 그러나 model-based 방법들은 입력들이 바뀌면 선택과정은 다시 반복하여야 하는 제약이 있다. model-free 방법은 기초모델을 가지지 않는 통계적 종속성 시험에 바탕을 둔 기법으로 입력변수들의 부분집합과 원하는 출력사이의 통계적 시험을 수행함으로써 이루어진다. 이때 시험은 이들 결과에 기초하여 어느 입력변수를 선택할 것인가에 이용된다. correlation에 기반을 둔 방법, 고차원의 cross-cumulant에 기반을 둔 방법, 상호정보(mutual information : MI)에 기반을 둔 방법이 통계적 종속성을 시험하는 방법으로 알려져 있다[7-9].

통계적 종속성에 기반을 둔 model-free 방법이 model-based 방법보다 좀 더 일반화된 방법이다[9]. 그러나 통계적 종속성은 입력과 원하는 출력사이의 상호정보를 추정함으로써 구해지며, 이러한 추정과정에는 joint probability density function(PDF)과 marginal PDF의 계산이 요구된다. PDF의 계산방법으로 correlation에 기반을 둔 방법은 변수사이의 2차원 선형종속성만을 측정하는 방법으로 선형모델에만 적용 가능한 제약이 있다. 고차원의 cross-cumulant에 기반을 둔 방법은 고차원의 통계성을 이용하여 종속성을 측정하는 방법으로 여기에도 입력변수들의 모든 조합들을 조사해야 하는 제약이 있다. 이러한 제약을 해결하기 위하여 변수들 간의 정보에 기반을 두고 모든 고차원의 통계성을 이용하여 종속성을 측정하는 상호정보에 기반을 둔 방법이 제안되었다[10]. 특히 이 방법은 고차원의 cross-cumulant에 기반을 둔 방법에서 반드시 요구되는 정규화 과정을 제거할 수 있는 장점도 있다.

본 논문에서는 영상의 중심이동과 상호정보 추출에 의한 효과적인 얼굴인식 기법을 제안한다. 여기서 중심이동은 전처리 과정으로 영상의 1차 모멘트에 의한 중심좌표를 계산한 후, 얼굴영상을 중심으로 이동하여 인식에 불필요한 배경을 배제시킴으로써 인식성능을 개선시키기 위함이다. 상호정보 추정은 영상 간의 상관관계를 나타내는 척도로 분류를 위한 유사성을 효과적으로 측정하기 위함이다. 특히 영상의 상호정보 추정을 위한 확률밀도함수 계산에 동일한 량의 샘플분할을 이용한 적응분할의 추정 방법을 이용한 것은 영상 상호간의 종속성을 더욱 더 정확하게 구하기 위함이다. 제안된 기법을 64*64 픽셀의 48장(12명*4장) 얼굴영상을 대상으로 실험하고, 전처리과정을 거치지 않은 단순히 상호정보 추정을 이용한 기법의 결과와 비교고찰 하였다. 또한 얼굴영상의 변화에 대한 강건함을 확인하기 위하여 표정, 위치, 그리고 각도 등의 변화에 따른 인식성능도 고찰하였다.

2. 영상의 중심이동과 상호정보 추출

일반적으로 영상은 배경과 의미 있는 형상(shape)으로 구분된다. 배경이 형상에 비해 비교적 변화가 적은 영상일 경우, 주어진 영상의 크기로부터 보다 작은 크기의 유효한 영상을 추출할 수 있다. 이렇게 추출된 영상을 입력영상으로 이용하면 보다 빠르고 정확한 얼굴인식이 가능하다.

본 연구에서는 유효영상의 중심을 계산하기 위하여 영상의 1차 모멘트 평형[11]을 이용한다. 이는 기하학적 정보를 이용한 것으로 영상의 배경을 제거함으로써 차원을 감소시키는 전처리이다. 이렇게 전처리된 얼굴영상을 대상으로 상호간의 유사성을 도출하기 위해 적응분할의 상호정보 추출을 이용한다.

2.1 영상의 중심이동

입력되는 얼굴영상을 X축 과/또는 Y축으로 평행 이동시켜 이루어지는 중심이동은 차 영상의 1차 모멘트 평형에 의해 유효영상의 중심을 계산함으로써 가능하다. 이때 1차 모멘트를 구하는 과정은 먼저 원 영상 OrgImage로부터 차 영상 DeltaImage를 생성한다. 여기서 n번째 좌표의 차 영상 DeltaImage(n) = Pi(n) - Pi(n-1)로 계산되며, Y행 화소좌표로부터 X열 화소좌표 방향으로 계산을 수행한다. 그림 1은 입력되는 m*n 픽셀의 원 영상과 계산된 차 영상 DeltaImage를 각각 나타낸 것이다.

$P_1(0)$	⋯	$P_1(n-1)$	$P_1(n)$
⋮	⋮	⋮	⋮
$P_i(0)$	⋯	$P_i(n-1)$	$P_i(n)$
⋮	⋮	⋮	⋮
$P_m(0)$	⋯	$P_m(n-1)$	$P_m(n)$

0	⋯	⋯	$P_1(n)-P_1(n-1)$
⋮	⋮	⋮	⋮
0	⋯	⋯	$P_i(n)-P_i(n-1)$
⋮	⋮	⋮	⋮
0	⋯	⋯	$P_m(n)-P_m(n-1)$

그림 1. m*n 픽셀의 원 영상과 차 영상
Fig. 1. Original and difference image of m*n pixels

다음은 계산된 차 영상으로부터 유효한 영상의 화소만을 생성하기 위하여 논리필터링을 수행한다. 이를 위해 차 영상에 대한 화소의 변화평균값을 구하고, 그 값을 유효한 변화의 판별을 위한 값으로 이용한다. 이때 논리필터링은 차 영상의 값이 판별값보다 크거나 같으면 유효한 화소로 1의 값을 갖도록 하며, 그렇지 않으면 0의 값을 갖도록 함으로써

균일한 형상의 영상을 생성한다. 그림 2는 논리필터링 후 1차 모멘트를 구하기 위한 임의의 영상단면을 나타낸 것이다.

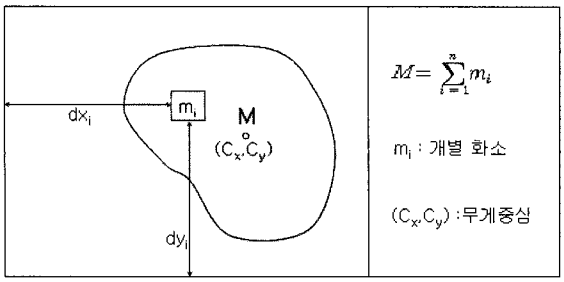

그림 2. 1차 모멘트를 위한 영상단면
Fig. 2. Image area for first moment

여기서 1차 모멘트 평형은 각 개별 화소에 대한 모멘트 값의 합이 영상 전체의 중심거리와 영상 전체의 화소 값의 곱과 동일함을 의미한다[11]. 이때 중심계산을 위한 1차 모멘트 평형을 수식으로 표현하면 다음의 식 (1)과 같다.

$$M\times C_x=\sum_{i=1}^{n}(m_i\times dx_i),M\times C_y=\sum_{i=1}^{n}(m_i\times dy_i) \quad (1)$$

여기서 m_i는 i번째 픽셀의 논리값으로 유효한 화소일 경우에만 1, 그렇지 않으면 0이며, M은 유효영상의 논리값에 대한 합이다. 이때 유효영상의 중심좌표 (Cx, Cy)는 식 (2)와 같이 계산된다.

$$C_x=\frac{\sum_{i=1}^{n}dx_i}{M},\quad C_y=\frac{\sum_{i=1}^{n}dy_i}{M} \quad (2)$$

따라서 1차 모멘트 평형으로부터 계산된 유효영상의 좌표 (C_x, C_y)를 중심으로 보다 작은 영상을 선택하여 입력영상으로 이용한다. 즉, 임의로 입력되는 원 영상을 구해진 중심좌표로 이동시켜 유효한 영상을 선택하면 인식에 불필요한 배경을 배제시킬 수 있어 차원이 감소된 영상을 얻을 수 있다. 이렇게 하면 얼굴영상의 인식에 이용되는 데이터를 줄일 수 있어 인식시간과 인식률을 효과적으로 개선시킬 수 있다.

2.2 적응분할에 의한 상호정보 추정

신호들 사이의 종속성을 시험하기 위해 correlation, 고차원의 cross-cumulant, 그리고 상호정보 등에 기반을 둔 여러 가지 방법들이 제안되었다[6-10]. 그 중에서도 상호정보는 변수들 사이의 종속성을 정량화하기 위한 매우 기본적인 통계적 접근방법으로 입력변수들을 선택하는 가장 자연스러운 척도로 이용된다. 하지만 신뢰성 있는 상호정보의 추정은 용이치 않으며, 어떤 방법을 이용하든 충분한 량의 데이터에 의해서만 유효한 결과를 얻을 수 있다.

일반적으로 Shannon의 정의에 따른 입력(독립)신호 x와 출력(종속)신호 y사이의 상호정보 I(x,y)는 joint PDF f(x,y)와 marginal PDF f(x) 및 f(y)의 곱 사이 Kullback-Leibler 거리로 다음 식 (3)과 같이 정의된다[6].

$$\mathrm{I(x,y)}=\int_{-\infty}^{\infty}\int_{-\infty}^{\infty}f(x,y)\cdot\log\left(\frac{f(x,y)}{f(x)f(y)}\right)dxdy \quad (3)$$

여기서 x와 y가 서로 독립이면 상호정보 I(x,y)는 영이 된다. 또 다른 상호정보는 엔트로피(entropy)를 이용하여 다음 식 (4)와 같이 정의 될 수 있다.

$$\mathrm{I(x,y)} = \mathrm{H(x)} + \mathrm{H(y)} - \mathrm{H(x,y)} \quad (4)$$

여기서 H(x)와 H(y)는 각각 신호 x와 y의 엔트로피이고, H(x,y)은 x와 y의 결합엔트로피이다.

식 (3)과 식 (4)에서 보면 각각 상호정보의 계산을 위해서는 복잡한 joint PDF와 marginal PDF의 추정이 요구된다. 이러한 추정법으로 Gram-Charlier 확장에 기초한 방법, 정규분할 히스토그램 PDF 근사화에 기초한 방법, 적응분할 히스토그램 PDF 근사화에 기초한 방법, 커널변환에 기초한 방법이 있다[5,6]. Gram-Charlier 확장에 기초한 방법은 PDF의 Gram-Charlier polynomial expansion에 기반을 둔 것으로 계산이 간단하고 빠르며 통계적인 의미가 분명한 장점이 있다. 그러나 PDF의 부적정한 근사화와 Gaussian과 sub-Gaussian 신호에 따라 성능이 달라지는 제약이 있다. 정규분할 히스토그램 PDF 근사화에 기초한 방법은 각 변수들을 샘플을 포함하는 작은 bin들로 일정하게 나누어 PDF를 계산한다. 이 방법은 Gram-Charlier 확장에 기초한 방법에 비해 신호들의 성질에 의존하지 않기 때문에 좀 더 일반화된 방법이다. 그러나 이 방법 역시 샘플의 분할과 질에 민감한 제약이 있다. 여기서 분할이 너무 조밀하면 샘플을 포함하지 않는 어떤 bin들이 있어 PDF의 평활화에 따른 손실된 분포가 고려되지 않으며, 너무 듬성하면 bin들내의 샘플들이 중요한 PDF를 상세히 잘 반영하지 못하는 제약이 있다[10]. 이러한 분할에 따라 상호정보의 추정 성능이 달라지는 정규분할 히스토그램에 기초한 방법의 제약을 해결하기 위해 각 변수들을 동일한 샘플을 가지는 bin들로 나누어 각 bin의 영향을 평균화하는 적응분할 방법이 제안되었다[8]. 이는 현재 변수의 분포가 균일한지를 시험하기 위해서 공간을 chi-square χ^2에 기초하여 분할하는 반복기법으로 수행과정을 요약하면 다음과 같다.

단계 1 : 주어진 x와 y의 2차원 범위 Rn이 주어지면 2*2 grid로 나눈다. Rn내의 전체관찰 수는 cRn이고, 각 부분할에서 관찰 수는 cR_{n+1}^{ij} (1≦i,j≦2)이다. (c : 부분할 수)

단계 2 : 4개 부분할의 관찰 쌍에 chi-square χ^2 시험을 행한다. ($\chi^2=\frac{4\sum_{i=1}^{2}\sum_{j=1}^{2}(cR_{n+1}^{ij}-cR_n/4)^2}{cR_n}$)

단계 3 : 만약 chi-square χ^2 시험값이 사전 설정값보다 크면, 단계 1과 2는 부분할을 반복한다.

단계 4 : 만약 chi-square χ^2 시험값이 사전 설정값보다 작거나 Rn이 너무 작으면, 분할을 멈추고 정규 분할 히스토그램 PDF 근사화에 기초한 방법과 동일한 과정을 수행한다.

이상의 적응분할 방법은 정규분할에 의한 방법보다 좀 더 정확한 상호정보를 얻을 수 있다. 본 실험에서는 사전 설정값을 7.8로 하였다. 따라서 적응분할 히스토그램 PDF 근사화 방법을 이용한 상호정보 추정은 좀 더 빠르고 정확한 얼굴인식을 가능하게 한다. 따라서 중심이동의 전처리와 상호정보 추출을 조합한 제안된 얼굴인식 과정을 요약하면 그림

3과 같다. 여기서 학습과정은 먼저, 획득된 학습영상으로부터 차 영상을 계산하여 1차 모멘트 평형을 이용함으로써 영상의 중심좌표를 계산하고 이로부터 얼굴영상의 중심을 찾는다. 다음으로는 차원이 감소된 유효한 영상을 획득하는 전처리 과정을 거쳐 얼굴을 저장한다. 한편 식별과정에서도 시험영상을 획득한 후 전처리하여 입력영상보다 작은 유효한 영상을 획득한다. 다음은 이미 전처리된 영상과 저장된 영상의 상호정보량을 계산하여 비교 판별함으로써 얼굴을 인식하게 된다.

그림 3. 제안된 방법에 의한 인식과정
Fig. 3. Recognition process of proposed method

3. 실험 및 결과분석

제안된 얼굴인식 방법의 성능을 평가하기 위해 64*64 픽셀의 48장(12명*4장) 영상을 대상으로 실험하였다. 여기서 학습 얼굴영상은 12명의 각 표준영상이고, 시험 얼굴영상은 표준영상에서 표정, 위치, 얼굴각도, 안경착용 등의 변화를 준 영상으로 각 3장씩 총 36장(12명*3장)이다. 실험은 펜티엄-IV3.0G 컴퓨터에서 Matlab 6.5로 구현하였다.

그림 4는 12명의 64*64픽셀 얼굴영상들로 학습에 이용된 표준 얼굴들이다. 그림 5는 12명의 시험 얼굴영상 36장중에서 4명의 12장 얼굴영상들만을 나타낸 것이다. 여기서 보면 각 학습자별로 첫 번째 행과 두 번째 행의 영상들은 표정, 각도, 안경착용 등의 다양한 변화가 있으며, 세 번째 행의 영상들은 위치가 좌우로 각각 치우쳐 있음을 알 수 있다.

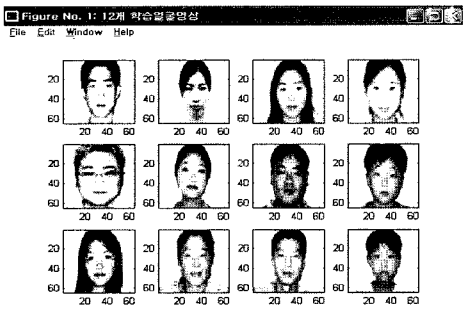

그림 4. 12명의 표준 학습 얼굴영상
Fig. 4. Typical 12 probe face images

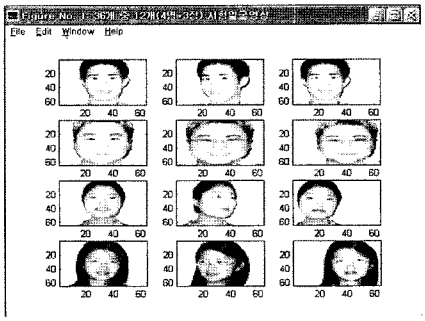

그림 5. 4명의 시험 얼굴영상
Fig. 5. 4 Gallery face images

한편 그림 6은 그림 5의 첫 번째 열, 세 번째 행의 위치가 변한 시험얼굴을 대상으로 논리필터링한 후, 1차 모멘트에 의해서 계산된 중심좌표를 함께 나타낸 영상과 구해진 중심좌표로 얼굴영상을 이동시켜 64*64(4096) 픽셀의 얼굴영상 크기를 33*43(1419) 픽셀로 감소시킨 전처리된 영상이다. 여기서 좌측 영상은 각 픽셀에 대해 차 영상 DeltaImage(n) = Pi(n) - Pi(n-1)을 구한 후, 그에 대한 화소의 평균값을 기준으로 설정된 판별값을 이용하여 논리필터링한 것으로 얼굴영상의 경계영역이 추출됨을 알 수 있다. 우측 영상은 구해진 중심좌표로 얼굴영상을 중심이동 시킨 후, 차원을 감소시킨 전처리된 시험영상으로 약 2.9배 정도 차원이 감소된다. 이는 입력된 영상에서 인식에 불필요한 배경을 제거하여 데이터의 차원을 감소시켜 인식성능을 개선하기 위함이다.

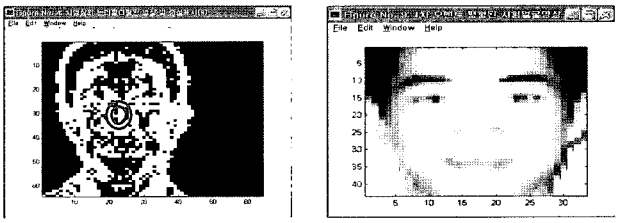

그림 6. 논리필터링 및 전처리된 영상
Fig. 6. Logic filtering and preprocessed images

표 1은 12장의 학습얼굴을 시험얼굴로 하여 중심이동의 전처리와 상호정보를 조합한 제안된 기법과 전처리를 이용하지 않고 상호정보만을 이용한 기존 기법 각각에서 상호정보량과 인식시간을 나타낸 것이다.

표 1에서 상호정보량을 나타낸 행렬은 대칭행렬이며, 자기 자신을 제외한 모든 얼굴 상호간에는 비교적 낮은 정보값을 가짐을 알 수 있다. 이는 실험의 대상 얼굴들 사이의 상호 유사성을 잘 추정할 수 있음을 보여 주는 것이다. 학습과 시험 얼굴이 동일한 재귀상호정보 값의 경우 각각 제안된 기법은 5.5411이고, 전처리를 하지 않은 기존 기법은 6.9315 값으로 기존 기법이 제안된 기법보다 높은 값을 가진다. 다른 학습 얼굴과 시험얼굴들 사이에서도 동일한 결과를 가지며, 이는 제안된 기법에서 전처리 동안에 배경부분이 제거되어 차원이 감소되었기 때문이다. 얼굴 1은 자기 자신을 제외하고 제안된 기법에서 얼굴 11과 기종 기법에서 얼굴 7과 각각 가장 큰 상호정보 값을 가져 다른 얼굴들에 비해 상대적으로 높은 유사성이 있음을 알 수 있다. 제안된 기법에서 얼굴 5가 다른 11장의 얼굴들과의 평균 상호정보 값이 0.1371로 가장 작아 유사성이 가장 적은 독립 얼굴임을 알 수 있다. 또한 기존 기법에서는 얼굴 2가 11장의 얼굴들과의 평균 상호정보 값이

표 1. 12명의 학습얼굴 인식결과
Table 1. Recognition results of 12 learning faces

영상			학습얼굴												인식시간 (CPU시간)
			1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	
시험얼굴(학습얼굴)	1	제안기법	5.5411	0.3186	0.4769	0.2882	0.1273	0.5271	0.4955	0.5795	0.6038	0.4182	0.6107	0.4034	0.9063
		기존기법	6.9315	0.5874	0.6389	0.8036	0.5531	0.9463	1.3234	0.9493	0.8942	0.9685	0.6813	0.7543	1.7969
	2	제안기법	0.3186	5.5411	0.2935	0.3029	0.1096	0.3807	0.3029	0.4076	0.3450	0.1810	0.3813	0.5130	0.9063
		기존기법	0.5874	6.9315	0.4443	0.3775	0.3041	0.5971	0.6340	0.6343	0.5393	0.4382	0.5695	0.6414	1.4063
	3	제안기법	0.4769	0.2935	5.5411	0.3316	0.1442	0.4431	0.3135	0.3822	0.7321	0.4272	0.5707	0.3700	0.8906
		기존기법	0.6389	0.4443	6.9315	0.7108	0.5390	0.5944	0.8067	0.7347	1.0935	0.6884	0.5836	0.6464	1.7656
	4	제안기법	0.2882	0.3029	0.3316	5.5411	0.2228	0.4789	0.3847	0.4482	0.3422	0.2750	0.4035	0.3496	0.9219
		기존기법	0.8036	0.3775	0.7108	6.9315	0.5477	0.9273	1.0455	1.1034	0.8427	0.7949	0.6652	0.6441	1.8594
	5	제안기법	0.1273	0.1096	0.1442	0.2228	5.5411	0.1690	0.1405	0.1331	0.1397	0.1181	0.1058	0.0981	0.7344
		기존기법	0.5531	0.3041	0.5390	0.5477	6.9315	0.6979	0.8424	0.6880	0.6680	0.6021	0.5779	0.4605	1.6250
	6	제안기법	0.5271	0.3807	0.4431	0.4789	0.1690	5.5411	0.5820	0.8180	0.4614	0.2792	0.4493	0.5549	0.9531
		기존기법	0.9463	0.5971	0.5944	0.9273	0.6979	6.9315	1.6169	1.2292	1.0333	0.9456	1.1775	1.1356	2.0156
	7	제안기법	0.4955	0.3029	0.3135	0.3847	0.1405	0.5820	5.5411	0.5599	0.3604	0.2868	0.3829	0.4143	0.9063
		기존기법	1.3234	0.6340	0.8067	1.0455	0.8424	1.6169	6.9315	1.3109	1.2113	1.1424	0.9585	1.0558	2.0156
	8	제안기법	0.5795	0.4076	0.3822	0.4482	0.1331	0.8180	0.5599	5.5411	0.4377	0.2846	0.4872	0.5963	0.9531
		기존기법	0.9493	0.6343	0.7347	1.1034	0.6880	1.2292	1.3109	6.9315	1.0381	0.9454	1.0063	1.0441	1.9219
	9	제안기법	0.6038	0.3450	0.7321	0.3422	0.1397	0.4614	0.3604	0.4377	5.5411	0.3902	0.5745	0.4288	0.8906
		기존기법	0.8942	0.5393	1.0935	0.8427	0.6680	1.0333	1.2113	1.0381	6.9315	0.9505	0.8250	0.9502	1.8594
	10	제안기법	0.4182	0.1810	0.4272	0.2750	0.1181	0.2792	0.2868	0.2846	0.3902	5.5411	0.5214	0.1770	0.9063
		기존기법	0.9685	0.4382	0.6884	0.7949	0.6021	0.9456	1.1424	0.9454	0.9505	6.9315	0.8666	0.7433	1.8906
	11	제안기법	0.6107	0.3813	0.5707	0.4035	0.1058	0.4493	0.3829	0.4872	0.5745	0.5214	5.5411	0.4859	0.9219
		기존기법	0.6813	0.5695	0.5836	0.6652	0.5779	1.1775	0.9585	1.0063	0.8250	0.8250	6.9315	1.2070	1.7188
	12	제안기법	0.4034	0.5130	0.3700	0.3496	0.0981	0.5549	0.4143	0.5963	0.4288	0.1770	0.4859	5.5411	0.9531
		기존기법	0.7543	0.6414	0.6464	0.6441	0.4605	1.1356	1.0558	1.0441	0.9502	0.7433	1.2070	6.9315	1.8281

0.5243로 역시 가장 작아 유사성이 가장 적은 독립 얼굴임을 알 수 있다. 한편 인식을 위해 소요된 CPU 시간에서도 평균적으로 전처리의 제안된 기법은 약 0.9037초이고, 전처리를 하지 않은 기존 기법은 약 1.81초로 제안된 기법이 기존 기법보다 약 2배 정도 빠른 인식속도를 가진다. 이 또한 제안된 기법에서 전처리 동안에 배경부분이 제거되어 차원을 감소시키는 전처리의 속성 때문이다. 특히 제안된 기법에서는 얼굴 5가 가장 빠른 약 0.7344초, 기본 기법에서는 얼굴 2가 약 1.4063초로 가장 빠른 인식속도가 있음을 알 수 있다. 이는 이들 얼굴 5와 얼굴 2가 각각 다른 얼굴들과 유사성이 적기 때문으로 추정된다.

한편 표 2와 표 3은 각각 표준 학습얼굴들을 기준으로 위치, 표정, 각도, 그리고 안경착용 유무, 또는 이들 요소 2가지 이상을 조합하여 변화시킨 시험얼굴 36장(12명*3장)의 실험결과를 나타낸 것이다. 표 2와 3에서 보면 전처리의 제안된 기법과 전처리를 하지 않은 기본 기법은 각각 7장과 16장의 시험얼굴들이 인식되지 못하여 제안된 기법이 기존 기법보다 약 2.29배 정도 높은 인식률을 가진다. 여기서 제안된 기법은 위치와 각도의 동시변화에 3장, 안경과 위치의 동시변화에 1장, 각도와 헤어스타일의 동시변화에 1장, 각과 위치와 헤어스타일의 동시변화에 1장, 그리고 위치와 각도와 표정과 헤어스타일의 동시변화에 1장의 시험얼굴이 각각 인식되지 못하였다. 그러나 기본 기법에서는 위치, 표정, 각도 등의 한 가지 요소변화에 각각 8장, 1장, 1장, 표정과 위치 및 표정과 각도의 동시변화에 각각 1장, 위치와 각도 및 안경과 위치의 동시변화에도 각각 1장, 각도와 위치와 헤어스타일의 동시변화에 1장, 그리고 위치와 각도와 표정과 헤어스타일의 동시변화에 1장의 시험얼굴이 인식되지 못하였다. 여기서 전처리를 행한 제안된 기법은 단일 요소변화에 대해서는 오인식이 발생되지 않았으며, 2가지 이상의 동시 요소변화에서만 오인식이 발생되었다. 특히 시험얼굴의 각도에 또 다른 요소가 조합되어 변화될 때 주로 오인식 됨을 알 수 있었다. 하지만 전처리를 행하지 않은 단순 상호정보량의 측정에 따른 기존 기법에서는 위치나 각도나 표정의 단일 요소변화뿐만 아니라 위치변화와 결합된 또 다른 변화에 대해서 오인식이 발생되었고, 2가지 이상의 요소변화에서도 역시 오인식이 발생되었다. 또한 제안된 기법에서는 6장의 시험얼굴(얼굴 1, 4, 5, 6, 9에서 각각 1장과 얼굴 10에서 2장)에서 각각 오인식이 발생되었고, 기존 기법에서는 10장의 시험얼굴(얼굴 1, 2, 3, 4, 5, 6, 8, 9, 10, 12)에서 각각 오인식이 발생되었다. 이는 제안된 기법이나 기존 기법에서 이들 시험얼굴들이 다른 얼굴들과 서로 유사하기 때문으로 추측되며, 기존 기법의 경우는 2사람을 제외한 나머지 대부분의 얼굴들이 오인식 되었다. 기존 기법의 경우 오인식된 학습얼굴로 얼굴 6번이 가장 많이 나타나 다른 나머지 얼굴들과 상관성이 가장 높은 얼굴임을 알 수 있다. 특히 기존 기법에서 시험얼굴 3은 표정, 각도, 그리고 위치가 각각 변화된 3장의 시험얼굴 모두가 오인식 되었으며, 시험얼굴 1, 6, 8, 9, 12를 제외한 모든 경우에 2장 이상의 시험얼굴이 오인식 되었다. 이 또한 기존 기법에서 시험얼굴 3은 다른 학습얼굴들과 유사성이 높기 때문이다. 결

표 2. 제안된 기법에 의한 36장 시험얼굴의 인식결과
Table 2. Recognition results of 36 learning faces by using proposed method

영상 및 변화요소			학습 얼굴												인식시간 (CPU시간)
			1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	
시험얼굴	1	표정	0.8939	0.3002	0.6184	0.3020	0.1466	0.5378	0.3941	0.5331	0.5375	0.4186	0.6494	0.4061	0.7969
		위치, 각도	0.3375	0.2334	0.2203	0.1097	0.0935	0.3377	0.2494	0.3449	0.2236	0.1507	0.2668	0.2418	0.7031
		표정, 위치	0.8939	0.3002	0.6184	0.3020	0.1466	0.5378	0.3941	0.5331	0.5375	0.4186	0.6494	0.4061	0.8750
	2	표정	0.3213	1.0752	0.4046	0.3116	0.1203	0.3994	0.3055	0.3528	0.4087	0.1594	0.4276	0.5125	0.8125
		표정, 각도	0.2923	0.6606	0.2504	0.2417	0.0882	0.3256	0.2604	0.3546	0.3106	0.1161	0.4092	0.5042	0.6875
		위치	0.3051	0.9062	0.3674	0.3581	0.1522	0.4668	0.3150	0.3830	0.3187	0.2040	0.3248	0.4871	0.8125
	3	표정	0.3498	0.3352	0.7684	0.3403	0.1174	0.3682	0.2794	0.3436	0.4672	0.3680	0.4651	0.3167	0.7656
		각도	0.3708	0.2878	1.0859	0.3634	0.0967	0.4431	0.2744	0.3362	0.5623	0.3465	0.4815	0.3754	0.7188
		위치	0.4769	0.2935	5.3169	0.3316	0.1442	0.4470	0.3135	0.3822	0.7355	0.4272	0.5707	0.3700	0.8906
	4	표정	0.3134	0.2061	0.3439	0.7322	0.1576	0.4785	0.3727	0.4597	0.3115	0.2659	0.3255	0.2718	0.7344
		위치, 각도	0.2302	0.1425	0.2322	0.2135	0.0579	0.2767	0.1493	0.2857	0.2512	0.1834	0.2186	0.3250	0.7344
		위치	0.2758	0.2965	0.3250	4.8440	0.2228	0.4855	0.3856	0.4532	0.3384	0.2791	0.4033	0.3573	0.8906
	5	안경, 위치	0.2330	0.1582	0.2413	0.2098	0.2238	0.2623	0.2251	0.1897	0.2160	0.1099	0.1848	0.1490	0.7188
		표정, 위치	0.1043	0.0740	0.0781	0.1410	0.3352	0.0754	0.0750	0.0879	0.1061	0.0650	0.0851	0.0496	0.5625
		위치	0.1265	0.1094	0.1448	0.2226	5.3365	0.1684	0.1405	0.1381	0.1396	0.1181	0.0647	0.0983	0.8125
	6	표정, 각도	0.5624	0.3660	0.5902	0.4171	0.1898	0.9343	0.3912	0.5604	0.5541	0.3656	0.5373	0.4778	0.8125
		각도, 위치	0.3005	0.3884	0.2457	0.1722	0.0555	0.2455	0.2761	0.3231	0.2738	0.0509	0.3889	0.2860	0.7188
		위치	0.5310	0.3860	0.4634	0.4700	0.1703	4.9118	0.5738	0.8202	0.4477	0.2873	0.4570	0.5848	0.8750
	7	안경	0.6266	0.3793	0.4948	0.3594	0.1288	0.5274	0.6660	0.5849	0.5524	0.3506	0.6282	0.5005	0.8438
		표정, 위치	0.3828	0.2518	0.2773	0.3999	0.1685	0.4738	0.7716	0.4538	0.3162	0.2047	0.3196	0.2800	0.7344
		위치	0.4955	0.3029	0.3135	0.3847	0.1405	0.5820	5.5411	0.5599	0.3604	0.2868	0.3829	0.4143	0.9531
	8	안경, 위치	0.4245	0.3862	0.2810	0.4567	0.1949	0.6825	0.5195	1.0780	0.3535	0.2325	0.3656	0.3863	0.8281
		안경, 표정	0.4341	0.3746	0.2290	0.4730	0.1803	0.5783	0.6529	0.8539	0.3046	0.2018	0.3689	0.3488	0.7188
		위치	0.5820	0.4070	0.3836	0.4525	0.1331	0.8139	0.5632	5.3220	0.4309	0.2844	0.4848	0.5993	0.9531
	9	표정, 각도	0.4691	0.2845	0.6097	0.4130	0.1619	0.6227	0.4251	0.5335	0.7081	0.3741	0.5446	0.4370	0.8281
		각도, 헤어스타일	0.2252	0.1481	0.2962	0.1635	0.0751	0.3141	0.1107	0.2719	0.2890	0.1483	0.2408	0.2822	0.7500
		위치	0.6042	0.3461	0.7308	0.3434	0.1384	0.4628	0.3613	0.4381	5.5040	0.3904	0.5761	0.4304	0.9063
	10	표정	0.3801	0.1584	0.3750	0.2973	0.1053	0.2567	0.2553	0.2943	0.3184	1.0097	0.4174	0.1345	0.7344
		각도, 위치, 헤어스타일	0.2795	0.1167	0.1178	0.2432	0.0279	0.1501	0.1573	0.1636	0.1586	0.2215	0.2540	0.1216	0.6094
		위치, 각도, 표정, 헤어스타일	0.2190	0.1128	0.0876	0.2279	0.0327	0.1465	0.1512	0.1636	0.1331	0.2074	0.1950	0.1598	0.6563
	11	표정	0.5317	0.3895	0.4151	0.2860	0.1429	0.3680	0.2851	0.3653	0.4938	0.4038	1.1178	0.4202	0.8281
		각도, 위치	0.3700	0.3060	0.3272	0.2643	0.0704	0.3143	0.2452	0.3370	0.3640	0.3190	0.4350	0.3280	0.7656
		위치	0.4703	0.3404	0.5203	0.3400	0.1368	0.3502	0.2673	0.3578	0.5302	0.6101	1.3534	0.4303	0.7500
	12	각도, 표정	0.4562	0.4177	0.3662	0.3272	0.1735	0.4512	0.3934	0.4889	0.4514	0.3625	0.5106	0.6364	0.7656
		각도, 위치	0.3220	0.4253	0.3239	0.2666	0.0525	0.4045	0.2851	0.4258	0.3357	0.1752	0.4680	0.5885	0.7344
		위치	0.4050	0.5027	0.3806	0.3366	0.1146	0.5778	0.4106	0.6438	0.4530	0.1807	0.4927	4.4458	0.8906

표 3. 기존 기법에 의한 36장 시험얼굴의 인식결과
Table 3. Recognition results of 36 learning faces by using conventional method

영상 및 변화요소			학습 얼굴												인식시간
			얼굴1	얼굴2	얼굴3	얼굴4	얼굴5	얼굴6	얼굴7	얼굴8	얼굴9	얼굴10	얼굴11	얼굴12	(CPU시간)
시험얼굴	1	표정	1.5404	0.5613	0.6178	0.8494	0.6432	1.1926	1.3473	1.0021	1.0517	0.9281	0.7337	0.7652	1.6406
		위치, 각도	1.5404	0.5613	0.6178	0.8494	0.6432	1.1926	1.3473	1.0021	1.0517	0.9281	0.7337	0.7652	1.6406
		표정, 위치	0.4564	0.3518	0.3870	0.4207	0.4342	0.7132	0.4880	0.5698	0.5388	0.4488	0.5339	0.6088	1.4219
	2	표정	0.6354	0.8426	0.4019	0.4388	0.3961	0.7088	0.7109	0.7024	0.6028	0.4997	0.6506	0.7053	1.2500
		표정, 각도	0.6254	0.5886	0.3814	0.4550	0.3593	0.7193	0.6809	0.6547	0.6335	0.4787	0.6502	0.6498	1.2031
		위치	0.2468	0.1768	0.2151	0.2016	0.2433	0.3630	0.3229	0.3559	0.2940	0.2610	0.3606	0.3514	1.1563
	3	표정	0.6131	0.3200	0.8720	0.5630	0.3962	0.4958	0.5435	0.5860	0.8889	0.7125	0.4480	0.5534	1.5469
		각도	0.5576	0.3226	0.8215	0.6104	0.4461	0.5275	0.6200	0.6030	1.0559	0.6483	0.5493	0.5577	1.4063
		위치	0.4238	0.5248	0.3261	0.2889	0.3340	0.3326	0.3711	0.4705	0.3722	0.4244	0.4340	0.4039	1.3281
	4	표정	0.8490	0.4638	0.8265	1.2350	0.6103	0.9316	1.1430	1.1006	0.8922	0.8757	0.7198	0.7156	1.5938
		위치, 각도	0.6330	0.3016	0.6546	0.6791	0.4234	0.7176	0.8166	0.8496	0.7080	0.5444	0.6269	0.7796	1.6094
		위치	0.3621	0.4131	0.3790	0.3005	0.2930	0.3157	0.3952	0.4918	0.3980	0.4198	0.4882	0.5651	1.6875
	5	안경, 위치	0.6361	0.3694	0.4808	0.6020	0.9169	0.9339	0.9145	0.7491	0.6961	0.5872	0.6684	0.6270	1.4063
		표정, 위치	0.5032	0.2869	0.3880	0.4191	0.7304	0.6075	0.6139	0.4735	0.5611	0.4730	0.5051	0.4318	1.2344
		위치	0.4724	0.4272	0.4343	0.4137	0.3932	0.4967	0.5383	0.5731	0.5071	0.5465	0.5662	0.5266	1.4844
	6	표정, 각도	1.0013	0.6359	0.6282	0.8465	0.7112	1.8643	1.6255	1.4183	1.0152	0.9271	1.2022	1.1123	1.8438
		각도, 위치	0.8543	0.4672	0.6423	0.6730	0.5910	1.4523	1.1468	0.8130	1.1143	0.6782	0.9421	0.9444	1.9688
		위치	0.3006	0.3104	0.3240	0.3392	0.1930	0.4189	0.4123	0.4732	0.2527	0.3156	0.3452	0.4774	1.3750
	7	안경	1.3296	0.7011	0.8349	0.9579	0.6865	1.6009	2.0193	1.2519	1.1828	1.1921	0.9964	1.1401	1.9844
		표정, 위치	1.2161	0.6040	0.6967	0.9543	0.8175	1.6867	2.3027	1.3837	1.1530	0.9708	0.9656	0.9732	1.8594
		위치	0.4031	0.1266	0.2702	0.2305	0.2764	0.6994	1.0237	0.4744	0.4978	0.4302	0.4515	0.4994	1.5625
	8	안경, 위치	1.0611	0.6065	0.7845	1.1485	0.7411	1.3279	1.4200	2.1730	1.0628	1.0610	0.9577	1.0171	1.8594
		안경, 표정	0.9895	0.5857	0.7422	1.1211	0.7348	1.3544	1.4804	1.9469	1.0079	0.8759	1.0486	1.0631	1.8906
		위치	0.4014	0.3924	0.4194	0.3877	0.4361	0.6767	0.5419	0.6321	0.5199	0.3693	0.4706	0.6029	1.5781
	9	표정, 각도	0.8294	0.5255	0.8247	0.9507	0.7923	1.2781	1.3631	1.1704	1.3878	0.9960	0.9724	0.9434	1.7344
		각도, 헤어스타일	0.7169	0.5450	0.6113	0.5417	0.5866	0.8294	0.7520	0.7615	1.0269	0.6888	0.8090	0.8556	1.6406
		위치	0.4535	0.4165	0.3615	0.3266	0.2356	0.4582	0.4785	0.4832	0.4126	0.4468	0.5738	0.5072	1.4531
	10	표정	0.7927	0.4072	0.6292	0.7163	0.6158	1.0173	0.9695	0.9280	0.9345	1.4201	0.8511	0.6343	1.5781
		각도, 위치, 헤어스타일	0.6145	0.4153	0.5675	0.5582	0.5995	0.8491	0.8504	0.8419	0.7981	0.6678	0.8018	0.8336	1.7188
		위치, 각도, 표정, 헤어스타일	0.5969	0.3359	0.5637	0.5171	0.5216	0.9380	0.7571	0.8913	0.7101	0.6150	0.8366	0.8170	1.7031
	11	표정	0.7154	0.5586	0.5891	0.6742	0.6013	1.3107	1.0783	1.0948	0.8508	0.7683	1.9678	1.1028	1.6563
		각도, 위치	0.7639	0.5772	0.6045	0.6916	0.5404	0.9906	0.9266	1.0423	0.7734	0.9019	1.3190	1.0297	1.5781
		위치	0.3774	0.4507	0.3867	0.3996	0.3671	0.4836	0.4944	0.3910	0.4894	0.4667	0.6658	0.5993	1.5000
	12	각도, 표정	0.7490	0.6537	0.6730	0.6734	0.5180	1.0657	1.0267	1.0929	0.9158	0.7575	1.2419	1.5143	1.5000
		각도, 위치	0.7752	0.6114	0.7255	0.6778	0.5113	0.9516	0.9233	1.1536	0.9563	0.7593	1.0219	1.3227	1.8594
		위치	0.4950	0.4749	0.4618	0.5219	0.4745	0.8688	0.6809	0.6912	0.6404	0.5824	0.7371	0.7111	1.6094

국 제안된 기법은 위치, 각도, 표정, 안경착용 유무 등과 같은 하나의 요소변화에는 강건하나 2장 이상의 요소변화에는 영향을 받음을 알 수 있다. 그러나 기존 기법에서는 하나의 요소변화인 위치변화에 특히 민감한 인식결과를 보여 얼굴의 중심이동에 따른 차원감소의 전처리가 인식성능을 좌우하는 매우 중요한 역할을 함을 알 수 있다. 또한 제안된 기법에서는 기존 기법에서와 반대로 다른 요소변화에 비해 위치변화에서 가장 큰 상호정보량을 가져 전처리의 우수한 특성을 더욱 더 잘 알 수 있다. 한편 올바르게 인식된 시험얼굴만을 대상으로 제안된 기법과 기존 기법의 인식시간은 각각 약 0.8037초와 약 1.6688초로 제안된 기법이 약 2.08배 정도 빠른 인식속도가 있음을 확인할 수 있다. 이 또한 전처리에 의한 차원의 감소에 기인한 것으로 중심이동의 전처리는 인식률뿐만 아니라 인식시간에도 큰 영향을 미침을 알 수 있다. 따라서 전처리와 상호정보 추정을 조합한 제안된 기법은 인식률과 인식시간에서 우수한 성능이 있음을 알 수 있다.

한편 표 4는 즐거움(8), 수줍음(1), 화남(1), 그리고 슬픔(2)과 같은 12장의 표정변화에 대한 인식결과를 나타낸 것이다. 표 4에서 전처리의 제안된 기법은 12장의 시험얼굴 모두 성공적으로 인식된 반면, 기존 기법은 즐거움과 수줍음에서 각각 1장씩 오인식 되어 중심이동의 전처리가 인식률에 영향을 미침을 알 수 있다. 또한 제안된 기법과 기존 기법에서 상호정보량은 각각 평균적으로 약 0.8350과 약 1.7434, 인식시간은 각각 약 0.7632초와 약 1.7511초 이다. 제안된 기법에서

상호정보량의 증가와 인식시간의 감소는 전처리에 의한 차원 감소 때문이다. 따라서 표정변화에 따른 인식률과 인식시간에서 제안된 기법은 우수한 성능을 가지며, 사람의 감정인식에도 제안된 기법은 효과적으로 이용될 수 있다.

표 4. 12장의 얼굴표정 인식 결과
Table 4. Recognition results of 12 facial expressions

표정	제안된 기법		기존 기법	
	상호정보량	인식시간	상호정보량	인식시간
즐거움	0.8431	0.7481	1.4804	1.5737
수줍음	1.0859	0.7188	0.8215(비인식)	1.4063
화남	0.6660	0.8438	2.0193	1.9844
슬픔	0.7451	0.7422	1.7306	1.6953
평균	0.8350	0.7632	1.7434	1.7511

이상의 실험결과에서 중심이동의 전처리 과정을 수행하면 인식에 불필요한 정보를 제거할 수 있어 인식성능이 개선됨을 확인할 수 있다. 특히 전처리와 상호정보 추정을 조합한 제안된 방법은 얼굴인식뿐만 아니라 표정에 바탕을 둔 감정인식과 같은 상황인식에도 효과적으로 이용될 수 있을 것이다.

4. 결 론

본 논문에서는 영상의 중심이동과 상호정보 추정에 의한 효과적인 얼굴인식 기법을 제안하였다. 여기서 중심이동은 전처리로 영상의 1차 모멘트에 의해 계산된 중심좌표로 얼굴영상을 이동하는 것으로 인식에 불필요한 배경을 배제시킴으로써 인식성능을 개선시키기 위함이다. 또한 상호정보 추정은 상관관계를 나타내는 척도로 영상 간의 유사성을 효과적으로 측정하기 위함이다. 특히 영상의 상호정보 추정을 위한 확률밀도함수 계산에 동일한 량의 샘플분할을 이용한 적응분할의 추정 방법을 이용함으로써 영상 상호간의 종속성을 더욱 더 정확하게 구하였다.

제안된 기법을 64*64 픽셀의 48장(12명*4장) 얼굴영상을 대상으로 실험결과, 제안된 기법은 중심이동을 거치지 않는 단순히 상호정보 추정만을 이용하는 기법보다 우수한 인식성능(인식률, 인식속도)이 있음을 확인하였다. 또한 얼굴의 표정, 위치, 그리고 각도 등의 변화에도 매우 강건한 인식성능이 있으며, 상황의 효과적인 인식에도 적용될 수 있음을 확인하였다.

향후 제안된 방법을 좀 더 큰 규모의 인식문제와 상황인식과 같은 다양한 분야에 적용하는 연구와 각도 등의 변화에도 견실한 인식성능을 가지는 전처리 기법에 대한 연구가 지속적으로 이루어져야 할 것이다.

참 고 문 헌

[1] R. Chellappa, C. L. Wilson, and S. Sirohey, "Human and Machine Recognition of Faces: A Survey," Proceedings of IEEE., Vol. 83, No. 5, pp.705-741, May 1995

[2] M. H. Yang, D. Kriegman, and N. Ahuja, "Detecting Faces in Images: A Survey," IEEE. Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 24, No. 1, pp.64-58, Jan. 2002

[3] R. Brunelli and T. Poggio, "Face Recognition : Feature Versus Templates," IEEE. Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 15, No. 10, pp.1042-1052, Jan. 1993

[4] B. A. Draper, K. Baek, M. S. Barlett, and J. R. Beveridge, "Recognizing Faces with PCA and ICA," Computer Vision and Imaging Understanding 91, pp.115-137, 2003

[5] 지형근, 이경희, 정용화, "SVM을 이용한 얼굴 검출 성능향상 방법," 정보처리학회논문지, 제 11-B권 제 1호, pp.13-20, 2004년 2월

[6] T. Trappenberg, J. Ouyang, and A. Back, "Input Variable Selection : Mutual Information and Linear Mixing Measures," IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, Vol.18, No. 1, pp. 37-46, Jan. 2006

[7] A. Back and T. Trappenberg, "Input Variable Selection Using Independent Component Analysis," IJCNN99, pp. 1-5, Washington, 1999

[8] B. Blinnikiov and A. Weigend, "Selecting Input Variables Using Mutual Information and Nonparametric Density Estimation," Pro. of ISANN'94, pp. 42-50, Taiwan, Oct. 1994

[9] A. Back and A. Cichocki, "Input Variable Selection Using Independent Component Analysis and Higher Order Statistics", Proc. of ICA99, Jan. 1999

[10] A. Back and T. Trappenberg, "Selecting Inputs for Modelling Using Normalized Higher Order Statistics and Independent Component Analysis," IEEE Transactions on Neural Networks, Vol.12, No. 3, pp. 612-617, March. 2001

[11] 김상철역, '재료역학' 청문출판사, 1992년 4월

저 자 소 개

조용현(Yong-Hyun Cho)

2007년 제17권 2호 참조