

영상의 1차 모멘트와 기저영상을 이용한 효율적인 얼굴인식

조 용 현[†]

요 약

본 논문에서는 영상 1차 모멘트와 기저영상을 이용한 효율적인 얼굴인식 방법을 제안하였다. 여기서 1차 모멘트는 입력되는 얼굴영상의 중심 좌표를 계산하여 중심이동하는 전처리로 인식에 불필요한 배경을 배제시킴으로써 인식성능을 개선하기 위함이다. 또한 기저영상은 얼굴의 특징으로 주성분분석과 고정점 알고리즘의 독립성분분석을 각각 이용하여 추출하였다. 이는 2차와 고차의 통계성을 각각 고려한 중복신호의 제거로 인식성능을 개선하기 위함이다. 제안된 2가지 방법을 각각 64*64 픽셀의 48개(12명*4장) 얼굴영상에 적용하여 city-block, Euclidean, 그리고 negative angle의 3가지 거리 척도를 분류적으로 이용하여 실험하였다. 실험결과, 중심이동의 제안된 방법은 전처리과정을 거치지 않는 기존방법보다 우수한 인식성능이 있음을 확인하였다. 또한 제안된 중심이동의 독립성분분석이 중심이동의 주성분분석보다 더욱 우수한 인식성능이 있음도 확인하였다. 특히 city-block이 Euclidean이나 negative angle의 거리척도보다 상대적으로 정확하게 유사성을 측정함을 알 수 있었다.

키워드 : 1차 모멘트, 중심이동, 기저영상, 주성분분석, 독립성분분석

An Efficient Face Recognition Using First Moment of Image and Basis Images

Yong-Hyun Cho[†]

ABSTRACT

This paper presents an efficient face recognition method using both first moment of image and basis images. First moment which is a method for finding centroid of image, is applied to exclude the needless backgrounds in the face recognitions by shifting to the centroid of face image. Basis images which are the face features, are respectively extracted by principal component analysis(PCA) and fixed-point independent component analysis(FP-ICA). This is to improve the recognition performance by excluding the redundancy considering to second- and higher-order statistics of face image. The proposed methods has been applied to the problem for recognizing the 48 face images(12 persons * 4 scenes) of 64*64 pixels. The 3 distances such as city-block, Euclidean, negative angle are used as measures when match the probe images to the nearest gallery images. The experimental results show that the proposed methods has a superior recognition performances(speed, rate) than conventional PCA and FP-ICA without preprocessing, the proposed FP-ICA has also better performance than the proposed PCA. The city-block has been relatively achieved more an accurate similarity than Euclidean or negative angle.

Key Words : First Moment, Centroid Shift, Basis Image, Principal Component Analysis, Independent Component Analysis

1. 서 론

얼굴인식은 임의의 입력 얼굴영상에 대하여 데이터베이스 내에 저장된 가장 유사한 얼굴로 인식시키는 것이다. 하지만 동일한 사람의 얼굴이라도 얼굴 표정, 포즈, 크기의 변화, 조명의 변화, 안경착용, 화장, 노화, 장식품 등 여러 가지 왜곡 요인에 의해 획득된 얼굴영상의 정보가 크게 변한다 [1-3]. 따라서 얼굴영상 자체의 방대한 정보량과 이에 따른 많은 계산량은 얼굴인식의 과제라 할 수 있다. 이처럼 많은 왜곡 요인들에 영향을 받지 않는 우수한 인식율과 실생활에 적용할 수 있는 계산 속도를 가지기위한 여러 가지 방법들

이 연구되고 있다[3-7].

일반적으로 얼굴인식에는 특징을 기반으로 한 방법과 영상을 기반으로 하는 방법이 있다[6]. 특징을 기반으로 하는 방법은 얼굴의 특징과 관련된 정보들을 이용하는 방법이며, 영상을 기반으로 하는 방법은 얼굴영상 전체를 대상으로 특징을 계산하는 방법이다. 최근 얼굴인식을 위한 방법으로 영상을 기반으로 하는 방법이 널리 이용되고 있다.

특징기반 얼굴인식 방법에는 얼굴의 주요 부분인 눈, 코, 입 등의 여러 특징을 추출하여 인식에 이용하는 지역적인 특징추출 기법, 색깔과 형태로 구성된 2차원의 템플릿을 이용하는 템플릿 패턴정합 방법, 특정한 점에서의 방향과 변화에 따른 특성을 벡터화한 Gabor jet을 특징으로 사용하는 Gabor 필터를 이용한 방법들이 있다[6, 7]. 이들 방법들에서

[†] 정 회 원 : 대구가톨릭대학교 컴퓨터정보통신공학부 교수
논문접수 : 2005년 7월 26일, 심사완료 : 2005년 12월 1일

는 얼굴을 표현하기 위한 차원감소나 수행시간의 절약, 포즈나 크기 등에 강건한 특성이 있으나 인식에 필요한 정보 손실이나 템플릿 구성에 따른 공간 소모, 변형의 정도에 따라 인식성능이 크게 달라지는 제약이 있다.

영상 기반 방법은 입력 얼굴영상에서 직접 얼굴의 코딩을 얻어내는 외형을 기반으로 하며, 여기에는 입력 영상내의 상관관계를 제거하여 영상의 진폭스펙트럼을 획득하는 주요성분분석(principal component analysis: PCA), PCA를 일반화하여 영상의 위상 스펙트럼까지도 고려하는 독립성분분석(independent component analysis: ICA), 선형식별 분석(linear discriminant analysis: LDA), support vector machine(SVM) 방법 등이 있다[4-7]. 이들 방법들 역시 데이터의 차원 감소나 다차원의 특징분석, 얼굴영상의 클래스들간 최적구별, 처리시간 감소 등의 특징을 가진다. 이 중에서도 입력패턴으로부터 자동으로 출력패턴을 생성하는 기법인 PCA와 ICA는 얼굴인식에 널리 가장 이용되고 있다[7]. 이 방법들은 중복신호 제거의 효과가 있어 뇌의 시각 기능을 잘 반영하며 타 방법에 비해 높은 인식률을 얻을 수 있는 장점을 갖고 있다. PCA가 신호의 차원 자체를 줄여 조밀한 코딩을 유도하는데 비해 ICA는 출력 신호의 값을 드물게 나타내는 방법으로 중복 신호를 제거하며 이는 뇌의 기능 모델에 좀 더 관련이 있다. 특히 PCA는 얼굴영상을 표현하는 고유벡터를 추출하여 벡터 공간으로 투영시킨 가중치를 이용하는 방식으로, 전체의 얼굴영상들을 적은 수의 벡터를 이용하여 표현할 수 있으며 빠르고, 계산이 간단하며, 점진적 변화에 덜 민감하다[7]. 하지만 인식에 ICA를 적용하면 PCA와 달리 국부적인 특징을 추출할 수 있어 일반적으로 PCA 보다 높은 인식률을 얻을 수 있다고 알려져 있으나 얼굴인식에서 반드시 ICA가 PCA보다 우수한 인식성능을 가지는 것은 아니다[7]. 특히 ICA에서는 데이터의 통계적 독립성을 판정하기 위해 고차원의 cumulant나 moment를 구하는 등 복잡한 계산이 요구되어 추출시간이 오래 걸린다. 이러한 제약을 해결하기 위해서 최근 고정점(fixed-point: FP) 알고리즘과 기울기를 이용하는 알고리즘들이 제안되었다[9, 10].

본 논문에서는 영상의 1차 모멘트[11]와 기저영상을 이용한 얼굴인식 기법을 제안하였다. 여기서 1차 모멘트는 입력되는 얼굴영상의 중심좌표를 계산하여 중심이동하는 전처리로 인식에 불필요한 배경을 배제시킴으로써 인식성능을 개선하기 위함이다. 또한 기저영상은 얼굴의 특징으로 2차와 고차의 통계성을 각각 고려하는 주요성분분석과 고정점 알고리즘의 독립성분분석(FP-ICA)을 이용하여 추출하였다. 이는 중복성분의 제거에 따른 인식성능의 개선을 위함이다. 제안된 2가지 방법을 각각 64*64 픽셀의 48개(12명*4장) 얼굴영상에 적용하여 city-block, Euclidean, 그리고 negative angle의 3가지 거리 척도를 분류척도로 이용하여 실험하였다. 실험결과, 중심이동의 제안된 방법과 전처리과정을 거치지 않는 기존방법 및 전처리 과정의 PCA와 FP-ICA의 결과를 비교·고찰하였다.

2. 영상의 중심이동과 기저영상의 추출

얼굴인식의 성능과 효율을 높이기 위한 영상의 전처리 기법에는 기하학정보들에 대한 정규화 기법과 화소들에 직접적인 효과를 갖는 필터링 기법들이 있다[4-7]. 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 인식이 가능하다.

여기에서는 유효영상의 중심을 계산하기 위하여 영상의 1차 모멘트 평형[11]을 이용한다. 이는 기하학적 정보를 이용한 전처리 과정으로 영상의 배경을 제거함으로써 차원을 감소시키는 방법이다. 또한 전처리된 얼굴의 기저영상을 추출하기 위해 주요성분분석과 뉴턴법[12]에 기초한 고정점 알고리즘의 독립성분분석을 이용한다.

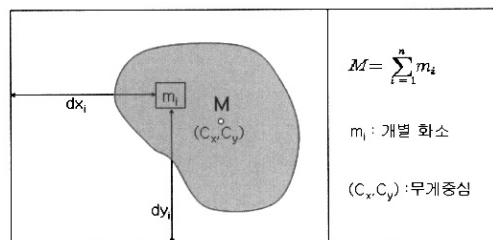
2.1 영상의 중심이동

입력되는 일반적인 얼굴영상을 X축 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 $\Delta Image(n) = P_i(n) - P_i(n-1)$ 로 계산되며, Y행 화소좌표로부터 X열 화소좌표 방향으로 계산을 수행한다. 여기서 $P_i(n)$ 은 i번째 행의 n번째 열 픽셀값이다. (그림 1)은 입력되는 $m \times n$ 픽셀의 원 영상과 계산된 차 영상 DeltaImage를 각각 나타낸 것이다.

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

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

(그림 1) $m \times n$ 픽셀의 원 영상과 차 영상



(그림 2) 1차 모멘트를 위한 영상단면

값을 갖도록 하며, 그렇지 않으면 0의 값을 갖도록 함으로써 균일한 형상의 영상을 생성한다. (그림 2)는 논리필터링 후 1차 모멘트를 구하기 위한 임의의 영상단면을 나타낸 것이다.

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.

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

여기서 m_i 는 i 번째 픽셀의 논리값으로 유효한 화소이면 1, 그렇지 않으면 0이며, M 은 유효영상의 논리값에 대한 합이다. 이때 유효영상의 중심좌표 (C_x, C_y)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 특징인 기저영상을 추출을 위해 이용되는 PCA와 FP-ICA 각각의 입력영상 데이터를 줄일 수 있어 인식시간과 인식률을 개선시킬 수 있다.

2.2 기저영상의 추출

영상 전체를 이용하는 영상 기반방법은 영상 내에 포함된 특징 추출에 따라 인식 성능은 매우 달라진다. 특히 영상 내 각 픽셀사이의 2차원 또는 그 이상의 고차원의 기저영상은 주요한 특징이다. 이러한 기저영상의 추출에 PCA와 ICA가 널리 이용되고 있다[7]. PCA가 신호의 조밀한(compact) 코딩을 유도하는데 비해 ICA는 드물게(sparse) 나타내는 방법으로 기저영상을 추출한다. 일반적으로 ICA는 PCA를 포함하며, 본 논문에서는 얼굴의 2차원적 특징인 기저영상을 추출하는데 별도의 PCA를 수행하지 않고 whitening을 계산하기 위한 PCA를 그대로 이용하였다.

ICA는 은닉신호의 분리(blind source separation : BSS)나 특징추출에 널리 이용된다[9, 10].

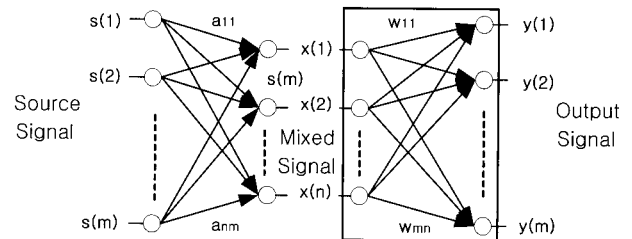
먼저 BSS를 위한 ICA는 m 개의 은닉된 입력신호 s 로부터 선형적으로 혼합된 n 개의 신호 x 가 알려져 있을 때, 혼합된 신호로부터 역으로 m 개의 독립인 입력신호를 찾는 기법이다. 하지만 입력신호들을 혼합하는데 이용된 혼합행렬 A 는 알려져 있지 않고, 혼합과정에서 잡음 η 가 추가 될 수 있으며, 그 관계는 다음의 식 (3)과 같다.

$$x = As + \eta + n \quad (3)$$

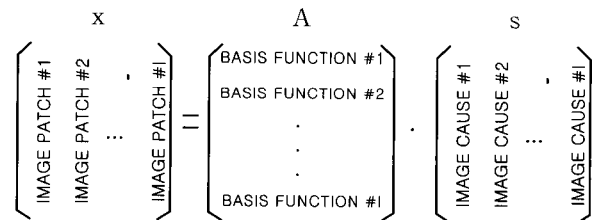
여기서 η 는 보통 입력신호와 구별되지 않기 때문에 생략할 수도 있으며, 혼합행렬 $A = [a(1), a(2), \dots, a(m)]$ 으로 $a(i)$ 는 ICA의 기저벡터이다. 이때 혼합행렬 A 와 역혼합행렬 W 의 상세관계는 (그림 3)과 같으며, ICA는 후단의 사각형 부분으로 $x = As$ 이고, $y = Wx$ 이다. 따라서 ICA는 알려진 혼합신호 x 로부터 출력신호 y 를 찾는 것으로 궁극적으로는 역혼합행렬 W 를 찾아서 원 신호 s 의 근사값을 구하는 것이다.

한편 ICA는 영상의 특징을 추출하는 것에도 이용된다. 이때 원 신호 s 는 영상들의 근거들(causes)이며, 영상패치 x 를 형성하기 위한 혼합행렬 A 의 가중치를 나타낸다. (그림 4)는 선형 영상합성 모델을 나타낸 것이다. 여기서 A 의 행들은 기저벡터로 구성된 기저함수이고, x 의 열들은 관찰된 영상패치들이다. 따라서 영상패치 x 로부터 ICA를 이용하여 W 를 구하면 $W = A^{-1}$ 의 관계에서 W 의 행은 A 의 열로 이들은 기저벡터인 영상의 특징이다. 한편 영상 내에 존재하는 통계적으로 독립인 계수로 구성된 기저영상을 추출하기 위해 이용되는 ICA는 (그림 5)와 같이 구성된다. 여기서 ICA를 위한 입력행렬의 행은 다른 영상을 나타내고, 열은 다른 픽셀을 나타내는 데이터 행렬을 구성한다.

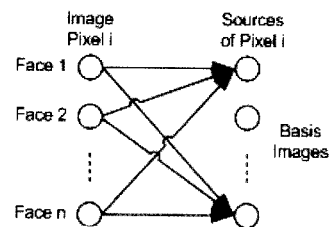
일반적으로 ICA를 좀 더 효과적으로 수행하기 위해서 혼합신호나 영상패치를 대상으로 영 평균과 whitening의 과정



(그림 3) 혼합행렬 A와 역혼합행렬 W의 상세관계도



(그림 4) 선형 영상합성 모델



(그림 5) 기저영상 추출을 위한 구조

을 각각 수행한다[9]. 이는 ICA를 수행하기 전에 미리 신호의 1차와 2차의 통계성을 고려한 정규화로 계산을 간략화하기 위함이다. 먼저, 신호의 영 평균은 신호벡터 x 에서 평균값 x^* 를 뺀 차로 $x = x - x^*$ 이다. 또한 whitening은 신호벡터 x 의 공분산행렬이 단위행렬이 되도록 함으로써 얻어진다. 즉, $E\{xx^T\}=I$ 가 되도록 하기위해 PCA가 널리 사용되며, 이때 PCA whitening 행렬 V 는 $V = D^{-1/2}E^T$ 와 같다. 여기서 D 는 고유값으로 구성되는 대각행렬이며, E 는 고유벡터로 구성되는 직교행렬이다. 본 논문에서는 PCA로 whitening을 수행할 뿐만 아니라 차원이 감소된 특징공간을 찾는 것에도 이용하였다.

한편 FP 알고리즘은 신경망이 가지는 병렬성과 분산성, 그리고 더 작은 메모리 요구 등의 제약을 해결하기 위해 제안된 batch mode로 계산되는 ICA 기법이다[9,10]. 특히 FP 알고리즘은 엔트로피 최적화 방법으로부터 유도되며, 지금까지 알려진 기법 중 가장 빠른 학습속도를 가지며 신호 내에 포함된 상호정보를 최소화함으로써 ICA의 해를 구하는 기법이다. 신호벡터 x 의 상관행렬 $E\{xx^T\}=I$ 로 whitening되어 있다고 가정할 때, 근사화된 반복기법의 역혼합행렬 W 를 구하는 뉴우턴법[12]은 다음 식 (4)와 같다.

$$W^* = W - [E\{xg(W^T x)\} - \beta W] / [E\{g'(W^T x)\} - \beta]$$

$$W^* = W^* / \|W^*\| \tag{4}$$

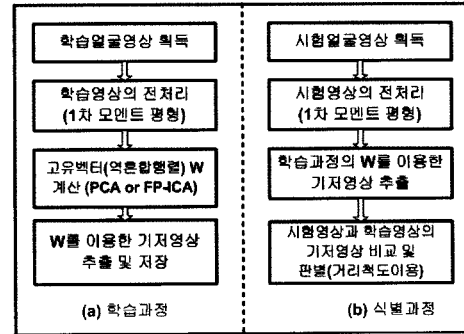
여기서 W^* 는 W 의 새롭게 경신된 값이고, $\beta = E\{W^T xg(W^T x)\}$ 이다. 결국 식 (4)는 뉴우턴법에 기초를 둔 ICA를 위한 FP 알고리즘이다. 또한 식 (4)의 좌측식 양쪽에 $\beta - E\{g'(W^T x)\}$ 를 곱해 구해지는 더욱 간단해진 뉴우턴법의 FP 알고리즘은 다음의 식 (5)와 같다.

$$W^* = E\{xg(W^T x)\} - E\{g'(W^T x)\}W$$

$$W^* = W^* / \|W^*\| \tag{5}$$

위의 경신식에서 $g(\cdot)$ 는 비선형 함수이며 일반적으로 $(\cdot)^3$ 과 $\tanh(\cdot)$ 의 함수값을 가진다. 본 연구에서는 $\tanh(\cdot)$ 함수를 이용하였다.

따라서 중심이동의 전처리된 얼굴영상을 대상으로 PCA나 뉴우턴법의 FP 알고리즘으로 ICA를 수행하면 각각 2차와 고차의 기저영상을 추출할 수 있다. 중심이동과 PCA 및 FP-ICA를 각각 이용한 제안된 얼굴인식 과정을 요약하면 (그림 6)과 같다. 학습과정에서는 먼저, 획득된 학습영상으로부터 차 영상을 계산하여 1차 모멘트 평형을 이용함으로써 영상의 중심좌표를 계산하고 이로부터 얼굴영상의 중심을 찾는다. 다음으로는 중심좌표를 기준으로 차원이 감소된 유효한 영상을 획득하여 PCA와 FP-ICA를 각각 수행한다. PCA와 FP-ICA에 의해 얻어진 고유벡터와 역혼합행렬 W 를 각각 이용하여 계산된 학습얼굴의 기저영상을 데이터베이스에 저장한다. 이때 학습과정에서 얻어진 W 는 시험과정에서도 시험영상의 기저영상 추출에 그대로 이용된다. 한편



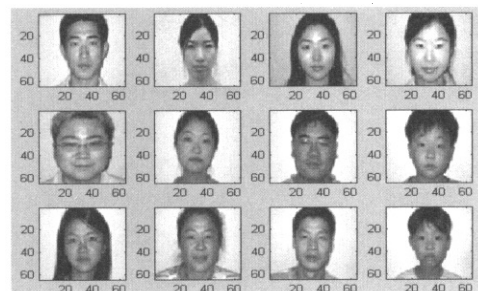
(그림 6) 제안된 방법에 의한 인식과정

시험과정에서도 시험영상을 획득한 후 전처리하여 입력영상보다 작은 유효한 영상을 획득한다. 다음은 이미 얻어진 W 를 이용하여 시험영상의 기저영상을 계산한 다음, 저장된 기저영상과 비교 판별하여 얼굴을 인식하게 된다. 한편 식별과정에서 판별을 위한 거리척도로 city-block, Euclidean, negative angle을 각각 이용하였다.

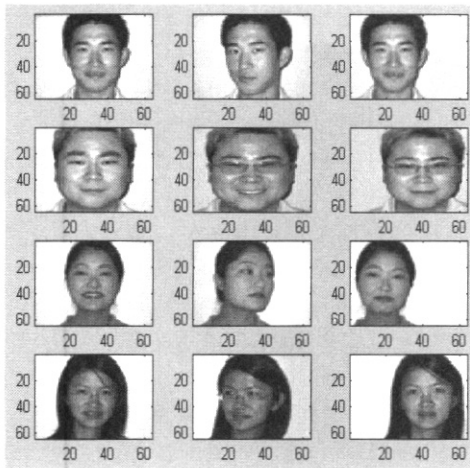
3. 실험 및 결과분석

중심이동과 PCA 및 FP-ICA에 의한 제안된 얼굴인식 방법의 성능을 평가하기 위해 64*64 픽셀의 48개(12명*4장) 영상을 대상으로 실험하였다. 여기서 학습 얼굴영상은 12명의 각 표준영상이고, 시험 얼굴영상은 표준 얼굴영상에서 표정, 위치, 얼굴각도, 안경착용 등의 변화를 준 영상으로 각 3장씩 총 36개(12명*3장)이다. 특징추출에 의한 복원성능을 평가하기 위해 원 영상의 픽셀값 x_i 와 복원된 영상의 픽셀값 y_i 사이의 절대평균합오차 $amse(\text{absolute mean sum error}) = (1/N) \sum_{i=1}^N |x_i - y_i|$ 를 정의하였으며, 여기서 N 은 얼굴영상의 전체 픽셀수이다. 실험은 펜티엄IV-2.2G 컴퓨터에서 Matlab 5.1로 구현하였다.

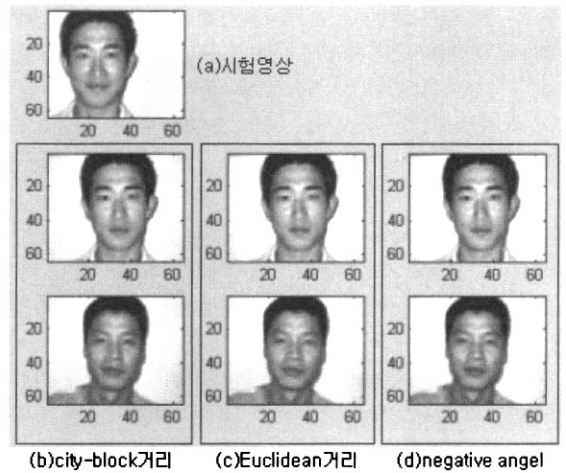
(그림 7)은 12명의 얼굴영상들로 기저영상의 데이터베이스 구성을 위해 학습에 이용된 표준 얼굴들이다. (그림 8)은 12명의 학습자에 대한 표준 얼굴영상을 대상으로 다양한 변화를 준 시험 얼굴영상이며, 전체 36개중에서 12개의 얼굴영상들만 나타낸 것이다. 여기서 보면 각 학습자별로 첫째와 둘째 열의 영상들은 표정, 각도, 안경착용 등의 다양한 변화가 있으며, 셋째 열의 영상들은 위치가 좌우로 각각 치우쳐진 것이다.



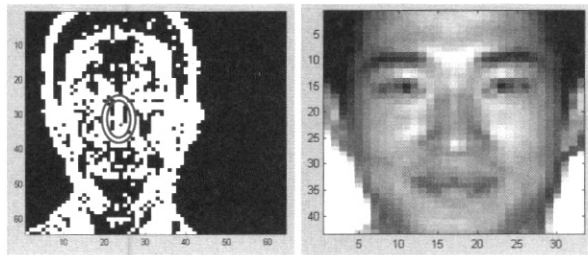
(그림 7) 12명의 표준 학습 얼굴영상



(그림 8) 4명의 시험 얼굴영상



(그림 10) 거리척도에 따라 식별된 결과영상



(그림 9) 논리필터링 및 전처리된 영상

한편 (그림 9)는 (그림 8)의 첫째 행 셋째 열의 시험얼굴을 대상으로 논리 필터링한 후, 1차 모멘트에 의해서 계산된 중심좌표를 함께 나타낸 영상과 구해진 중심좌표로 얼굴영상을 중심이동 시킨 다음, 4096(64*64) 픽셀의 영상을 1419(33*43) 픽셀로 축소시킨 전처리된 얼굴영상이다. 여기서 좌측 영상은 각 픽셀에 대해 차 영상 $\Delta Image(n) = P_i(n) - P_i(n-1)$ 을 구한 후, 그에 대한 화소의 평균값을 기준으로 설정된 판별값을 이용하여 논리 필터링한 것으로 얼굴영상의 경계영역이 추출됨을 알 수 있다. 우측 영상은 구해진 중심좌표로 얼굴영상을 중심이동 시킨 후, 차원을 감소시킨 전처리된 시험영상이며, 원 영상에 비해 약 2.9배정도 차원이 감소된 영상으로 실험에서는 이 영상을 이용한다. 이는 입력된 영상에서 인식에 불필요한 배경을 제거하여 입력데이터의 차원을 감소시켜 인식성능을 개선하기 위함이다.

(그림 10)은 위치가 중심으로부터 벗어난 위의 시험영상을

대상으로 제안된 FP-ICA 방법을 이용한 후 city-block, Euclidean, negative angle의 3가지 거리척도에 따라 식별된 결과를 나타낸 것이다. (그림 10)(a)는 시험영상이고, (그림 10)(b)와 (c)와 (d)는 각각 city-block, Euclidean, negative angle의 거리척도에 따라 시험영상과의 거리에 따라 식별되는 영상을 가까운 순서대로 위에서부터 2개씩만을 나타낸 것이다. 3가지 거리척도 모두 육안으로 보면, 첫 번째 나타난 영상은 시험영상과 동일함을 알 수 있다. 이는 3가지 거리척도 모두에서 시험영상이 정확하게 인식됨을 나타낸 것이다.

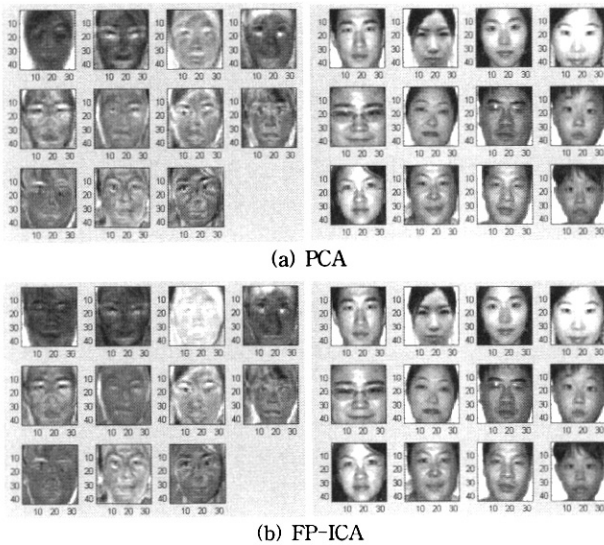
<표 1>은 1차 모멘트에 의한 중심이동의 전처리된 영상과 그렇지 않은 영상을 대상으로 기저벡터의 개수에 따른 복원성능을 알아보기 위해 절대평균합오차 amse를 나타낸 것이다. 여기서는 PCA와 FP-ICA의 2가지 모두에서 기저영상의 수가 증가함에 따라 amse로 표시되는 복원성능은 개선되다 다시 저하됨을 알 수 있다. 이는 기저영상인 특징벡터의 개수가 증가함에 따라 복원성능도 개선되지만 지나치게 증가하면 오히려 과학습을 일으켜 복원성능이 저하되는 것으로 추측된다. 한편 전처리된 영상은 그렇지 않은 영상에 비해 amse가 크음을 알 수 있다. 이는 전처리에 의해 유효얼굴의 일부가 배경과 함께 제거됨으로써 복원에 필요한 정보가 손실되기 때문이다. 전처리나 비전처리 모두에서 FP-ICA가 PCA에 비해 최대 약 10^4 배정도 작은 amse값을 가져 복원성능이 더욱 더 우수함을 알 수 있다. 이는 PCA가 영상내의 2차원 속성만을 고려한 기저영상을 추출하는데

<표 1> PCA와 ICA에서 기저영상의 변화에 따른 복원성능

기저영상 수		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	
절대평균 합오차, amse	전처리	PCA	20.5998	16.3631	14.0683	12.2862	10.7082	9.4932	7.7584	5.7344	4.3527	2.6553	1.1555 e-013	4.5437
		FP-ICA	0.0208	0.0181	0.0158	0.0122	0.0119	0.0121	0.0102	0.0058	0.0058	0.006	1.5001 e-016	0.0072
	비전처리	PCA	18.5998	15.5964	13.8158	12.0684	9.0772	7.6258	6.1561	5.0662	3.4389	1.8581	1.6235 e-013	4.8157
		FP-ICA	0.0017	0.0018	0.0018	0.0015	6.5923 e-004	6.9061 e-004	3.5436 e-004	3.2781 e-004	2.3724 e-004	7.3652 e-005	1.0123 e-017	6.3786 e-005

비해 FP-ICA는 고차의 속성을 고려한 기저영상을 추출하기 때문이다. 따라서 PCA보다는 FP-ICA가 더욱 더 우수한 얼굴 인식성능이 있음을 알 수 있다. 본 연구에서는 복원성능이 가장 우수한 기저영상의 수가 11개일 때를 기준으로 실험하였다.

(그림 11)은 전처리된 영상을 대상으로 PCA와 FP-ICA에서 가장 낮은 amse를 가진 11개의 기저영상으로부터 복원된 12개의 학습얼굴들을 각각 나타낸 것이다. 기저영상은 학습 얼굴영상으로부터 추출된 특징영상으로 차원감소에 따른 데이터의 압축효과를 갖는다. 육안으로 볼 때, 기저영상으로부터 복원된 학습 얼굴영상은 전처리된 원 얼굴영상과 매우 일치함을 알 수 있다. 특히 FP-ICA의 경우 첫째 행 셋째 열의 기저영상은 부호가 반대임을 알 수 있다. 이는 FP-ICA가 추출 영상의 부호를 고려하지 않는 속성을 반영한 것이다. 이때 12개의 복원영상 모두에 대한 오차는 표 1에서 나타난 것처럼 PCA와 FP-ICA 각각 1.1555×10^{-13} 정도와 1.5001×10^{-16} 정도의 매우 작은 값을 가진다.



(그림 11) 11개의 기저영상과 12개의 복원된 학습 얼굴영상

<표 2>는 기저영상을 11개로 하였을 때, 학습 얼굴영상 12개와 시험 얼굴영상 36개를 대상으로 거리척도에 따른 인

식결과를 각각 나타낸 것이다. 기존의 방법은 중심이동의 전처리되지 않은 얼굴영상을 대상으로 PCA를 행한 것이고, 제안된 방법은 중심이동의 전처리된 얼굴영상을 대상으로 PCA를 행한 것이다. 여기서 학습영상과 시험영상 사이의 유사성을 측정하기 위한 척도로 city-block, Euclidean, negative angle의 3가지 거리척도를 이용하였다. 또한 오차함은 올바르게 인식된 영상을 대상으로 학습얼굴의 기저영상과 시험얼굴의 기저영상 사이의 오차의 절대치 합이다. 표에서 보면 2가지 방법에서 이미 학습된 얼굴영상에 대한 인식에서는 3가지 척도 모두 100%의 인식률을 보이나, 시험 얼굴 영상에 대해서 기존방법은 모두 약 61.11%의 인식률을 보인다. 하지만 제안된 방법에서는 city-block과 Euclidean은 약 94.44%이고 negative angle의 거리척도에서는 약 88.89%의 인식률을 나타낸다. 따라서 중심이동의 제안된 방법은 기존 방법에 비해 평균 약 1.52배 정도 개선된 인식률을 가진다. 또한 12개의 학습영상과 36개의 시험영상에 대하여 제안된 방법은 기존방법에 비해 각각 3가지 거리척도에 대한 오차함에서 평균적으로 약 2.05배와 약 2.29배 정도의 작은 값을 가진다. 이는 중심이동의 제안된 방법은 그렇지 않은 기존 방법에 비해 인식을 위한 식별과정에서 좀 더 정확하게 얼굴을 분류함을 보여 준 것이다. 오차함의 개선정도에서 보면 학습얼굴보다 시험얼굴에서 더욱 더 크게 나타나 전처리의 우수성을 재확인할 수 있다. 한편 36개의 시험얼굴에서 기존방법은 city-block, Euclidean, negative angle의 3가지 판별조건 모두에서 각각 14개의 얼굴이 오인식 되었으며, 여기서 각각 10개, 9개, 12개의 얼굴이 5번 학습 얼굴영상으로 판별되었다. 하지만 제안된 방법에서는 각각 2개, 2개, 4개의 얼굴이 오인식 되었으며, 여기에서도 각각에 한번은 5번 학습얼굴로 오인식 되었다. 따라서 5번 학습얼굴은 다른 얼굴에 비해 상대적으로 많은 공통특징을 가진 것으로 추측된다. 한편 기존방법의 경우 중앙에서 좌우로 위치가 이동된 시험얼굴, 즉 (그림 8)에서 보면 각 얼굴의 셋째 열 얼굴 영상은 city-block과 Euclidean의 거리척도에서 각각 1번씩 올바르게 인식된 것을 제외하고는 나머지 거리척도에서 모두 오인식되었다. 이는 표정, 각도, 안경착용 등의 변화에 비해 위치변화가 기존방법의 얼굴인식에서는 더욱 큰 영향을 미침을 알 수 있다. 하지만 제안된 방법에서는 city-block과

<표 2> PCA에 의한 12개의 학습영상과 36개의 시험영상에 대한 인식결과

거리척도	입력영상	기존 방법 (PCA)			제안된 방법 (중심이동+PCA)		
		인식률(%)	오차함	오인식영상	인식률(%)	오차함	오인식영상
City-Block (L1-norm)	학습얼굴	100	6.24e-011	-	100	2.54e-011	-
	시험얼굴	61.11	5.89e+04	(5),(6),(9),(10)	94.44	4.12e+04	11(5),17(11)
Euclidean (L2-norm)	학습얼굴	100	2.76e-011	-	100	1.49e-011	-
	시험얼굴	61.11	2.25e+04	(5),(6),(9),(10)	94.44	1.37e+04	11(5),17(11)
Negative Angle (Cosine)	학습얼굴	100	-12.00	-	100	-12.00	-
	시험얼굴	61.11	-18.32	(5),(6),(9)	88.89	-29.79	11(5),17(11), 29(9),30(9)

* i(j) : i = 인식되어야 할 학습얼굴번호, j = 오인식된 학습 얼굴번호

<표 3> FP-ICA에 의한 12개의 학습영상과 36개의 시험영상에 대한 인식결과

거리척도	입력영상	기존 방법 (FP-ICA)			제안된 방법 (중심이동+FP-ICA)		
		인식률(%)	오차합	오인식영상	인식률(%)	오차합	오인식영상
City-Block (L1-norm)	학습얼굴	100	5.05e-014	-	100	4.69e-014	-
	시험얼굴	61.11	406.45	(5),(6),(9),(10)	94.44	483.02	11(5),17(11)
Euclidean (L2-norm)	학습얼굴	100	2.20e-014	-	100	2.17e-014	-
	시험얼굴	55.56	136.14	(4),(5),(6),(9),(10)	94.44	182.58	11(5),17(11)
Negative Angle (Cosine)	학습얼굴	100	-12.00	-	100	-12.00	-
	시험얼굴	58.33	-18.02	(2),(5),(6),(9),(11),(12)	88.89	-29.26	11(3),17(2),19(11),29(9)

* i(j) : i = 인식되어야 할 학습얼굴번호, j = 오인식된 학습 얼굴번호

Euclidean 거리척도에서 각각 2번 모두와 negative angle의 거리척도에서 4번 중 3번만이 각도가 변한 시험얼굴을 오인식하였다. 결국 기존방법에서 발생하는 좌우 위치의 변화에 따른 오인식은 중심이동의 전처리에 의해 해결될 수 있음을 알 수 있다. 그러나 제안된 방법에서 보면, 전처리는 다른 변화에 비해 각도의 변화에 상대적으로 더 민감한 성능이 있음을 알 수 있다. 한편 negative angle의 거리척도에서는 학습영상과 시험영상이 완전히 일치되는 경우 -1.0의 출력값을 갖는다. 실험의 결과에서 학습영상과 시험영상의 유사성 판별을 위한 거리척도 중에서 city-block이 다른 2가지 거리척도에 비해 학습 및 시험 얼굴영상에 대한 인식성능이 우수함도 알 수 있다.

한편 <표 3>은 <표 2>와 동일한 조건하에서 중심이동의 전처리되지 않은 얼굴영상을 대상으로 뉴우턴법의 FP-ICA를 행하는 기존의 방법과 중심이동의 전처리된 얼굴영상을 대상으로 뉴우턴법의 FP-ICA를 행하는 제안된 방법의 결과이다. 여기서도 학습영상과 시험영상 사이의 유사성을 측정하기 위한 척도로 city-block, Euclidean, negative angle의 3가지 거리를 이용하였다. 표에서 보면 2가지 방법 모두에서 이미 학습된 얼굴영상에 대한 인식에서는 3가지 척도 모두에서 100%의 인식률을 보이나, 시험 얼굴영상에 대해서 기존방법은 city-block, Euclidean, negative angle 각각에 대해 약 61.11%, 약 55.56%, 58.33%의 인식률을 나타낸다. 하지만 제안된 방법에서는 city-block과 Euclidean은 약 94.44%이고 negative angle의 거리척도에서는 약 88.89%의 인식률을 나타낸다. 따라서 중심이동의 제안된 방법은 기존방법에 비해 평균적으로 약 1.59배 정도 개선된 인식률을 가진다. 또한 12개의 학습영상과 36개의 시험영상에 대하여 제안된 방법은 기존방법에 비해 각각 3가지 거리척도에 대한 오차합에서 평균적으로 약 1.05배와 약 1.41배 정도의 작은 값을 가진다. 여기서도 제안된 방법이 기존방법에 비해 좀 더 정확하게 얼굴을 분류하며, 학습얼굴보다 시험얼굴에서 더욱 더 크게 나타나 전처리의 우수성을 재확인할 수 있다. 한편 36개의 시험얼굴에서 기존방법은 city-block, Euclidean, negative angle의 3가지 판별조건 각각에서 14개, 16개, 15개의 얼굴이 오인식 되었으며, 이때 각각 7개, 10개, 10개의 얼굴이 5번 학습 얼굴영상으로 판별되었다. 하지만 제안된 방법

에서는 각각 2개, 2개, 4개의 얼굴이 오인식 되었으며, 여기에서도 각각에 한번은 5번 학습얼굴로 오인식 되었다. 따라서 5번 학습얼굴은 다른 얼굴에 비해 상대적으로 많은 공통 특징을 가짐을 알 수 있다. 한편 기존방법의 경우에 위치가 이동된 시험얼굴은 negative angle의 거리척도에서만 1번 올바르게 인식된 것을 제외하고는 나머지 거리척도에서 모두 오인식 되었다. 이 또한 표정, 각도, 안경착용 등의 변화에 비해 위치변화가 FP-ICA의 기존방법의 얼굴인식에서는 더욱 큰 영향을 미침을 알 수 있다. 하지만 중심이동의 제안된 방법에서는 city-block과 Euclidean의 거리척도에서 2번 모두와 negative angle의 거리척도에서 4번 중 2번 각도가 변한 시험얼굴을 오인식 하였다. 결국 기존방법에서 발생하는 좌우 위치의 변화에 따른 오인식은 중심이동의 전처리에 의해 해결될 수 있으나 각도의 변화에 상대적으로 더 민감한 성능이 있음을 알 수 있다. PCA에서처럼 여기에서도 학습영상과 시험영상의 유사성 판별을 위한 거리척도 중에서 city-block이 다른 2가지 거리척도에 비해 학습 및 시험 얼굴영상에 대한 인식률이 높음을 알 수 있다.

이상의 실험결과에서 중심이동의 전처리 과정을 수행하면 인식에 불필요한 정보를 제거할 수 있어 인식성능이 개선됨을 확인할 수 있다. 중심이동의 PCA 및 FP-ICA의 제안된 방법들은 학습 얼굴영상에 대해서는 100%, 새로운 시험 얼굴영상에 대해서는 최고 약 94.44% 정도의 높은 인식률을 가지며, 분류를 위한 유사성 측정에서 city-block의 거리척도를 이용하면 가장 정확하게 식별할 수 있음을 알 수 있다. 또한 1차 모멘트를 이용한 중심이동의 전처리를 수행하지 않는 기존방법에서 FP-ICA는 PCA보다 city-block에서는 인식률이 동일하며, Euclidean과 negative angle에서는 다소 낮은 인식률을 보이나 인식의 정확성에서는 최대 약 10^{18} 배 정도 개선됨을 알 수 있다. 한편 중심이동의 전처리를 수행한 FP-ICA와 PCA는 각각 동일한 인식률을 가지나 여기서도 정확성에서 최대 약 10^{18} 배 정도 개선된다.

4. 결 론

본 논문에서는 영상의 1차 모멘트와 기저영상을 이용한 얼굴인식 기법을 제안하였다. 여기서 1차 모멘트는 입력되

는 얼굴영상의 중심좌표를 계산하여 중심이동하는 전처리로 인식에 불필요한 배경을 배제시킴으로써 인식성을 개선하기 위함이다. 또한 기저영상은 얼굴의 특징으로 2차와 고차의 통계성을 각각 고려하는 PCA와 FP-ICA를 이용하여 추출하였으며, 이는 중복성분의 제거에 따른 인식성의 개선을 위함이다.

제안된 기법을 64*64 픽셀의 48개(12명*4장) 얼굴영상을 대상으로 city-block, Euclidean, 그리고 negative angle의 각 거리를 분류척도로 이용하여 실험하였다. 실험결과, 12개(12명*1장)의 표준 학습영상과 36개(12명*3장)의 시험영상에서 중심이동의 제안된 방법은 중심이동을 수행하지 않는 기존 방법에 비해 인식률과 인식정확성에서 개선된 인식성능이 있음을 확인하였다. 또한 중심이동의 FP-ICA가 PCA보다 우수한 인식성능을 가지며, 거리척도로 city-block이 Euclidean이나 negative angle보다 낮은 오차함을 가져 상대적으로 우수한 분류성능이 있음도 알 수 있었다.

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

참고 문헌

[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] S. H. Jeng, H. Y. M. Liao, C. C. Han, M. Y. Chern, and Y. T. Liu, "Facial Feature Detection Using Geometrical Face Model: An Efficient Approach," *Pattern Recognition*, Vol.31, No.3, pp.273-282, 1998.

[4] 이항찬, "기하학적 영상처리를 이용한 얼굴인식 시스템", 멀티미디어학회논문지, 제6권 제7호, pp.1139-1149, 2003년 1월.

[5] 지형근, 이경희, 정용화, "SVM을 이용한 얼굴 검출 성능향상 방법", 정보처리학회논문지, 제11-B권 제1호, pp.13-20, 2004년 2월.

[6] 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.

[7] 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.

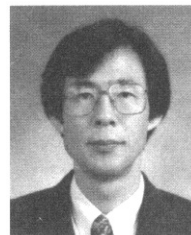
[8] K. I. Diamantaras and S. Y. Kung, 'Principal Component Neural Networks: Theory and Applications, Adaptive and Learning Systems for Signal Processing, Communication, and Control,' John Wiley & Sons, Inc., New York, 1996.

[9] A. Hyvaerinen, J. Karhunen, and E. Oja, 'Independent Component Analysis,' John Wiley & Sons, Inc., New York, 2001.

[10] A. Hyvaerinen and E. Oja, "A Fast Fixed Point Algorithms for Independent Component Analysis," *Neural Computation*, Vol.9, No.7, pp.1483-1492, Oct., 1997.

[11] 김상철 역, '재료역학' 청문출판사, 1992년 4월.

[12] K. Atkinson, 'Elementary Numerical Analysis,' John Wiley & Sons, Inc., New York, 1993.



조용현

e-mail : yhcho@cu.ac.kr

1979년 경북대학교 전자공학과(공학사)
 1981년 경북대학교 전자공학과(공학석사)
 1993년 경북대학교 전자공학과(공학박사)
 1983년~1984년 삼성전자(주) 사원
 1984년~1987년 한국전자통신연구소
 연구원

1987년~1997년 영남이공대학 전자과 교수
 1997년~현재 대구가톨릭대학교 컴퓨터정보통신공학부 교수
 관심분야: 신경망, 병렬분산처리, 신호처리, 영상인식, 교환기 등