퍼지 및 지능시스템학회 논문지 2003, Vol. 13, No. 3, pp. 371-376

ICA-factorial 표현법을 이용한 얼굴감정인식

Facial Expression Recognition using ICA-Factorial Representation Method

한수정* · 곽근창* · 고현주* · 김승석* · 전명근*

Su-Jeong Han · Keun-Chang Kwak · Hyoun-Joo Go
Sung- Suk Kim · Myung-Geun Chun

* 충북대학교 전기전자 및 컴퓨터 공학부 컴퓨터 정보통신 연구소

* Chungbuk National University School of Electrical and Computer Engineering
Research Institute for Computer and Information Communication

요 약

본 논문에서는 효과적인 정보를 표현하는 Independent Component Analysis(ICA)-factorial 표현방법을 이용하여 얼굴감정인식을 수행한다. 얼굴감정인식은 두 단계인 특징추출 과정 과 인식과정에 의해 이루어진다. 먼저 특징추출방법은 주성분분석(Principal Component Analysis)을 이용하여 얼굴영상의 고차원 공간을 저차원 특징공간으로 변환한 후 ICA-factorial 표현방법을 통해 좀 더 효과적으로 특징벡터를 추출한다. 인식단계는 최소거리 분류방법인 유클리디안 거리에 근거한 K-Nearest Neighbor 알고리즘으로 얼굴감정을 인식한다. 6개의 기본감정(기쁨, 슬픔, 화남, 놀람, 공포, 혐오)에 대해 얼굴감정 데이터베이스를 구축하고 실험해본 결과 기존의 방법보다 좋은 인식 성능을 얻었다.

Abstract

In this paper, we proposes a method for recognizing the facial expressions using ICA(Independent Component Analysis)-factorial representation method. Facial expression recognition consists of two stages. First, a method of Feature extraction transforms the high dimensional face space into a low dimensional feature space using PCA(Principal Component Analysis). And then, the feature vectors are extracted by using ICA-factorial representation method. The second recognition stage is performed by using the Euclidean distance measure based KNN(K-Nearest Neighbor) algorithm. We constructed the facial expression database for six basic expressions(happiness, sadness, angry, surprise, fear, dislike) and obtained a better performance than previous works.

Key Words : 감정인식, 얼굴인식, 독립요소분석(ICA), ICA-factorial

1. 서 론

정보화 사회를 맞이하여 컴퓨터의 보편화와 멀티미디어의 향상으로 인한 디지털과 인터넷 시대에서도 기술의 중심은 여전히 사람에게 맞추어져 가고 있다. 만약 기계가 사람의 감정을 인식하여 그들의 상황을 이해할 수 있다면 감지된 상황에 따라 능동적으로 사람에게 도움을 줄 수 있을 것이다. 이러한 휴먼 인터페이스에 관한 연구에서 인간의 감정을 어떻게 인식할 수 있느냐가 새로운 문제로 부각되고 있다. 여러 가지 연구되어지는 생체인식 분야 중에 얼굴은 일상 생활에 있어서 쉽게 접할 수 있는 매우 중요한 요소로 다른 사람들과 대화하는 과정에서 서로의 의견을 나눌 때 혹은 자신의 기분을 전달함에 있어 얼굴감정에 나타나는 감정 상태는 휴먼인터페이스로 사용되기 충분하다. 이렇게 중요한 정보로 사용되어지는 얼굴에 대해 사람들은 많은 관심을 보여왔으며 여러 학문이나 예술 분야에서도 얼굴은 중요한 주제로 다루어지고 있다. 이러한 얼굴에서의 감정인식은 현재 연구되어지는 여러 가지 감정인식 분야 중에서 효율적이고 자연스러운 휴먼 인터페이스로 기대되고 있다. 심리학 분야에서도 얼굴 분석과 인식에 대한 연구가 수년간 이루어졌으며 심리학자인 Ekman과 Friesen의 연구에 따르면 사람의 여섯 가지 감정인 기쁨, 슬픔, 화남, 놀람, 혐오, 공포는 각각의 문화에 영향을 받지 않고 공통으로 인식되는 기본 감정으로 분류하였다[1]. 최근에는 이러한 인간의 기본 감정에 대해 얼굴을 이용하여 인식할 수 있는 인간과 친화적인 컴퓨터 인터페이스에 관한 연구가 활발히 진행되고 있다. 이와 같은 연구 방법으로는 광학적 흐름 분석(optic flow analysis), 홀리스틱 분석(holistic analysis), 국부적인 표현(local representation) 등이 있다. 광학적 흐름 분석에는 Lien[2]이 얼굴감정인식을 수행하기 위해 광학적 흐름 추정을 통한 얼굴의 모션 분석을 하였다. 또한, 홀리스틱 분석은 얼굴 전체에 대한 분석으로 얼굴 영상들의 통계학으로부터 학습된 데이터 구동 커널을 사용한다. 대표적인 방법으로 PCA(principal component analysis)[3], LFA(Local Feature Analysis)[4],

접수일자 : 2003년 2월 14일
완료일자 : 2003년 6월 2일
감사의 글 : 본 연구는 한국과학재단 한·일 국제 공동연구 지원으로 수행되었습니다.

LDA(Linear Discriminant Analysis)[5] 등이 연구되어지고 있으며 이와 같은 방법들은 영상집합의 2차 종속성에 근거하지만 고차 종속성에는 민감한 단점이 있다. 최근에는 ICA(Independent Component Analysis)를 이용하여 2차 모멘트뿐만 아니라 고차 모멘트를 고려하는 ICA-basis 표현방법이 연구되고 있으며[6] 국부적인 표현방법으로는 얼굴영상의 세부적인 영역을 다루는 Local PCA[7], Gabor 웨이블렛 표현방법[8] 등이 있다.

본 논문에서는 홀리스틱 분석방법으로 비선형 정보 최대화[9]를 통한 ICA-factorial 표현방법을 이용하여 얼굴감정인식을 연구하고자 한다. 얼굴 영상은 매우 큰 차원의 공간이므로 PCA방법으로 찾아낸 축소된 저차원 데이터를 가지고 ICA-factorial 표현방법을 적용하여 효율적인 데이터 표현을 위한 통계적 특징벡터를 추출한다. 이 방법은 최근에 Marian[10]에 의해 얼굴인식에 수행되었고 기존의 eigenface 방법과 fisherface 방법을 적용하는 것보다 우수한 성능을 나타냄을 보고하고 있다. 본 논문에서는 얼굴을 이용한 감정인식에서 적용하여 기존에 감정인식 방법들과 비교하고 실험해 보고자 한다. ICA-factorial 표현방법은 얼굴인식에서 ICA-basis 표현방법보다 좀 더 최적으로 표현할 수 있으며, 대규모 학습영상을 다룰 수 있는 장점을 가지고 있다[11]. 인식단계로는 특징벡터들의 유클리디안 거리에 근거한 KNN (K-Nearest Neighbor)[12] 알고리즘을 이용하여 유사도를 측정하게 된다. 제안한 방법에서의 유용성을 설명하기 위해 6개의 기본감정에 대해 얼굴감정 데이터베이스를 구축하고, 기존의 방법과 비교하여 좋은 인식성능을 보이고자 한다.

2. PCA와 LDA에 의한 특징추출

먼저 얼굴인식과 감정인식에서 기존의 연구에서 많이 사용되는 주성분 분석(PCA)와 선형 판별 분석(LDA)에 의한 특징추출을 살펴보면 다음과 같다.

2.1 주성분 분석(PCA)

주성분 분석 기법은 고차원의 데이터를 저차원의 데이터로 선형 변환하는 것으로 데이터의 차원을 줄이는데 널리 쓰인다. 일반적으로 얼굴 영상은 매우 고차원의 데이터로 표현되기 때문에 특징 추출과 분류를 위해서는 저차원의 데이터로 표현되는 것이 요구된다. 얼굴 인식에서 주성분 분석 기법은 학습영상의 2차 통계적 특성을 이용하여 학습영상의 전체적인 특성을 표현하는 직교기저영상인 고유얼굴로 분해할 수 있으며 이 고유얼굴의 선형조합으로 임의의 얼굴 영상을 표현하는 방법으로 입력 데이터를 저차원의 데이터로 표현하는 효과적인 방법이다. 주성분 분석 기법에 대한 알고리즘을 살펴보면 다음과 같다.

2차원의 얼굴영상의 크기가 $\{n\times m\}$일 때 하나의 벡터 $N\times 1$로 생각할 수 있다. 여기서 $N=n\times m$이고, P개의 학습영상 벡터를 $\{x_1\ x_2\ x_3\ \dots\ x_P\}$와 같이 가정하면 평균 영상은 식(1)과 같이 나타낸다.

$$\mu=\frac{1}{P}\sum_{t=1}^{P}x_t \tag{1}$$

1차원 영상벡터와 평균 영상벡터의 차를 구하면 식(2)와 같다.

$$\bar{x}_t=x_t-\mu \tag{2}$$

식(2)를 이용하여 학습영상 행렬($N\times P$)을 식(3)과 같이 나타낸다.

$$\bar{X}=[\ \bar{x}_1,\ \bar{x}_2,\cdots,\ \bar{x}_P] \tag{3}$$

공분산 행렬(covariance matrix)을 식(4)와 같이 정의한다.

$$C=\bar{X}\,\bar{X}^T \tag{4}$$

위 수식은 너무 큰 공분산 행렬 $\{N\times N\}$을 만들기 때문에 snap-shot 방법으로 효과적으로 고유벡터를 계산할 수 있다. 이 방법은 C의 고유벡터를 직접 구하는 대신에 먼저 $\bar{X}^T\bar{X}$의 고유벡터를 찾는다. 행렬 $\bar{X}^T\bar{X}$의 고유벡터를 구하면 식(5)와 같이 나타낸다.

$$\bar{X}^T\bar{X}v_i=\lambda_i v_i \tag{5}$$

양변에 $\bar{X}$을 곱해주면 식(6)과 같이 변환된다.

$$\bar{X}\,\bar{X}^T\bar{X}v_i=\lambda_i\bar{X}v_i \tag{6}$$

식 (6)은 살펴보면 $\bar{X}\,\bar{X}^T$의 고유벡터는 $\bar{X}v_i$임을 알 수 있다. $M(M<P)$개의 고유벡터를 선택한 $V(N\times M)$값을 이용하여 식(7)과 같이 학습영상에 대한 특징벡터들로 이루어진 $Z_t(M\times P)$을 구한다.

$$Z_t=V^T\bar{X} \tag{7}$$

여기서 정규 직교하는 열로 구성된 고유벡터를 고유얼굴(Eigenfaces)라고 한다. 여기서 얻어진 고유얼굴과 식(7)의 특징벡터의 선형적인 결합에 의해 얼굴영상들을 표현할 수 있다.

2.2 선형판별분석(LDA)

선형판별분석 방법은 클래스 내의 분산을 나타내는 행렬(Within-Scatter Matrix)과 클래스 간 분산을 나타내는 행렬(Between-Scatter Matrix)의 비율이 최대가 되도록 하는 선형 변환 방법이다. PCA 방법은 영상 공간에서 저차원의 특징 공간으로의 선형 사영을 기초로 하므로 전체 데이터 베이스의 모든 얼굴 영상을 최대화하는 사영 방향을 찾아낸다. 그렇기 때문에 조명 조건과 얼굴 표정의 변화로 생기는 원하지 않는 변화도 포함되게 된다. 이러한 이유로 PCA 방법은 저차원의 기저벡터로부터 복원을 하는 관점에서는 최적의 방법이지만 조명이나 표정변화가 있는 얼굴영상의 식별, 인식에서는 Fisherfaces가 우수한 인식성능을 나타내고 있다. Fisherfaces를 이용한 방법은 LDA(Linear Discriminant Analysis)를 기반으로 한 효율적인 인식방법으로 현재 얼굴인식에서 현재 많이 연구되어지고 있다. Fisherfaces를 이용한 방법에 대한 알고리즘을 살펴보면 다음과 같다. 먼저 between-scatter 행렬 S_B는 식(8)과 같이 표현된다.

$$S_B=\sum_{k=1}^{c}N_k(\mu_k-\mu)(\mu_k-\mu)^T \tag{8}$$

여기서 N_k는 클래스 k내의 데이터 수이고, μ_k는 클래스 k내에서 평균 영상이며 c는 클래스의 수이다. within-scatter 행렬 S_W는 x_t가 학습영상이라 할 때 식(9)와 같이 표현된다.

$$S_W=\sum_{k=1}^{c}\sum_{x_t\in c_k}(x_t-\mu_k)(x_t-\mu_k)^T \tag{9}$$

만약에 S_W가 정칙(nonsingular)이라면, 최적의 투영 W_{opt}는

식(10)과 같이 투영된 샘플의 within-class scatter 행렬의 행렬식에 대한 between-class scatter 행렬의 행렬식의 비율을 최대로 하는 정규직교 열을 가진 행렬로서 선택되어진다.

$$W_{opt} = \arg\max_{w} \frac{|W^T S_B W|}{|W^T S_W W|} \tag{10}$$

여기서 $\{w_i | i = 1, 2, \cdots, m\}$는 m개의 가장 큰 일반화된 고유치에 대응되는 S_B와 S_W의 일반화된 고유벡터의 집합이다. 이것은 식(11)에 의해 나타내어진다.

$$S_B w_i = \lambda S_W w_i \tag{11}$$

여기서 행렬 W_{opt}의 열 벡터가 Fisherfaces가 된다. 그러나 S_W는 Rank가 $P-c$개 존재(P : 영상의 수, c : 클래스의 수)하고, 일반적으로 학습영상의 수는 각 영상에서 픽셀의 수 n보다는 작기 때문에 투영된 샘플의 within-scatter 행렬은 항상 비정칙(singular)이다. 따라서, 최적의 투영 pt를 계산하기 전에 within-scatter 행렬 S_W가 정칙이 되도록 PCA를 이용하여 영상집합을 저차원 공간으로 투영함으로써 위 문제를 해결 할 수 있다.

3. ICA-factorial 표현방법을 이용한 얼굴감정인식

얼굴 감정인식과 같은 분야에서 관련된 많은 정보는 영상화소사이의 고차 관계로 포함되어질 수 있다. ICA는 2차 모멘트뿐만 아니라 고차 모멘트까지 학습하는 PCA의 일반화된 알고리즘으로 볼 수 있다. PCA는 직교성(Orthogonality)을 가지는 방향벡터로 제한하며 오직 2차까지만 독립성을 부여할 수 있는 반면, ICA는 출력벡터의 개별적인 성분에 관해 통계적인 독립성을 부여하며 직교성의 제한조건을 가지지 않는다.

ICA를 이용한 얼굴감정인식은 두 단계인 특징추출과 인식단계에 의해 이루어진다. 먼저 특징추출방법은 PCA을 이용하여 얼굴영상의 고차원 공간을 저차원 특징공간으로 변환한 후 ICA-factorial 표현방법을 통해 좀 더 효과적으로 특징벡터를 추출한다. 인식단계는 최소거리 분류방법인 유클리디안 거리에 근거한 KNN 알고리즘을 이용하여 얼굴감정을 인식한다.

먼저, 특징추출방법을 살펴보면 PCA에 의해 얻어진 특징벡터 z_i는 식(12)와 같이 계산되어진다고 가정하자.

$$z = a_1 s_1 + \ldots + a_n s_n = As \tag{12}$$

여기서 A는 a_{ij}요소를 가진 정방행렬이고 s는 $s_1, \cdots s_n$요소를 가진 독립성분 백터이다. 독립성분 벡터 s와 혼합 행렬 A는 모두 미지의 것이며 오직 관측벡터 z만을 이용할 수 있다. Factorial 표현법은 관측벡터 z가 주어질 때 얻어진 데이터의 확률분포를 가장 잘 표현하는 A와 s를 찾는 것이다. 그림 1은 ICA 알고리즘에 대한 블록 다이어그램을 보여주고 있다.

행렬 A는 비선형 정보 최대화(Nonlinear Information Maximization)를 이용한 natural gradient 방법[9]을 사용하여 $s = A^{-1}z$를 구할 수 있다. A^{-1}를 학습하는 방법 대신에 W에 대한 학습 알고리즘을 살펴보면, 식(13)과 같이 나타내어지며 이 알고리즘에 대한 일반적인 안정도 분석은 Amari[13]에 의해서 제시되어졌다.

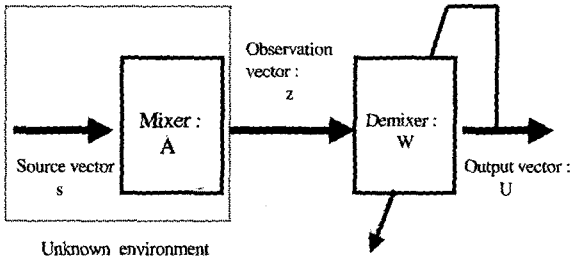

그림 1. ICA 알고리즘에 대한 블록 다이어그램
Fig. 1 Block diagram for ICA algorithm

$$W(t+1) = W(t) + \eta(t)[I - \phi(s)s^T(t)]W(t) \tag{13}$$

여기서 η는 학습률, $\phi(s) = sig(s)$이며 $sig(\cdot)$는 signum 함수이다. 이 방법은 특징들의 고차 결합에 의해 특성화되는 복잡한 대상을 엔코딩할 수 있도록 하는 장점을 가지고 있으며, ICA-basis 표현방법보다 좀 더 최적으로 표현할 수 있다.

위와 같은 방법에서 얻어진 학습영상 x_t에 대한 특징벡터 s_{train}는 식(14)와 같이 나타낸다.

$$s_{train} = Wz_{train} \tag{14}$$

따라서, 검증 영상 x_c에 대한 특징벡터 s_{test}는 식(15)에 의해 구해진다.

$$s_{test} = Wz_{test} \tag{15}$$

s_{train}과 s_{check}의 유사도는 유클리디안 거리에 근거한 KNN 알고리즘을 이용하여 얻어진다. KNN 알고리즘의 수행순서를 살펴보면 첫 단계에서 먼저 주어진 미지의 데이터에 대해 K개의 가장 가까운 이웃을 찾는다. 두 번째 단계는 K-최근접 이웃 가운데 voting 방법으로 주어진 미지의 데이터에 대해 클래스를 결정한다. 그림 2는 K=3일 때 KNN알고리즘을 이용하여 클래스 B에 속하는 것을 나타내고 있다. 그림 3은 특징벡터와 얻어진 icafaces들과 선형적인 결합에 의해 하나의 얼굴영상을 표현하고 있다. 그림 4는 ICA-factorial 표현법에 의한 얼굴 감정 인식의 순서도를 나타내고 있다.

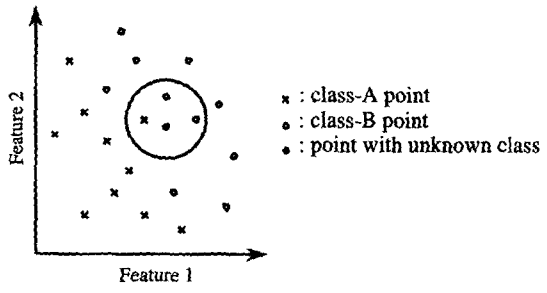

그림 2. KNN의 도식적인 이해(K=3)
Fig. 2 Concept of KNN(K=3)

그림 3. 특징벡터와 icafaces들과의 선형적인 결합
Fig. 3 Linear combination of feature vector and icafaces

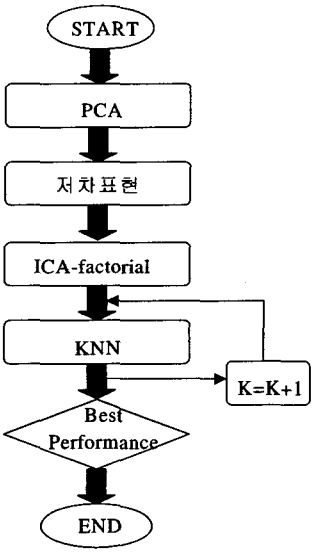

그림 4. 얼굴감정인식의 순서도
Fig. 4 Flowchart of facial expression recognition

4. 시뮬레이션 및 결과

본 논문에서 ICA-factorial 표현 방법의 유용성을 보이기 위해 얼굴감정 데이터베이스를 구축하고 실험하였다 이에 10명(남자5명 여자5명)에 대해 6가지 감정(기쁨, 슬픔, 화남, 놀람, 공포, 혐오)을 사용하였으며 한 사람이 하나의 감정마다

그림 5. 여섯 가지 감정
(기쁨, 슬픔, 화남, 놀람, 혐오, 공포)
Fig. 5 Six basic expressions
(happy, sad, anger, surprise, fear,dislike)

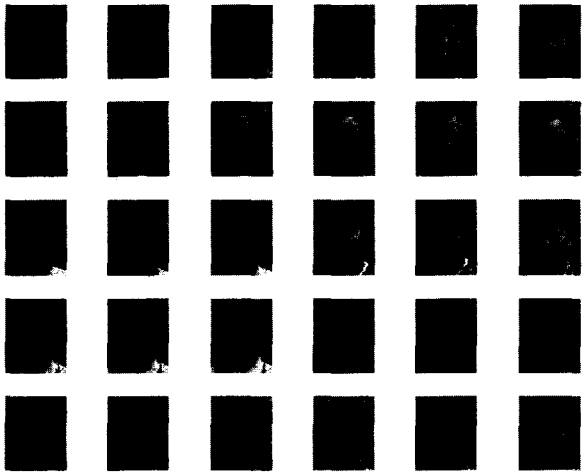

그림 6. 학습 영상(기쁨)
Fig. 6. Train images(Happy)

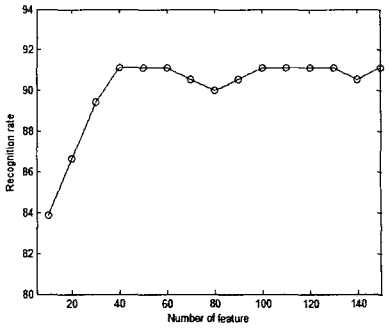

그림 7. PCA 방법에 의한 인식률 비교
Fig. 7 Comparison of recognition rate by PCA method

그림 8. PCA에 의해 얻어진 고유얼굴들
Fig. 8 Eigenfaces obtained by PCA

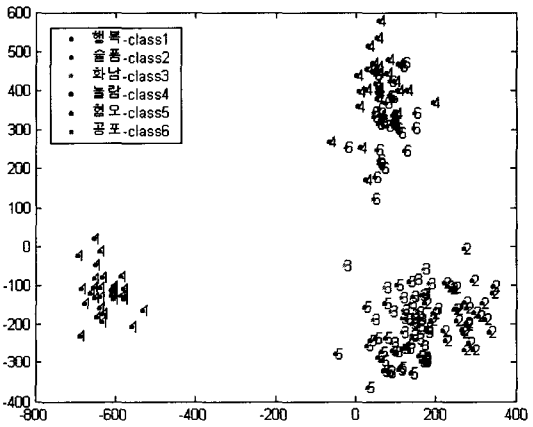

그림 9. LDA 공간에서의 6가지 감정 분포도
Fig. 9 Six expressions distribution in LDA space

6개의 영상을 취득하여 총 360개의 영상을(10명×6개 감정×6장) 사용하였다. 홀수는 학습영상, 짝수는 테스트 영상으로 사용하고 각각 180장의 학습영상과 검증영상으로 구분하였다. 아래의 그림 5는 본 논문에서 사용한 6가지 기본 감정으로 기쁨, 슬픔, 화남, 놀람, 혐오, 공포를 나타내었으며, 그림 6은 각각 기쁨에 대한 학습 얼굴영상으로 각 영상의 크기는 56×46으로 표현하였다.

그림 7은 고차원의 영상을 저차원으로 축소하기 위해 PCA 방법을 적용하는 것으로 고유벡터의 개수가 증가하는 것은 인식률의 향상에 크게 영향을 미치지 않는 것을 알 수 있으며, 실험한 결과 고유벡터가 40개일 때 제일 좋은 인식 성능인 91.11%를 나타내고 있음을 확인 할 수 있었다. 그림 8은 56×46 크기의 원 영상에 대해 PCA방법을 이용하여 전체 150개의 고유얼굴 중 가장 성능이 좋은 40개의 eigenfaces를 선택한 것으로 그림에서는 5개를 보여주고 있다.

한편, LDA는 discriminant 벡터가 5개일 때 81.67%의 인식 성능을 나타내었다. 그림 9는 LDA 공간에서 6개의 기본 감정의 특징 값들의 분포도를 보여주고 있다. 그림에서 알 수 있듯이 기쁨과 슬픔은 분류하기가 쉽고 놀람과 공포, 화남과 혐오의 감정은 분류하기가 어려움을 알 수 있으며, 얼굴인식과는 달리 좋은 성능을 보여주지 않았다.

그림 10. LDA에 의해 얻어진 fisherfaces
Fig. 10 Fisherface obtained by LDA

그림 10은 원 영상에 대해 PCA를 통해 차원이 축소 된 벡터들을 이용하여 LDA를 수행하였을 때 얻은 5개의 fisherfaces를 보여주고 있으며, 실험한 결과 fisherface가 5개일 때 제일 좋은 성능을 보였다. 마지막으로 ICA-factorial 표현방법을 수행하기 위해 먼저 PCA방법으로 차원축소 한 후 특징벡터를 구하고 이 특징벡터들 사이가 통계적으로 독립이 되도록 ICA-factorial 표현방법을 수행한다. 여기서 얻어진 특징벡터들을 K를 변화하면서 KNN 알고리즘을 적용한 결과 93.33%을 획득하여 좋은 인식 성능을 얻을 수 있었다.

표 1. 인식방법에 따른 얼굴감정인식 성능 비교
Table 1. Facial expression recognition rate according to recognition method

(단위: %)

PCA		LDA		제안된 방법 (ICA-factorial)	
Eigenfaces	인식률	Fisherfaces	인식률	Icafaces	인식률
40개	91.11	5개	81.67	40개	93.33

그림 11. ICA-factorial 표현방법에 의해 얻어진 icafaces
Fig. 11 Icafaces obtained by ICA-factorial representation method

그림 11은 PCA방법을 이용하여 차원축소 한 후 특징벡터를 구하고 통계적으로 독립이 되도록 ICA-factorial 표현방법을 수행하여 얻어진 40개의 icafaces중에 5개를 보여주고 있다. 또한 표 1에서 볼 수 있듯이 PCA는 40개의 eigenfaces를 사용했을 경우 91.11%를 얻었으며, LDA는 5개의 fisherfaces를 사용했을 경우 81.67%로 인식 성능을 나타내었다. 마지막으로 본 논문에서 제안한 ICA-factorial 표현방법은 40개의 icafaces를 사용했을 경우 93.33%로서 기존의 다른 방법들보다 좋은 인식 성능을 얻을 수 있었다.

5. 결 론

얼굴에서의 감정인식은 효율적이고 자연스러운 휴먼 인터페이스로 기대되고 있는 분야로 사람의 여섯 가지 감정인 기쁨, 슬픔, 화남, 놀람, 혐오, 공포는 각각의 문화에 영향을 받지 않고 공통으로 인식되는 기본 감정이다. 이러한 얼굴의 감정을 인식하기 위해 본 논문에서는 비선형 정보 최대화를 통한 ICA-factorial 표현방법을 이용하였으며 6개의 기본감정을 통한 얼굴감정 데이터베이스를 구축하여 얼굴감정인식을 수행하였다. 이 방법은 최근에 Marian에 의해 얼굴인식에 수행되었으며 기존의 얼굴인식 방법 보다 좋은 인식 성능을 보였음을 Marian에 의한 연구에 의해 확인할 수 있었다. 그리고 ICA-factorial은 효율적인 데이터 표현을 위해 통계적으로 독립인 특징벡터를 추출하여 좀 더 최적으로 표현할 수 있으며, 대규모 학습영상을 다룰 수 있는 장점을 가지고 있다. 또한 얼굴인식 뿐 아니라 얼굴을 이용한 감정인식에서도 기존의 방법인 PCA, LDA와 비교한 결과 ICA-factorial 표현방법은 좋은 성능을 보여주고 있음을 확인 할 수 있다. 앞으로의 연구방향은 얼굴감정인식과 같은 다양한 변화를 표현하기 위해서는 하나의 icafaces 집단으로는 한계점이 있다. 이러한 문제점을 ICA와 퍼지 클러스터링 기법을 융합하여 클래스별로 icafaces 집단을 구성하여 복잡하면서도 비선형적인 구조에 적합한 정보표현을 할 수 있도록 하겠다.

참고문헌

[1] P. Ekman, W. Frisen, *Facial Action Coding System : A Technique for the Measurement of Facial Movement*, Consulting Psychologists Press, 1978.

[2] J. Lien, T. Kanade, C. Li, "Detection, tracking, and classification of action units in facial expression", *Journal of Robotics and Autonomous Systems*, Vol. 31, No. 3, pp. 131-146, 2000.

[3] M. Turk, A. Pentland, "Eigenfaces for recognition", *Journal of Cognitive Neuroscience*, Vol. 3, No. 1, pp. 71-86, 1991.

[4] P. Penev, J. Atick, "Local feature analysis: a general statistical theory for object representation", *Network : Computation in Neural Systems*, Vol. 7, pp. 477-500, 1996.

[5] P. Belhumeur, J. Hespanha, D. Kriegman, "Eigenfaces vs. fisherfaces: Recognition using class specific linear projection", *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 19, No. 7, pp. 711-720, 1997.

[6] M. Bartlett, *Face Image Analysis by Unsupervised Learning and Redundancy Reduction*, PhD thesis, Univ. of California. 1998.

[7] C. Padgett, G. Cottrell, "Representing face images for emotion classification", *Advances in Neural Information Processing Systems*, Vol. 9, MIT Press. 1997.

[8] Z. Zhang, M. Lyons, M. Schuster, S. Akamatsu, "Comparison between geometry based and gabor-wavelets-based facial expression recognition

using multi-layer perceptron", Third IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition, pp. 454-459, 1998.
[9] A. Bell, T. Sejnowski, "An information maximization approach to blind separation and blind deconvolution", *Neural Computation*, Vol. 7, pp. 1129-1159, 1995.
[10] Marian Stewart Bartlett, Javier R. Movellan, Terrence J. Sejnowski "Face Recognition by Independent Component Analysis" IEEE Transactions on neuraal networks, VOL.13, No.6, pp. 1450-1464, 2002.
[11] 이오영, 박혜영, 최승진, "Factorial code 표현법을 이용한 얼굴인식", 한국통신학회논문지, Vol. 26, No. 10B, pp. 1444-1452, 2001.
[12] T. M. Cover, P. E. Hart, "Nearest neighbor pattern classification," *IEEE Trans. on Information Theory*, Vol. 13, No. 1, pp. 21-27, 1967.
[13] S. Amari, T. P. Chen and A. Cichocki, "Stability analysis of learning algorithms for blind source separation", *Neural Networks*, Vol. 10, pp. 1345-1351, 1997.

저 자 소 개

한수정(Han Su Jeong)
2001년 : 청주대학교 전기전자반도체 공학부(학사)
2001년~현재 : 충북대학교 제어계측공학과 석사과정

관심분야 : 감정인식, 얼굴인식, 다중생체 인식

곽근창(Keun Chang Kwak)
1996년 : 충북대학교 전기공학과(학사)
1998년 : 충북대학교전기공학과(공학석사)
2002년 : 충북대학교전기공학과(공학박사)
2003~현재 : Dept. Electrical and Computer engineering, University of Alberta, Post-doc

관심분야 : 계산지능, 생체인식

고현주(Hyoun Joo Go)
1999년 : 한밭대학교제어계측공학과(학사)
2002년 : 충북대학교제어계측공학과 (공학석사)
2002년~현재 : 충북대학교 제어계측공학과 박사과정

관심분야 : Biometrics, Computer vision, 감정인식

김승석(Kim Sung Suk)
1998년 : 충주대학교 전기공학과(공학사)
2002년 : 충북대학교 전기공학과(공학석사)
2002년~현재 :충북대학교 전기공학과 박사과정

관심분야 : 지능제어, 패턴 인식

전명근(Myung Geun Chun)
1987년 : 부산대학교 전자공학과(학사)
1989년 : 한국과학기술원 전기 및 전자공학과(공학석사)
1993년 : 한국과학기술원 전기 및 전자공학과(공학박사)
1993년~1996년 : 삼성전자 자동화연구소 선임연구
2000년~2001년 : University of Alberta 방문교수
1996년~현재 : 충북대학교 전기전자 및 컴퓨터공학부 교수

관심분야 : Biometrics, 감정인식, 음성신호처리, 얼굴인식