

상관계수와 거리계수의 조합형 척도를 이용한 영상인식

Image Recognition by Using Hybrid Coefficient Measure of Correlation and Distance

홍성준·조용현

Seong-Jun Hong and Yong-Hyun Cho

대구가톨릭대학교 컴퓨터정보통신공학부

School of Computer and Information Comm. Eng., Catholic Univ. of Daegu

E-mail : yhcho@cu.ac.kr

요 약

본 논문에서는 상관계수와 거리계수의 조합형 유사성 척도에 기반을 둔 효과적인 영상인식 방법을 제안하였다. 여기서 상관계수는 Pearson coefficient에 의한 통계적 유사성을 측정하기 위함이고, 거리계수는 city-block에 의한 공간적인 유사성을 측정하기 위함이다. 또한 영상사이의 전체 유사성은 각 영상이 가지는 특징사이의 유사성으로 계산되며, 영상의 특징은 PCA와 ICA로 각각 추출하였다. 제안된 방법을 40*50 픽셀의 960(30명*4표정*2조명*4포즈)개 다른 표정영상을 대상으로 실험한 결과, ICA 기반 조합형 척도를 이용하는 것이 PCA 기반 조합형 척도보다 우수한 인식률을 가지며, 또한 조명과 같은 주변 환경에도 강건한 인식성능이 있음을 확인하였다.

Abstarct

This paper presents an efficient image recognition method using the hybrid coefficient measure of correlation and distance. The correlation coefficient is applied to measure the statistical similarity by using Pearson coefficient, and distance coefficient is also applied to measure the spacial similarity by using city-block. The total similarity among images is calculated by extending the similarity between the feature vectors, then the feature vectors can be extracted by PCA and ICA, respectively. The proposed method has been applied to the problem for recognizing the 960(30 persons * 4 expressions * 2 lights * 4 poses) facial images of 40*50 pixels. The experimental results show that the proposed method of ICA has a superior recognition performances than the method using PCA, and is affected less by the environmental influences so as lighting.

Key Words : Correlation coefficient, Distance coefficient, Similarity measure, Image recognition, Feature extraction

1. 서 론

사람사이의 의사전달에서 중요한 역할을 하는 표정은 주어진 얼굴에 포함된 특징요소들의 변형으로 표현된다. 이러한 얼굴표정 연구는 연구자의 주관적 판단이나 일반 사람들의 평정자료에 근거를 두고 정서상태를 표정으로 표현하는데 주안점을 두고 있다[1,2].

최근 표정인식을 위한 연구가 여러 가지 방법으로 수행되고 있다[1]. 표정인식과 관련한 기존 연구들을 살펴보면 공간적 분석과 시공간적 분석으로 나눌 수 있다[1-4]. 먼저 공간적 분석은 정지영상을 대상으로 인식하는 것이며, 시공간적 분석은 동영상상을 대상으로 인식하는 것이다. 공간적 분석은 특징기반(feature-based) 방법과 영상기반(image-based) 방법으로 나누어진다. 특징기반 방법은 얼굴의 특정 부위 상호간의 기하학적 특징들을 이용하며, 영상기반 방법은 얼굴

영역 전체를 대상으로 한 특징을 이용한다. 영상기반 방법의 인식방법이 최근 널리 이용되고 있다[2].

한편 영상기반의 표정인식에서 특징추출은 인간의 눈과 두뇌에 가까운 인식방식인 holistic analysis에 바탕을 둔 주요성분분석(principal component analysis : PCA)과 독립성분분석(independent component analysis : ICA)이 널리 이용되고 있다[2-5]. PCA는 영상 내에 포함된 진폭을 고려한 2차원적 속성을 이용하며, ICA는 이를 일반화한 기법으로 고차원의 속성을 이용한다. 이 방법들은 중복신호 제거의 효과가 있어 뇌의 시각기능을 잘 반영하며 다른 방법에 비해 높은 인식률을 얻을 수 있는 장점을 갖고 있다.

지금까지의 인식성능 개선을 위한 주요 연구들은 대상영상을 회전이나 이동 등의 기하학적 변화로 인식성능을 개선시키든지, 아니면 영상이 가지는 속성들을 잘 나타내는 특징을 어떻게 하면 가장 잘 추출하는가에 주안점을 두고 이루어지고 있다[4]. 하지만 추출된 영상의 특징들이 가지는 상호간의 유사성을 효과적으로 계산하여 분류성능을 증가 시킴으로써 인식성능을 개선하려는 시도는 잘 알려져 있지 않다.

본 논문에서는 ICA에 의해 추출된 특징벡터를 바탕으로

접수일자 : 2010년 4월 3일

완료일자 : 2010년 5월 13일

"본 논문은 본 학회 2010년도 춘계 학술대회에서 선정된 우수논문입니다."

분류성능을 증가시켜 인식률을 개선시키는 방법을 제안한다. 이를 위해 피어슨(Pearson) 상관계수[6-8]와 city-block 거리계수를 조합한 혼합형 분류척도로 두 특징벡터 사이의 유사성을 측정하여 인식하는 방법을 제안한다. 제안된 기법을 40*50 픽셀의 960개(30명*4포즈*4표정*2조명) 표정 영상[9]을 대상으로 실험하고, 조명 유무와 포즈변화 및 PCA 특징벡터와의 인식률을 비교·검토하였다.

2. 독립성분분석에 의한 특징 추출

표정 내 각 픽셀 사이의 2차원 또는 그 이상의 고차원의 벡터는 중요한 특징이다. 이러한 특징의 추출로 ICA가 널리 이용되고 있다[4,5].

ICA를 위한 Fixed point(FP) 알고리즘은 신경망이 가지는 병렬성과 분산성, 그리고 더 작은 메모리 요구 등의 제약을 해결하기 위해 제안된 알고리즘이다[2,5]. FP 알고리즘은 엔트로피 최적화 방법으로부터 유도된 기법으로 지금까지 알려진 기법 중 가장 빠른 학습속도를 가진다. 이는 신호 내에 포함된 상호정보를 최소화함으로써 ICA의 해를 구하는 기법이다.

데이터 벡터 \mathbf{x} 의 상관행렬 $E\{\mathbf{xx}^T\} = \mathbf{I}$ 로 whitening되어 있다고 가정할 때, 근사화된 반복기법의 역혼합행렬 \hat{W} 를 구하는 Newton 법은 다음과 같다.

$$\begin{aligned} \hat{W}^+ &= \hat{W} - [E\{xg(\hat{W}^T x)\} - \beta\hat{W}] / [E\{g'(\hat{W}^T x)\} - \beta], \\ \hat{W}^* &= \hat{W}^+ / \|\hat{W}^+\| \end{aligned} \quad (1)$$

여기서 $g'(\cdot)$ 는 1차 미분이며, \hat{W}^* 는 \hat{W} 의 새롭게 경신된 값이고, $\beta = E\{\hat{W}^T \mathbf{x} g(\hat{W}^T \mathbf{x})\}$ 이다. 결국 식 (1)은 뉴우턴법에 기초를 둔 ICA를 위한 FP 알고리즘이다. 또한 식 (1)의 첫째 식 양쪽에 $\beta - E\{g'(\hat{W}^T \mathbf{x})\}$ 를 곱하여 구해지는 더욱 간단해진 뉴우턴법의 FP 알고리즘은 다음 식 (2)와 같다.

$$\begin{aligned} \hat{W}^+ &= E\{xg(\hat{W}^T x)\} - E\{g'(\hat{W}^T x)\}\hat{W}, \\ \hat{W}^* &= \hat{W}^+ / \|\hat{W}^+\| \end{aligned} \quad (2)$$

한편 식 (2)에서 첫 번째 식의 우변 두 번째 항에 학습 파라미터 μ 를 곱한 좀 더 안정화된 고정점 알고리즘도 얻을 수 있으며, 이는 다음 식 (3)과 같이 나타낼 수 있다.

$$\begin{aligned} \hat{W}^+ &= \hat{W} - \mu[E\{xg(\hat{W}^T x)\} - \beta\hat{W}] / [E\{g'(\hat{W}^T x)\}\hat{W} - \beta], \\ \hat{W}^* &= \hat{W}^+ / \|\hat{W}^+\| \end{aligned} \quad (3)$$

위의 과정에서 벡터 \mathbf{x} 는 whitening된 신호벡터이며, μ 은 1보다 적은 임의의 값으로 실험에서는 0.0001로 하였다. 특히 경신의 식에서 $g(\cdot)$ 는 비선형 함수이며 일반적으로 $(\cdot)^3$ 과 $\tanh(\cdot)$ 의 함수 값을 가진다. 본 연구에서는 $\tanh(\cdot)$ 함수를 이용하였다.

이상에서 살펴본 ICA를 이용하면 표정의 고차원적 속성을 반영한 특징을 추출할 수 있다. PCA에 의해서 얻어진 고유벡터로부터 FP 알고리즘에 의한 ICA로 표정의 특징벡터 \mathbf{yI} 도 추출할 수 있다. ICA에 의한 특징벡터 \mathbf{yI} 의 추출 과정을 요약하면 다음과 같다.

단계 1 : PCA 고유벡터 \mathbf{W} 를 계산한다.

단계 2 : FP 알고리즘에 PCA 고유벡터 \mathbf{W} 를 이용하여 ICA 역혼합행렬 \hat{W} 를 계산한다.

단계 3 : PCA 특징벡터 \mathbf{y} 와 ICA 역혼합행렬 \hat{W} 를 이용하여 ICA 특징벡터 \mathbf{yI} 를 계산한다.

$$y_i = y * \hat{W}^{-1}$$

3. 조합형 특징분류

표정인식을 위한 특징분류는 특성분석과 판별분석 과정이다. 먼저 특성분석은 학습영상과 시험영상의 두 특징벡터 사이에 유사성 또는 비유사성 정도를 측정하는 과정인 척도 함수를 설정하는 과정이며, 판별분석은 특성분석을 통해 측정된 척도 값으로 시험영상의 특징벡터와 가장 유사한 학습 영상을 선택하는 과정이다. 이를 위한 방법으로 먼저, 두 특징벡터 사이에 표정별 패턴의 유사성 정도를 측정할 수 있는 분류척도가 설정되어야 한다. 본 논문에서는 피어슨 상관계수[7,8]와 city-block 거리계수를 조합한 새로운 분류척도를 설정한다.

일반적으로 상관계수 분석은 변수간의 관련성을 분석하기 위해 사용하는 방법이다. 상관계수는 하나의 변수가 다른 변수와 어느 정도의 관련성을 가지는지에 대한 정량적인 표현이며, 그 분석은 관련 정도를 알아보는 방법이다. 피어슨 상관계수는 두 변수 사이의 선형적 상관관계 정도를 나타내는 계수로 이때 상관계수 r 은 $[-1, 1]$ 의 값을 갖는다. r 의 값이 1에 가까울수록 두 변수는 서로 동일한 방향으로 유사하며, -1에 가까울수록 두 변수는 서로 반대방향으로 유사함을 나타낸다. r 이 0에 가깝다면 두 변수 사이에는 서로 무관함을 의미한다. 각각 N 개의 원소를 갖는 두 벡터 \mathbf{A} 와 \mathbf{B} 사이의 상관계수는 식 (4)와 같이 정의된다.

$$r_{pearson} = \frac{\sum AB - \frac{\sum A \sum B}{N}}{\sqrt{(\sum A^2 - \frac{(\sum A)^2}{N})(\sum B^2 - \frac{(\sum B)^2}{N})}} \quad (4)$$

한편 city-block 거리는 학습된 영상의 특징벡터와 시험영상의 특징벡터 사이의 차 벡터에 대한 L_1 -norm으로 각 벡터성분의 절대오차의 합으로 표현되며, 서로 다른 벡터간의 비유사성을 나타내는데 이용된다. 절대오차의 합으로 표현되는 city-block거리 $d_{city-block}$ 는 0에 가까울수록 벡터 \mathbf{A} 와 \mathbf{B} 는 유사하며 식 (5)와 같이 정의된다.

$$d_{city-block} = \sum |A - B| \quad (5)$$

이상의 식 (4)과 식 (5)에서 각각 정의된 분류척도를 혼합한 조합형 분류척도를 이용하면 좀 더 우수한 인식성능을 얻을 수 있다. 이는 조합형 분류척도에서 피어슨 상관계수는 표정 간 패턴의 유사성을 측정할 수 있고, 지역 독립성과 척도 독립성의 속성을 가지므로 조명에 강건할 수 있다. 한편 피어슨 상관계수는 특징벡터의 선형성이 훼손될 경우 패턴 척도로서 무의미해질 수 있는데 이 경우 거리계수가 이를 보완할 수 있게 된다. 또한 조합형 분류척도에서 피어슨 상관계수와 거리계수는 상호 가중치 역할을 할 수 있으므로 동일 표정과 그렇지 않은 표정의 특징벡터들에 대해 유사성의 차이를 보다 크게 할 수 있다.

p 명의 사람이 각각 q 개의 표정을 짓는 학습영상을 대상으로 ICA에 의해 추출되는 특징벡터들은 식 (6)과 같이 행렬 \mathbf{Y} 로 나타낼 수 있다.

$$\mathbf{Y} = \begin{bmatrix} y_{11}, y_{12}, \dots, y_{1q} \\ y_{21}, y_{22}, \dots, y_{2q} \\ \dots \\ y_{p1}, y_{p2}, \dots, y_{pq} \end{bmatrix} \quad (6)$$

여기서 y_{ij} 는 p 명 중 i 번째 사람이 q 개 중 j 번째 표정을 짓는 학습영상의 특징벡터로 $n(p \times q)$ 개의 학습영상으로부터 얻어진 선형벡터인 식 (7)과 같은 $m(m < n)$ 개의 성분을 가진다.

$$y_{ij} = [\hat{y}_{ij1}, \hat{y}_{ij2}, \dots, \hat{y}_{ijm}] \quad (7)$$

시험영상에서도 ICA에 의해 추출된 특징벡터 \mathbf{z} 에 대한 m 개의 성분들을 나타내면 식 (8)과 같으며, 여기에서도 각 성분사이에는 유사한 패턴을 가진다.

$$\mathbf{z} = [z_1, z_2, \dots, z_m] \quad (8)$$

학습된 j 번째 표정영상 특징벡터 \mathbf{y}^j 와 시험영상 특징벡터 \mathbf{z} 간에 유사도를 결정한다. 이때 Pearson 상관계수 c_{ij} 와 city-block 거리계수 d_{ij} 는 각각 식 (9) 및 식 (10)과 같다.

$$c_{ij} = \frac{\sum_{k=1}^m (\hat{y}_{jik} - \bar{y}_{ji})(z_k - \bar{z})}{\sqrt{\sum_{k=1}^m (\hat{y}_{jik} - \bar{y}_{ji})^2 \sum_{k=1}^m (z_k - \bar{z})^2}} \quad (9)$$

$$d_{ij} = \sum_{k=1}^m |\hat{y}_{jik} - z_k| \quad (10)$$

여기서 $\bar{\mathbf{y}}$ 와 $\bar{\mathbf{z}}$ 는 각각 학습영상과 시험영상의 특징벡터의 평균값이다.

따라서 학습된 표정영상의 특징벡터와 시험영상의 특징벡터 사이에 인식을 위한 특징벡터의 분류기는 식 (11)과 같이 정의한다.

$$class_arg = \arg \max_{j \in \{1, 2, \dots, q\}} \sum_{j=1}^p \text{sign}(c_{ij}) \times (\alpha \times \|c_{ij}\|)^\delta \times d_{ij}^{-\rho} \quad (11)$$

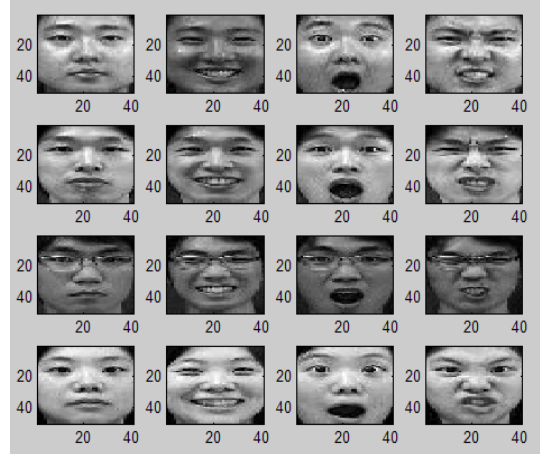
여기서 $class_arg$ 는 q 개의 유사도 총량 계수들 중에서 가장 큰 값을 가지는 계수에 대한 색인번호로 인식된 표정의 번호가 된다. 본 논문에서는 특징 분류를 위해 $\alpha = 1000$, $m = 2$, 그리고 $n = 3$ 으로 각각 설정하였다.

4. 실험 및 결과분석

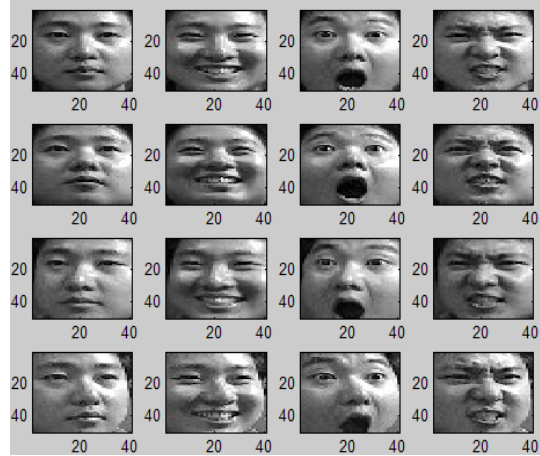
조합형 분류척도를 이용한 표정인식의 성능을 평가하기 위해 40×50 픽셀의 $960(30\text{명} \times 4\text{표정} \times 2\text{조명} \times 4\text{포즈})$ 개 영상[9]를 대상으로 실험하였다. 실험환경은 펜티엄IV-3.0G 컴퓨터에서 Matlab 2008로 구현하였다. 상관계수와 거리계수의 가중을 위한 척수 δ 와 ρ 의 값 역시 각각 2와 3으로 하였다.

그림 1은 학습과 시험에 사용된 표정 영상들을 예로 나타낸 것이다. 그림 1(a)는 학습에 사용된 30 인물 중 4 인물에 대한 표정 영상들을 예로 나타낸 것이다. 그림에서 보면 각 인물들에 대한 표정은 서로 유사하나 성별, 안경착용, 헤어 스타일, 피부색, 얼굴 및 각 부위의 크기와 모양 등 개인

적인 차이가 있음을 알 수 있다. 그림 1(b)는 그림 1(a)의 첫 번째 인물이 4가지 포즈와 표정을 가지는 시험영상들을 예로 나타낸 것이다. 첫 번째 행의 영상은 정면, 두 번째는 상향, 세 번째는 좌향, 그리고 마지막 네 번째 행의 영상은 우향의 포즈이다. 그리고 이들 영상 모두는 우향 45° 각도에서 조명이 가해진 것이다.



(a)



(b)

그림 1. 학습영상(a)과 시험영상(b)의 예

Fig. 1. Samples of training images(a) and gallery images(b)

4.1 특징벡터의 차원변화에 따른 인식률

표정인식을 위한 영상들은 일반적으로 2차원 영상으로 영상의 개수 만큼에 해당되는 특징벡터 수를 추출하여 이용한다. 하지만 추출된 특징벡터의 차원이 지나치게 많을 경우 실험을 위한 데이터가 증가하여 차원저주(curse of dimensionality)가 발생될 뿐만 아니라 계산부하가 증가하여 비현실적인 처리시간이 요구된다. 이를 해결하기 위해서는 특징벡터의 차원감소가 요구되며, 이렇게 하면 특징에 무관한 성분과 잡음을 제거할 수 있을 뿐만 아니라 분석을 용이하게 한다. 일반적으로 차원 감소는 특징벡터를 구성하는 성분들 중에서 관련 정보가 적은 순으로 제외시켜 행한다.

따라서 PCA나 ICA에 의한 특징추출 과정에서 표정영상들의 차원을 감소시켰다. 표 2는 PCA와 ICA 각각에 의해 차원이 $120(30\text{명} \times 4\text{표정})$ 개 이하로 축소될 경우, 조명과 비

조명 환경 하에서 평균 인식률을 각각 나타낸 것이다. 표 1에서 보면, 두 가지 기법 모두에서 조명의 주변 환경에 무관하게 학습영상의 수와 동일한 120개의 차원으로로부터 30개에 이르기까지는 전체적으로 유사한 인식률 변화를 볼 수 있다. 하지만 특징벡터의 차원이 30개미만으로 떨어질 경우 인식률은 급격하게 감소함을 알 수 있다. 따라서 표정인식을 위한 특징분류 시 특징벡터의 차원은 30개까지는 유효한 인식성능이 있음을 알 수 있다. 또한 표 1에서는 비조명 상태가 조명 상태에 비해 높은 인식률을 가지며, ICA가 PCA보다 개선된 인식률을 나타냄을 알 수 있다. 따라서 특징벡터의 차원을 30개로 하여 실험하였다.

표 1. 특징벡터의 차원변화에 따른 평균 인식률
Table 1. Average recognition rate by changing the dimension of feature vector

추출기법		특징벡터 수											
		10	20	30	40	50	60	70	80	90	100	110	120
PCA	비조명	79.50	83.00	86.25	86.75	87.25	86.75	86.75	87.25	87.25	86.75	86.50	87.25
	조명	65.25	69.50	76.00	75.00	76.00	74.75	77.75	79.00	78.25	78.75	78.50	78.75
ICA	비조명	82.50	89.25	91.00	91.75	92.00	91.50	91.25	90.75	91.00	91.50	91.50	92.00
	조명	76.25	85.50	89.25	90.50	89.25	90.75	89.75	88.25	89.50	90.00	89.50	89.75

4.2 표정과 포즈 각각의 변화에 따른 인식률

보통, 행복, 놀람, 그리고 분노 4가지의 표정 및 정면, 상향, 좌향, 그리고 우향 각각이 주변 환경의 변화에 따라 인식성능이 어떻게 변하는지에 대해 알아보기 위하여 30개의 특징벡터를 기준으로 실험하였다.

표 2는 조명과 포즈의 주변 환경 변화에 따른 각 표정별 평균 인식률을 나타낸 것이다. 실험의 결과로부터 PCA의 특징벡터를 대상으로 제안된 조합형 분류척도를 이용할 경우, 비조명에서는 평균적으로 약 87.08%이고 조명이 있으면 약 75.63%, 반면에 ICA의 경우는 각각 91.67%와 90.42%의 인식률을 보인다. 이는 표정인식에 조명이 많은 영향을 미치며, 또한 ICA의 특징벡터를 이용하는 것이 PCA의 특징벡터를 이용할 때보다 우수한 인식성능이 있음을 알 수 있다. 그것은 ICA가 PCA에 비해 표정 내에 포함된 고차원의 속성들을 특징에 반영하기 때문이다. 특히 조명과 비조명 사이의 평균인식률 차이를 살펴보면 ICA가 PCA보다 더 작은 값을 가짐을 알 수 있다. 이 또한 ICA는 PCA보다도 주변조명의 변화에도 좀 더 강건함을 알 수 있다. 또한 표정별 인식률의 강건성은 PCA의 경우 놀람, 보통, 행복, 분노 순으로 높게 나타나고, ICA의 경우는 행복, 놀람, 분노, 보통 순으로 높게 나타남을 알 수 있다. 표정의 인식률 순위는 PCA나 ICA 모두에서 추출된 특징벡터가 holistic analysis에 바탕을 두기 때문으로 추측된다. 따라서 조명과 같은 주변 환경의 영향이 클수록, 즉 조명과 포즈 변화가 모두 반영된 경우에 ICA의 특징벡터를 이용한 제안된 분류척도는 인식률 개선효과가 더 크게 나타남을 알 수 있다.

표 2. 표정변화에 따른 평균 인식률
Table 2. Average recognition rate by changing the facial expressions

표정	PCA 특징벡터		ICA 특징벡터	
	비조명	조명	비조명	조명
보통	77.50	96.67	85.00	85.83
행복	95.00	75.00	99.17	94.17
놀람	95.00	80.00	95.83	93.33
분노	80.83	50.83	86.67	88.33
평균	87.08	75.63	91.67	90.42

한편 표 3은 학습영상과 동일한 시험영상들에 대해 PCA와 ICA를 각각 이용하여 추출한 특징벡터들을 대상으로 조명과 포즈 변화에 따른 평균 인식률을 나타낸 것이다. 여기서 보면, PCA의 경우 비조명 상태에서는 좌향과 우향, 조명 상태에서는 상향과 우향이 큰 차이를 보이나 ICA의 경우는 좌향과 우향만이 상대적으로 약간의 차이가 있음을 알 수 있다. 이는 PCA에 비해 ICA가 조명의 변화에 의한 각 포즈별 인식성능의 차이가 적어 환경에 좀 더 강건한 속성이 있음을 보여주는 것이다. 또한 표 3에서 가장 낮은 인식률을 가지는 우향 포즈를 기준으로 PCA와 ICA 각각에서 조명과 비조명 상태에서의 인식률 차이를 보면 각각 약 26.66%와 약 0.83%로 ICA가 더욱 더 조명변화에 강건함을 알 수 있다. 하지만 PCA나 ICA 모두에서 비조명 상태에서의 포즈 인식이 조명 상태에서의 인식보다 높은 인식률을 가진다. 이는 각 포즈가 조명에 따라 명암값이 변하여 다른 영상으로 오인식되기 때문이다. 한편 PCA를 이용한 특징벡터의 경우 비조명과 조명 상태 각각에서 평균 인식률은 약 87.08%와 약 75.63% 정도이다. 또한 ICA를 이용한 특징벡터의 경우도 비조명과 조명 상태에서 각각 약 91.67%와 약 90.42% 정도이다. 따라서 PCA보다 ICA를 이용하면 비조명 상태에서는 약 1.05배 정도, 조명 상태에서는 약 1.20배 정도 개선된 인식률을 보인다. 따라서 비조명 상태에서보다 조명 상태에서 포즈에 따른 ICA의 제안된 방법이 더욱 더 우수한 성능개선의 정도가 있음을 보여주어 주변 환경의 변화정도가 클수록 인식률의 개선효과는 증가함을 알 수 있다.

표 3. 포즈변화에 따른 평균 인식률
Table 3. Average recognition rate by changing the poses

포즈	PCA 특징벡터		ICA 특징벡터	
	비조명	조명	비조명	조명
정면	100.00	88.33	100.00	97.50
상향	85.83	75.83	91.67	90.00
좌향	79.17	81.67	86.67	86.67
우향	83.33	56.67	88.33	87.50
평균	87.08	75.63	91.67	90.42

이상의 표 2와 표 3의 실험결과들에서 피어슨의 상관계수와 city-block의 거리계수를 조합한 제안된 분류척도를 이용하면 우수한 인식성능이 있음을 확인할 수 있다. 특히 표정이나 포즈의 변화에 따른 조명과 같은 주변 환경의 변화에 좀 더 강한 인식성능이 있음을 확인 하였다. 또한 표정영상에서 PCA보다는 ICA에 의해 추출된 특징을 이용하면 좀 더 우수한 인식률을 얻을 수 있다. 이는 PCA보다 ICA에 의해 추출되는 특징 속에 표정이 가지는 좀 더 고차원의 속성을 포함하기 때문이다. 따라서 ICA의 특징벡터를 대상으로 제안된 조합형 분류척도를 이용하면 보다 정확한 표정인식이 가능하다.

5. 결 론

본 논문에서는 상관계수와 거리계수의 조합형 유사성 척도에 기반을 둔 효과적인 영상인식 방법을 제안하였다. 여기서 상관계수는 영상사이의 통계적 유사성을 측정하기 위함이고, 거리계수는 공간적인 유사성을 측정하기 위함이다. 이는 영상의 통계적 속성과 공간적 속성을 동시에 고려하여 유사성을 판단함으로써 좀 더 개선된 인식 성능을 얻기 위함이다.

제안된 인식방법을 40*50 픽셀의 960개 표정영상을 대상으로 실험한 결과, ICA의 특징벡터를 이용한 조합형 척도를 이용하면 PCA의 특징벡터를 이용할 때 보다 우수한 인식률을 가지며, 또한 조명과 같은 주변 환경에도 강한 인식성능이 있음을 확인하였다.

향후 제안된 방법을 좀 더 큰 규모의 다양한 인식문제에 적용하는 연구가 지속적으로 이루어져야 할 것이다.

참 고 문 헌

- [1] A. Kapoor, Q. Yuan and R. W. Picard, "Fully Automatic Upper Facial Action Recognition", *IEEE. Int. Analysis and Modelling of Faces and Gestures Workshop*, pp. 195-202, 2003.
- [2] Y. H. Cho and S. J. Hong, "Face Recognition by Using Combined Method of Centroid Shift and Fixed-Point ICA Based on Secant Method", *Proc. of 6th Int. Conf. on Intelligent System Design and Applications*, Oct. 2006.
- [3] K. I. Diamantaras and S. Y. Kung, *Principal Component Neural Networks : Theory and Applications, Adaptive and learning Systems for Signal Processing, Communications, and Control*, John Wiley & Sons, Inc., 1996
- [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] A. Hyvarinen and E. Oja, "A Fast Fixed Point Algorithms for Independent Component Analysis", *Neural Computation*, Vol. 9, No. 7, pp. 1483-1492, Oct. 1997.
- [6] R. M. Aarts, R. Irwan, A. J. E. M. Janssen, "

- Efficient Tracking of the Cross-correlation Coefficient," *IEEE. Trans. on Speech Audio Process*, Vol. 10, No. 6, pp.381-402, 2002
- [7] J. P. Lewis, "Fast Normalized Cross-Correlation," Available from <http://www.idiom.com/>
 - [8] F. Zhao, Q. Huang, and W. Gao, " Image Matching by Normalized Cross-Correlation," Available from <http://jdl.ac.cn/doc/2006/>
 - [9] H. S. Lee et. al., "The POSTECH Face Database (PF07) and Performance Evaluation," *In Proceeding of the 8th IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition*, 2008

저 자 소 개



홍성준 (Seong-Jun Hong)

1986년 : 경북대학교 전자공학과(공학사)
 1988년 : 경북대학교 대학원 전자공학과 (공학석사)
 2010년 : 대구가톨릭대학교 대학원 컴퓨터 정보통신학과(공학박사)
 1993년~현재 : 대구산업정보대학 컴퓨터 정보과 부교수

관심분야 : 신경회로망, 영상 및 음성 신호 처리 및 인식, e-Learning 시스템, 전자상거래 등

Phone : +82-53-749-7215

Fax : +82-53-749-7218

E-mail : sjishong@tpic.ac.kr



조용현 (Yong-Hyun Cho)

1979년 : 경북대학교 전자공학과(공학사)
 1981년 : 경북대학교 대학원 전자공학과 (공학석사)
 1993년 : 경북대학교 대학원 전자공학과 (공학박사)
 1983년~1984년 : 삼성전자(주)
 1984년~1987년 : 한국전자통신연구원

1987년~1997년 : 영남이공대학 전자과 교수

1997년~현재 : 대구가톨릭대학교 컴퓨터정보통신공학부 교수

관심분야 : 신경회로망, 영상신호처리 및 인식, 상황인식, 전전자교환기 등

Phone : +82-53-850-2747

Fax : +82-53-850-2740

E-mail : yhcho@cu.ac.kr