

# 유비쿼터스 환경을 이용한 얼굴인식

## Face Recognition Under Ubiquitous Environments

고현주\* · 김형배\* · 양동화\* · 박장환\*\* · 전명근\*\*

Hyoun-Joo Go, Hyung Bae Kim, Dong Hwa Yang, Jang-Hwan Park\*\*, Myung-Geun Chun\*

\*충북대학교 전기전자컴퓨터공학부 컴퓨터 정보통신 연구소

\*\*충주대학교 정보 제어 공학과

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

\*\*Chungju National University School of Information & Control Engineering

### 요 약

본 논문은 차세대 지능형 기술 분야중 하나인 유비쿼터스 컴퓨팅 환경 기반에서의 얼굴인식을 제안한 것으로, 모바일 장치 중 하나인 핸드폰 카메라를 이용하여 얼굴 영상을 취득하고, 이를 이용하여 얼굴의 특징을 추출하고 인식하는 과정을 통해 모바일 보안을 생각하고자 한다. 얼굴인식을 위해 제안하는 방법은 PCA와 Fuzzy-LDA를 사용하였으며, 모바일 환경에서 데이터의 량을 줄이기 위해 다해상도 분석을 기반으로하는 이산 웨이블릿을 사용하였다. 또한 획득된 특징데이터의 연결성을 확인하여 인식률을 얻기 위해 유클리디언 거리 측정법을 사용하였다. 마지막으로 본 논문에서 제안한 방법의 유용성을 알아보기 위해 핸드폰 카메라를 이용해 실험한 결과 일반 카메라에서 획득한 영상에 비해 모바일 장치로부터 획득한 영상이 저해상도를 갖음에도 불구하고 높은 성능을 갖음을 확인할 수 있었다.

### Abstract

This paper propose a facial recognition method based on an ubiquitous computing that is one of next generation intelligence technology fields. The facial images are acquired by a mobile device so-called cellular phone camera. We consider a mobile security using facial feature extraction and recognition process. Facial recognition is performed by the PCA and fuzzy LDA algorithm. Applying the discrete wavelet based on multi-resolution analysis, we compress the image data for mobile system environment. Euclidean metric is applied to measure the similarity among acquired features and then obtain the recognition rate. Finally we use the mobile equipment to show the efficiency of method. From various experiments, we find that our proposed method shows better results, even though the resolution of mobile camera is lower than conventional camera.

**Key words** : 유비쿼터스(Ubiquitous), 모바일(mobile), 얼굴인식(Face recognition), 퍼지-선형판별분석기법(Fuzzy-Linear Discriminant analysis)

### 1. 서 론

유비쿼터스는 1990년대 후반 국내에 소개된 이래 언론매체 등을 통해 우리에게 급속도로 전파되었으며, 오늘날에는 일상생활에서 흔히 접할 수 있는 용어가 되어 사용되고 있다. 유비쿼터스 컴퓨팅은 '장소에 구애받지 않는 컴퓨팅', '자연스러운 컴퓨팅', '자율적 컴퓨팅' 등의 개념으로 사용되고 있으며, 2가지의 방법으로 구현이 가능하다. 첫 번째로 컴퓨팅 기능의 내재성 강화, 두 번째로 컴퓨터의 이동성 재고

이다. 내재성은 초소형 컴퓨팅 디바이스를 사물이나 환경에 내재하여, 이로부터 정보를 획득, 활용하는 것이고, 이동성은 컴퓨팅 디바이스의 소형화를 통해 언제 어디서나 컴퓨팅 시현이 가능한 것이다. 유비쿼터스의 핵심 요소 기술로서 센서, 프로세서, 커뮤니케이션, 인터페이스, 보안등이 요구되며 사람과 자연스러운 커뮤니케이션을 위해 인터페이스 및 보안 기술이 필요하다[1].

이에 유비쿼터스 환경에서도 정보보안의 취약성인 기밀성(Confidentiality)과 인증성(Authentication), 무결성(Integrity) 등이 요구되며, 인증 수단으로 생체정보를 인증에 활용하는 방안이 가장 활발하게 검토중이나 실제 사용이 불편하고 위생상 문제가 있다는 단점이 있다. 서명용 패드를 PC에 연결시켜 서명을 받는 방식 또는 휴대폰에 센서를 부착해 공중에 하는 서명을 3차원 인식하는 기술, 지문센서를 휴대폰에 탑재하여 인식하는 기술 등이 개발되고 있으나 센서를 부착해야하는 번거로움이 있다[2].

이에 본 논문에서는 최근 휴대폰을 비롯한 모바일 장치에 탑재되어 있는 카메라를 사용, 입력받은 얼굴 영상을 이용해

\* : 교신저자

접수일자 : 2004년 6월 1일

완료일자 : 2004년 6월 28일

감사의 글 : 이 논문은 2004년도 충북대학교 학술연구 지원사업의 연구비 지원에 의하여 연구되었음(This work was supported by Chungbuk National University grant)

여 서버로 전송한후 제안한 얼굴인식 알고리즘을 수행한후 인증결과를 대상자와 상호연결된 시스템으로 전송해 줄 수 있는 환경을 고려하여, 휴대폰의 카메라로부터 입력 받은 얼굴영상을 PC(서버)상에서 알고리즘을 수행하였다. 위와 같은 시스템을 구성함으로써 별도의 영상센서 부착에서 생길 수 있는 문제점을 해결할 수 있는 모바일 얼굴인식을 시스템을 제안한다. 그림 1은 휴대폰을 이용하여 획득된 얼굴영상을 서버로 전송하여 얼굴인식을 수행하는 과정을 보인 것이다.

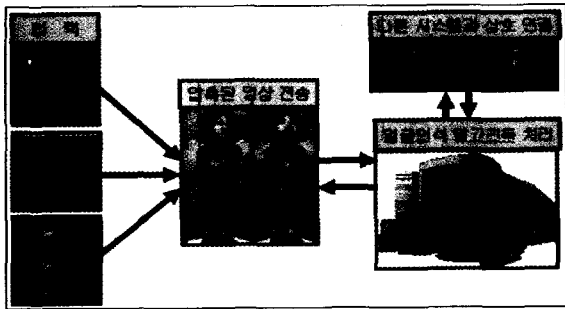


그림 1. 유비쿼터스 환경에서의 얼굴인식

논문의 구성은 2장에서 얼굴영상을 압축하기 위한 방법으로 웨이블릿을 소개하며, 3장에서는 유비쿼터스 환경에서의 얼굴인식 방법중 PCA, LDA, ICA 방법과 제안하는 Fuzzy-LDA에 대해 논하였다. 4장에서는 제안한 알고리즘과 기존 알고리즘을 이용하여 실험 및 고찰을 설명하였으며, 5장에서 결론을 맺는다.

## 2. 웨이블릿을 이용한 이미지 압축

웨이블릿 변환(Wavelet Transform)은 비 주기적인 신호 분리가 가능한 기저함수를 사용하여 신호를 해석하는 것으로 신호를 형성하고 있는 주파수가 다른 두 개의 사인함수와 하나의 델타함수를 “시간-스케일” 공간에 정확하게 분리해 낸다[3].

2차원의 경우 웨이블릿은 아주 작은 비트 율로 정보를 표현함에도 불구하고 영상의 전체적인 정보뿐만 아니라 에지와 같은 미세한 정보도 스케일 계수로 모두 유지 시킬 수 있다. 따라서 계수들이 변환 전 영상의 위치정보를 포함하기 때문에 사용자가 원하는 영상정보를 변환 후에도 유지시킬 수 있다. 그리고, DWT를 영상신호에 적용하는 것은 영상을 공간상의 x축과 y축 방향으로 저대역 통과필터(LPF)와 고대역 통과 필터(HPF)를 사용하여 신호를 추출하는 것을 의미하는 것으로, DWT를 거친 신호는 총 네 개로 분리될 수 있다.

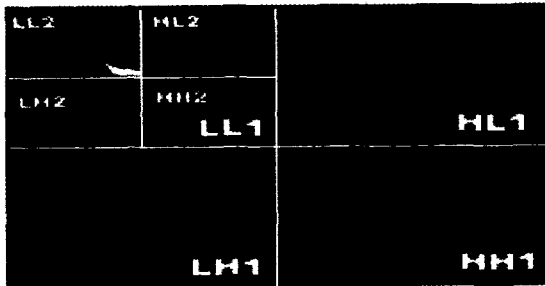


그림 2. 웨이블릿 변환 후 4개의 밴드로 분리된 영상

이때, 분리된 영역은 그림 2과 같이 영상에 적용된 필터에 따라 구분된다. 위 그림에서 LL영역은 영상에 저대역 통과 필터를 적용한 것으로, 영상에서 고주파 성분이 배제된 계수들로 이루어져 있다. 또한, HH영역은 영상에 고대역 통과 필터를 사용한 것으로 LL과는 반대의 고주파 성분만 나타나게 된다. 따라서 LL영역의 주파수 대역은  $0 < \omega < \frac{\pi}{2}$  이고, HH영역의 주파수 대역은 반대로  $\frac{\pi}{2} < \omega < \pi$ 이다. 또한, HL영역과 LH영역의 주파수 대역은 공간상에서 x축과 y축 방향으로 서로 다른 필터를 사용했기 때문에 공간적인 방향에 따라 달라질 수 있다[4][5].

## 3. 유비쿼터스 환경에서의 얼굴인식

### 3.1 LDA를 이용한 Fisherfaces 방법

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[6].

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. 본 논문에서는 PCA를 이용하여 영상의 차원을 축소한후 Fisherfaces을 이용한 LDA(Linear Discriminant Analysis)를 기반으로 한 효율적인 인식방법으로 현재 얼굴인식에서 현재 많이 연구되어지고 있다. Fisherfaces를 이용한 방법에 대한 알고리즘을 살펴보면 다음과 같다. between-scatter 행렬  $S_B$ 는 식(1)과 같이 표현된다.

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

여기서  $N_k$ 는 클래스  $k$  내의 데이터 수이고,  $\mu_k$ 는 클래스  $k$  내에서 평균 영상이며  $c$ 는 클래스의 수이다. within-scatter 행렬  $S_w$ 는  $x_i$ 가 학습영상이라 할 때 식(2)와 같이 표현된다.

$$S_w = \sum_{k=1}^c \sum_{x_i \in c_k} (x_i - \mu_k)(x_i - \mu_k)^T \quad (2)$$

만약에  $S_w$ 가 정칙(nonsingular)이라면, 최적의 투영  $W_{opt}$ 는 식(3)과 같이 투영된 샘플의 within-class scatter 행렬의 행렬식에 대한 between-class scatter 행렬의 행렬식의 비율

을 최대화 하는 정규직교 열을 가진 행렬로서 선택되어진다.

$$W_{opt} = \arg \max_w \frac{|W^T S_B W|}{|W^T S_w W|} \quad (3)$$

여기서  $\{w_i | i=1, 2, \dots, m\}$ 는  $m$ 개의 가장 큰 일반화된 고유치에 대응되는  $S_B$ 와  $S_w$ 의 일반화된 고유벡터의 집합이다. 이것은 식(4)에 의해 나타내어진다.

$$S_B W_i = \lambda S_w W_i \quad (4)$$

행렬  $W_{opt}$ 의 열벡터가 Fisherfaces가 된다. 그러나  $S_w$ 는 Rank가  $P-c$ 개 존재( $P$ : 영상의 수,  $c$ : 클래스의 수)하고, 일반적으로 학습영상의 수는 각 영상에서 픽셀의 수  $n$ 보다는 작기 때문에 투영된 샘플의 within-scatter 행렬은 항상 비 정칙(singular)이다. 따라서, 최적의 투영  $\mu$ 를 계산하기 전에 within-scatter 행렬  $S_w$ 가 정칙이 되도록 PCA를 이용하여 영상집합을 저차원 공간으로 투영함으로써 위 문제를 해결 할 수 있다[7].

### 3.2 ICA-factorial 표현방법을 이용한 얼굴인식

얼굴인식과 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 대해 통계적인 독립성을 부여하며 직교성의 제한조건을 가지지 않는다.

ICA를 이용한 얼굴인식은 두 단계인 특징추출과 인식단계에 의해 이루어진다. 먼저 특징추출방법은 PCA를 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[8][9].

먼저, 특징추출방법을 살펴보면 PCA에 의해 얻어진 특징벡터  $z_i$ 는 식(5)와 같이 계산되어진다고 가정하자.

$$z = a_1 s_1 + \dots + a_n s_n = A s \quad (5)$$

여기서  $A$ 는  $a_{ij}$ 요소를 가진 정방행렬이고  $s$ 는  $s_1, \dots, s_n$ 요소를 가진 독립성분 벡터이다. 독립성분 벡터  $s$ 와 혼합 행렬  $A$ 는 모두 미지의 것이며 오직 관측벡터  $z$ 만을 이용할 수 있다. Factorial 표현법은 관측벡터  $z$ 가 주어질 때 얻어진 데이터의 확률분포를 가장 잘 표현하는  $A$ 와  $s$ 를 찾는 것이다. 그림 3은 ICA 알고리즘에 대한 블록 다이어그램을 보여주고 있다.

행렬  $A$ 는 비선형 정보 최대화(Nonlinear Information Maximization)를 이용한 natural gradient 방법을 사용하여  $s = A^{-1}z$ 를 구할 수 있다.  $A^{-1}$ 를 학습하는 방법 대신에  $W$ 에 대한 학습 알고리즘을 살펴보면, 식(6)과 같이 나타내어지며 이 알고리즘에 대한 일반적인 안정도 분석은 Amari[10]에 의해서 제시되어졌다.

$$W(t+1) = W(t) + \eta(t) [I - \phi(s)s^T(t)] W(t) \quad (6)$$

여기서  $\eta$ 는 학습률,  $\phi(s) = \text{sig}(s)$ 이며  $\text{sig}(\cdot)$ 는 signum 함수이다. 이 방법은 특징들의 고차결합에 의해 특성화되는

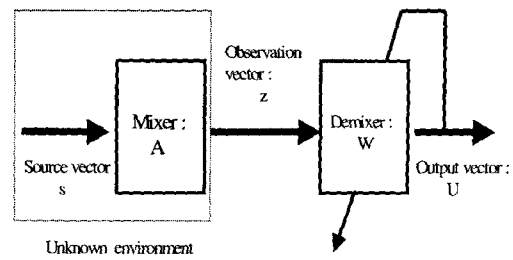


그림 3. ICA 알고리즘에 대한 블록 다이어그램  
Fig. 1. Block diagram for ICA algorithm

복잡한 대상을 엔코딩 할 수 있도록 하는 장점을 가지고 있으며, ICA-basis 표현방법보다 좀 더 최적으로 표현할 수 있다. 위와 같은 방법에서 얻어진 학습영상  $x_i$ 에 대한 특징벡터  $s_{train}$ 는 식(7)와 같이 나타낸다.

$$s_{train} = W z_{train} \quad (7)$$

따라서, 검증 영상  $x_c$ 에 대한 특징벡터  $s_{test}$ 는 식(8)에 의해 구해진다.

$$s_{test} = W z_{test} \quad (8)$$

$s_{train}$ 과의 유사도는 유클리디안 거리에 근거한 KNN 알고리즘을 이용하여 얻어진다. KNN 알고리즘의 수행순서를 살펴보면 첫 단계에서 먼저 주어진 미지의 데이터에 대해  $K$ 개의 가장 가까운 이웃을 찾는다. 두 번째 단계는  $K$ -최근접 이웃 가운데 voting 방법으로 주어진 미지의 데이터에 대해 클래스를 결정한다. 그림 4는 ICA방법에서 얻어지는 icafaces를 보인 것으로 각각의 특징값과 icafaces의 곱의 합으로 원 영상을 표현할 수 있다[9].

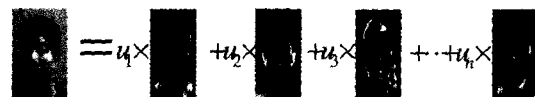


그림 4. 특징벡터와 icafaces들과의 선형적인 결합  
Fig. 4. Linear combination of feature vector and icafaces

### 3.3 Fuzzy-LDA를 이용한 얼굴인식

앞에서 언급된 PCA, ICA LDA 방법은 얼굴인식의 다양한 방법들로 입력 벡터가 한 클래스에 할당되어질 때 그 클래스에서 소속의 정도를 0 또는 1로서 나타낸다. 따라서 이러한 방법들은 얼굴영상들이 조명이나 보는 각도로 인해 변형이 생기는 경우에 인식이 저하되는 문제가 있다. 따라서 주성분 분석 기법에 의해 변환된 특징벡터에 퍼지 소속도를 할당하고 이를 개선하고자 한다.

퍼지 집합은 소속 함수  $\mu_U: U \rightarrow [0, 1]$ 에 대한 특성함수의 개념을 일반화함으로써 유도되어진다[11][12].

주성분 분석기법에 의해 변환된 특징벡터의 집합  $X = (x_1, x_2, \dots, x_N)$ 이 주어질 때 이 벡터들의 퍼지분할 행렬은  $c$  클래스에서 각 벡터의 소속도로서 특성화되며,  $c \times N$ 의 행렬  $U$ 로 표현한다. 여기서  $\mu_{ij} = \mu_i(x_j)$ ,  $i=1, 2, \dots, c$ ,  $j=1, 2, \dots, N$ 는 클래스  $i$ 에서  $x_j$ 의 소속도이다. 퍼지 분할 행렬  $U$ 은 다음과 같은 식들을 만족해야 한다[9].

$$\sum_{i=1}^c \mu_{ij} = 1 \quad (9)$$

$$0 < \sum_{i=1}^N \mu_{ij} < N \quad (10)$$

$$\mu_{ij} \in [0, 1] \quad (11)$$

c 클래스에서 특징 벡터의 퍼지 소속도의 합은 항상 1이어야 하며, 두 개의 클래스의 경우를 예로 들면 0.5 근처의 소속도는 두 클래스에서 높은 소속도를 가짐을 의미한다. 퍼지 소속도를 계산하기 위한 단계는 다음과 같다.

[단계1] 학습 집합의 특징벡터들 사이의 유클리디안 거리 행렬을 구한다.

[단계2]  $i=j$  경우에 영의 값을 가지기 때문에 거리 행렬에서 대각요소의 값을 무한대(큰 값)로 정한다.

[단계3] 거리 값이 작은 순서로 거리 행렬을 나열한다. 고려하는 패턴에서 가장 가까운 이웃에 위치한 패턴의 클래스 레벨을 선택한다. 즉, 1에서 k번째 근접 포인트까지 대응하는 클래스를 선택한다.

[단계4] Keller[13]에 의해 제안된 다음 식을 이용하여 j번째 패턴에 대한 i번째 클래스의 퍼지 소속도를 계산한다.

$$\mu_{ij}(x) = \begin{cases} \alpha + (1-\alpha)(n_{ij}/k) & \text{if } i=j \\ (1-\alpha)(n_{ij}/k) & \text{if } i \neq j \end{cases} \quad (12)$$

여기서  $n_{ij}$ 의 값은 j번째 데이터에서 i번째 클래스에 속하는 이웃들의 수이며,  $\alpha$ 는  $0 \leq \alpha \leq 1$  값으로 표현될 수 있다. 이 방법을 설명하기 위해 그림 5과 같이 우리는 세 개의 클래스를 갖는 9개의 2차원 데이터를 고려해 보자. 예를 들어 퍼지 소속도가 (0 0.6733 0.3267)인 샘플 포인트(클래스 2)의 퍼지 소속도는 식(12)를 이용하여 다음과 같이 계산될 수 있으며,  $\alpha$ 는 0.49로 하였다.

(1) 할당된 클래스 2  $\neq$  클래스 1이므로 클래스 1에 속한 소속도는

$$0.49(n_{ij}/k) = 0.49(0/3) = 0$$

(2) 할당된 클래스 2 = 클래스 2이므로 클래스 2에 속한 소속도는

$$0.51 + 0.49(n_{ij}/k) = 0.51 + 0.49(1/3) = 0.6733$$

(3) 할당된 클래스 2  $\neq$  클래스 3이므로 클래스 3에 속한 소속도는

$$0.49(n_{ij}/k) = 0.49(2/3) = 0.3267$$

퍼지 Fisherface 알고리즘을 위한 각 클래스  $\bar{m}_i$ 의 평균 값은 다음 식과 같이 특징벡터와 퍼지 소속도를 이용함으로써 정의된다.

$$\bar{m}_i = \frac{\sum_{j=1}^N \mu_{ij} x_j}{\sum_{j=1}^N \mu_{ij}} \quad (13)$$

여기서  $\mu_{ij}$ 은 j번째 레벨된 샘플 집합의 i번째 클래스의 소속도이다. 위의 결과를 이용하여 퍼지 클래스간 분포 행렬  $S_{FB}$ 와 퍼지 클래스내 분포 행렬은 각각 다음과 같이 정의한다.

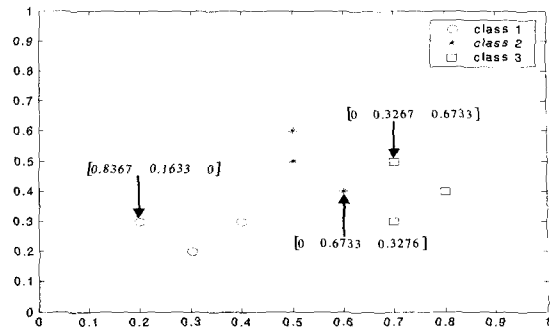
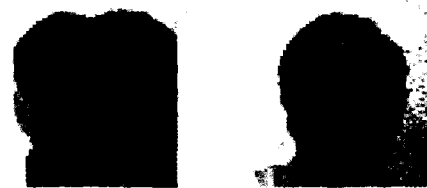
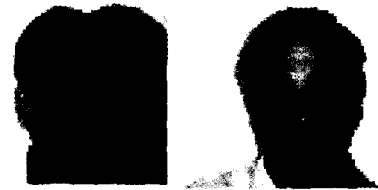


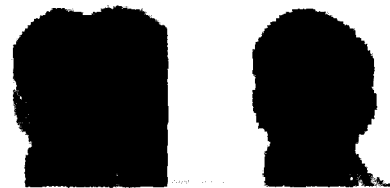
그림 5. 퍼지 KNN 초기화를 이용한 퍼지 소속도 (k=3)



왼쪽 : 테스트 영상(클래스 5),  
오른쪽 : 인식된 영상(클래스 12)  
(a) Eigenface 방법



왼쪽 : 테스트 영상(클래스 5),  
오른쪽 : 인식된 영상(클래스 12)  
(b) Fisherface 방법



왼쪽 : 테스트 영상(클래스 5),  
오른쪽 : 인식된 영상(클래스 5)  
(c) 퍼지 기반 Fisherface 방법

그림 6. 인식 결과의 비교

$$S_{FB} = \sum_{i=1}^c N_i (\bar{m}_i - \bar{m})(\bar{m}_i - \bar{m})^T \quad (14)$$

$$S_{FW} = \sum_{i=1}^c \sum_{x_i \in C_i} (x_i - \bar{m}_i)(x_i - \bar{m}_i)^T = \sum_{i=1}^c S_{FW_i} \quad (15)$$

최종적으로 최적의 퍼지 투영행렬  $W_{F-FLD}$ 와 퍼지 fisherface 방법에 의해 투영된 특징벡터는 각각 다음과 같이 계산되어진다.

$$W_{F-FLD} = \arg \max_w \frac{|W^T S_{FB} W|}{|W^T S_{FW} W|} \quad (16)$$

$$\hat{v}_i = W_{F-FLD}^T x_i = W_{F-FLD}^T E^T (z_i - \bar{z}) \quad (17)$$

다음은 제안된 방법이 얼굴인식 분야에서 어떻게 개선시킬 수 있는지를 보여준다. 그림 6는 Yale[14] 얼굴 데이터베이스에서 eigenface, fisherface, 제안된 방법을 이용한 인식 결과를 보여주고 있다. 그림에서 알 수 있듯이 그림 6(a)와 (b)는 조명 변화와 같은 큰 변동으로 인해 오분류의 결과를 보여준다. 그러나 그림 6(c)는 퍼지 소속도를 주성분 분석기법에 의해 변환된 특징벡터에 부여함으로써 더 좋은 인식 성능을 보이고 있다. 또한, 제안된 방법의 전체 순서도는 그림 8에서 보여주고 있으며, 이 순서도에서 퍼지 KNN 초기화를 계산함에 있어 최적의 k값은 각 실험을 통해 가장 좋은 인식률을 나타내는 값에 의해 결정된다.

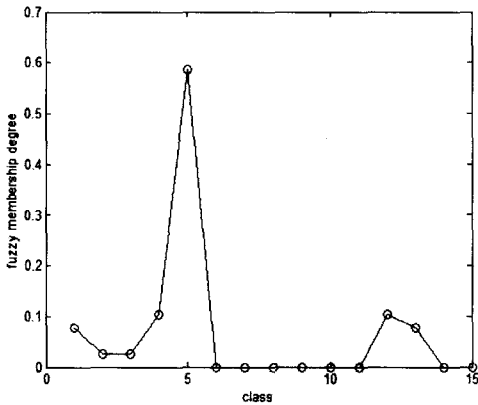


그림 7. 그림 (6) 오른쪽 영상에 대한 퍼지 소속도

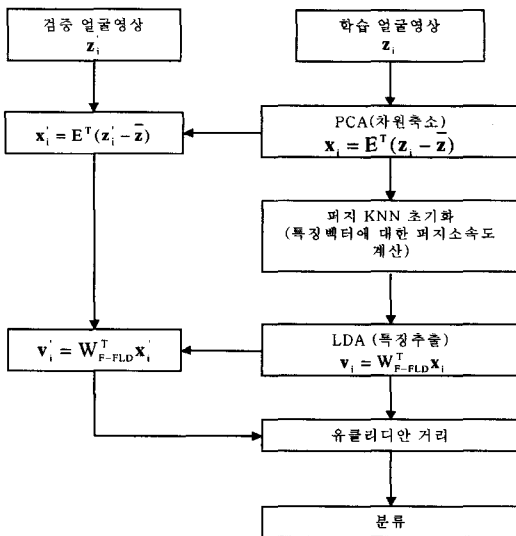


그림 8. 퍼지 Fisherface 방법의 순서도

#### 4. 실험 및 고찰

얼굴 데이터베이스는 모바일폰으로 10명으로부터 10장씩

100개의 영상을 획득, 이 영상들은 위치, 회전에 변화를 주었다. 회전의 변화는 최대 20도 회전하였고, 각 영상들은 320×240 영상크기로 실험에 임하였다.

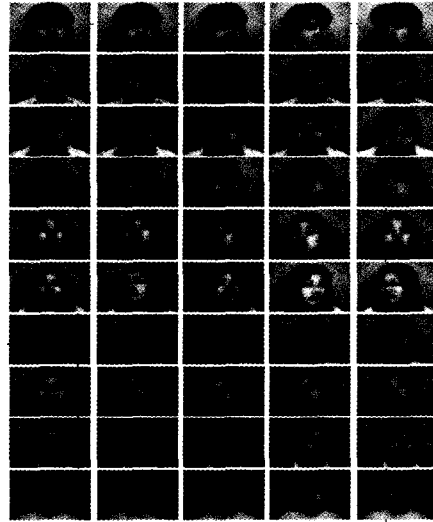


그림 9. 영상데이터

여기서, 우리는 10번 실험에서 가장 좋은 성능을 나타내는 60개의 고유치에 대응하는 고유벡터를 결정하였다. 또한, LDA에서 c-1개 가장 큰 일반화된 고유치에 대응하는 판별 벡터(discriminant vectors)의 수는 49이며, α는 0.8로 하였다. 그림 10는 제안된 방법에 의해 얻어진 Fisherface 영상의 일부를 보여주고 있다. 그림 11은 인식률에 대한 최종 결과를 보이고 있는데, 모든 얼굴 인식 결과가 좋은 결과를 보여주고 있다. 이는 조명 변화와 같은 큰 변동을 보유하지 않은 데이터를 이용했기 때문이다. 특히, 제안된 방법은 모든 경우에 있어 다른 인식 방법과 비교하여 좋은 성능을 나타낸다. 그러므로, 우리는 제안된 방법이 얼굴 인식 시스템에 유용하다는 것을 알 수 있었다.



그림 10. fisherface영상

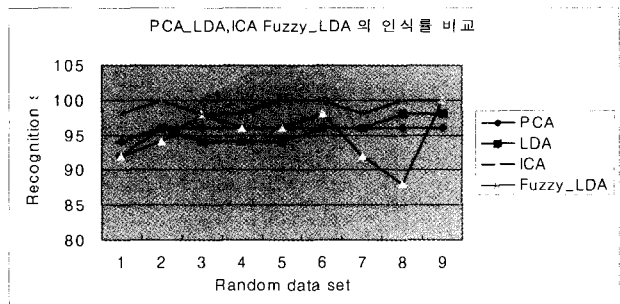


그림 11. 얼굴 데이터베이스로부터 인식률 비교

### 5. 결 론

유비쿼터스는 사람, 사물, 환경 속에서 스며들어 연결되어 있으며, 언제 어디서나 컴퓨팅을 구현할 수 있는 환경을 최우선으로 하고 있다. 이와 같은 환경을 만들기 위해서는 보안의 문제를 부각시켜 생각하지 않을 수 없다. 이에 유비쿼터스 환경에서도 정보보안의 인증 수단으로 생체정보를 이용하는 방안이 모색되고 있다.

본 논문에서는 이러한 환경화에서 휴대폰을 이용한 얼굴인식을 실현하기 위해 fuzzy-LDA를 이용한 방법을 제안하였으며, 전처리 과정으로서 모바일 환경에서의 데이터 처리량의 축소를 위해서 카메라로부터 획득한 영상을 웨이블릿 변환으로 1/4, 1/16의 영상축소 효과를 적용하였으며 축소된 영상으로 인하여 얼굴인식에서의 문제점인 대량의 데이터 처리의 어려움을 극복하였다.

또한, 실제로 많이 연구되고 있는 주성분 분석기법, 독립성분 분석기법, 선형판별 분석기법을 적용하여 실험해 보았으며, 퍼지를 이용한 선형판별분석기법을 이용하여 각각의 인식률을 실험하고 모바일 환경에서 가장 최적으로 인식 성능을 나타내는 알고리즘을 제안하였다.

향후 온라인상에서의 휴대폰을 이용한 데이터 취득과 이를 서버로의 전송, 서버에서의 처리 시간등을 고려하는 추가적인 연구가 필요하리라 생각된다.

### 참 고 문 헌

- [1] 삼성경제연구소 “유비쿼터스 컴퓨팅:비즈니스 모델과 전망” 2003.
- [2] Relationship Management : Secure collaboration in a ubiquitous Environment. [http://dson-line.comuter.org/0308/f/epp\\_print.htm](http://dson-line.comuter.org/0308/f/epp_print.htm)
- [3] 이대중, 박근창, 유정웅, 전명근, “웨이블릿 필 터벵크를 이용한 자동차 소음에 강인한 고립단어 음성인식”, 한국퍼지 및 지능시스템학회논문지, Vol. 12, No. 2, pp. 115-122, 2002.
- [4] 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
- [5] 강현배, 김대경, 서진근, “웨이블릿 이론과 응용”, 대우학술총서, 2001
- [6] M. Turk, A. Pentland, “Eigenfaces for recognition”, Journal of Cognitive Neuroscience, Vol. 3, No. 1, pp. 71-86, 1991
- [7] 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.
- [8] Marian Stewart Bartlett, Javier R. Movellan, Terrence J. Sejnowski “Face Recognition by Independent Component Analysis” IEEE Transactions on neural networks, VOL.13, No.6, pp. 1450-1464, 2002.

- [9] 이오영, 박혜영, 최승진, “Factorial code 표현법을 이용한 얼굴인식”, 한국통신학회논문지, Vol. 26, No. 10B, pp. 1444-1452, 2001.
- [10] 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.
- [11] L. A. Zadeh, Fuzzy sets, Information and Control, Vol. 8, pp. 338-353, 1965.
- [12] J. M. Keller, M. R. Gray, J. A. Givens, A fuzzy k-nearest neighbor algorithm, IEEE Trans. on Systems, Man, and Cybernetics, Vol. 15, No. 4, 580-585, 1985.
- [13] ORL face database, <http://www.uk.research.att.com/facedatabase.html>
- [14] Yale face database, <http://cvc.yale.edu/projects/yalefaces/yalefaces.html>

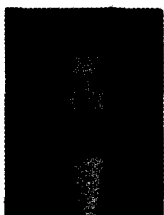
### 저 자 소 개



**고현주(Hyoun Joo Go)**

1999년 : 한밭대학교 제어계측공학과(학사)  
 2002년 : 충북대학교 제어계측공학과 (공학석사)  
 2002년~현재 : 충북대학교 제어계측공학과 박사과정

관심분야 : Biometrics, Computer vision, 감정인식



**김형배(Hyung Bae Kim)**

2004년 : 충주대학교 제어계측공학과(학사)  
 2004년~현재 : 충북대학교 제어계측공학과 석사과정

관심분야 : 얼굴인식, 음성인식, 감정인식



**양동화(Dong Hwa Yang)**

2002년 : 계명대학교 건축공학과(학사)  
 2004년~현재 : 충북대학교 제어계측공학과 석사과정

관심분야 : 지문인식, 음성인식, 서명인식



**박장환(Jang Hwan Park)**

1991년 : 충북대 전기공학과 (학사)  
1993년 : 충북대학교 전기공학과(공학석사)  
1999년 : 충북대학교 전기공학과(공학박사)  
현재 : 충주대학교 정보제어공학과 계약  
교수(BK21)

관심분야 : 강인제어, 음성인식 및 확률계통  
해석



**전명근(Myung Geun Chun)**

1987년 : 부산대학교 전자공학과(학사)  
1989년 : 한국과학기술원 전기 및 전자공학  
과(공학석사)  
1993년 : 한국과학기술원 전기 및 전자공학  
과(공학박사)  
1993년~1996년 : 삼성전자 자동화연구소  
선임연구원

2000년~2001년 : University of Alberta 방문교수  
1996년~현재 : 충북대학교 전기전자 컴퓨터공학부 교수

관심분야 : Biometrics, 감정인식, 지능시스템