

논문 2006-43IE-1-4

# KLT를 이용한 얼굴인식에 관한 연구

(A Study on Face Recognition by using Karhunen Loeve Transform)

강 창 수\*, 전 형 준\*\*

(Jeon. HyungJoon and Kang ChangSoo)

## 요 약

본 연구에서 기존 얼굴추출과 인식의 단점을 색상정보와 KLT를 이용하여 극복하고 얼굴 전체를 특징으로 하는 방법을 제안하였다. 얼굴의 특징은 KLT를 이용하는 PCA(Principal Component Analysis), 주성분 분석방법을 통해 중요한 정보만을 추출하였다. 색상정보와 KLT를 이용한 얼굴인식의 방법을 제안함으로써 색상정보를 가진 다양한 크기와 각도의 얼굴에 대하여 90%이상의 인식 효율을 얻을 수 있었다.

## Abstract

In this paper, This study proposes a method that use the whole face as features by using a color information and KLT that overcome the weak points of existing face extraction and face recognition. The significant information among the features of face is extracted by PCA which uses KLT. In this paper, you will find that the recognition efficiency is over 90% for the faces that have various size and angle by proposing the face recognition method using color information and the KLT.

**Keywords:** KLT, PCA, 주성분 분석, Face recognition, 학습영상,

## I. 서 론

최근 생체인식에 관한 제품이 실용화되면서 좀더 편리하고 안정적인 생체 인식에 관한 연구가 더욱 가속화되고 있다. 그 중 얼굴인식은 기계에 접촉하지 않고 수행하는 인식 방법으로 이용자가 거부감을 느끼지 않는 인식 방법으로 손꼽히고 있으며 인식의 분야뿐만 아니라 표정인식, 미아/이산가족 찾기, 범인 식별 등 그 응용범위가 증대되고 있다.<sup>[1][2]</sup>

그러나 얼굴인식은 영상의 밝기나 얼굴의 기울어짐, 크기 등에 따라 인식률이 현저하게 차이가 나는 단점을 지니고 있으며<sup>[1]</sup> 특히 얼굴의 어떤 부분을 특징 벡터로 사용하는가에 따라 인식의 효과가 달라진다. 얼굴인식 방법은 일상적인 영상에 포함되어진 얼굴의 존재 유무

와 얼굴 객체의 추출 그리고 추출되어진 얼굴의 공통특징과 개별 특징을 구분하고 이를 효과적으로 저장하여 비교하는 일련의 방대한 작업을 포함한다.<sup>[3][4][5][6]</sup>

얼굴인식의 첫 단계로는 얼굴을 배경과 분리하여 추출하는 과정으로 여러 방법이 있으나 얼굴의 색상정보를 이용한 방법을 근간으로 하였다.

인식의 두 번째 단계로는 얼굴의 특징을 추출하고 인식하는 과정으로 지금까지 연구되어진 많은 인식 방법들을 상호 유기적으로 결합하고, 기계적/환경적인 특성을 고려한 구현기술을 토대로 인식률을 개선해 나가는 것이 요구됨에 따라 기존 얼굴추출과 인식의 단점을 색상정보와 KLT를 이용해서 극복하고 얼굴 전체를 특징으로 하는 방법을 제안하였다.

본 논문에서는 인식 속도가 데이터량에 따라 늘어날 수 있는 단점이 있으나 임계값을 통하여 이를 조정할 수 있는 통계적인 접근 방법을 이용하였으며 접근 방식은 벡터간의 거리를 산출하는 유클리디언 거리(Euclidean Distance)를 사용하였다.

즉, 제안된 KLT 알고리즘 이용한 얼굴 인식 시스템

\* 정회원, 유한대학 전자정보과  
(Dept. of Electronic Engineering Information)

\*\* 정회원, LS전선  
(Seed Business Technology Group, LS Cable Ltd.)  
접수일자: 2005년12월1일, 수정완료일: 2006년3월15일

을 단계적으로 기술하였고 마지막으로 실험, 결과에 대한 고찰 및 향후 과제를 제시하였다.

## II. 본 론

### 1. 관계이론

얼굴 영상의 추출과 인식의 방법에는 많은 방법들이 연구되어 왔고 현재도 많은 연구가 진행 중이다. 그러므로 얼굴 인식 시스템은 어떤 방법으로 얼굴객체를 분리하고 인식하느냐에 따라 다양하게 분류할 수 있다. 얼굴 객체 추출 단계는 배경이 포함된 얼굴의 입력영상을 획득하여 그로부터 배경과 얼굴을 분리해 내는 과정을 말하며 얼굴의 대칭성이나, 얼굴의 모양, 위치 정보를 사용할 수도 있고, 얼굴 색이 살색이거나 머리, 눈, 입 등의 구성요소 색상 정보를 사용할 수도 있다. 입력영상 내에 얼굴이 있는지를 확인하기 위해 신경망(Neural Network)을 사용하기도 했으며<sup>[7]</sup>, 동영상 시퀀스(Sequence)를 사용할 때 얼굴의 움직임(motion) 정보를 사용할 수도 있다.<sup>[3]</sup>

얼굴 영상 처리에 사용되고 있는 영상은 명암 영상과 컬러 영상으로 나눌 수 있다. 컬러 영상이 명암 영상에 비해 보다 많은 정보를 지니고 있으므로 최근 연구에서는 컬러 정보를 이용한 얼굴영역 추출이 시도되고 있다. 단, 얼굴을 획득하는 시스템의 용도에 따라 명암 영상을 사용해야 하는 경우도 있으므로 컬러정보만을 이용한 얼굴 인식 시스템은 그 사용범위가 한정적일 수밖에 없다. Dai와 Nakano는 컬러 영상에서 얼굴 영역을 추출하기 위해 RGB컬러 영상을YIQ모델로 변환하여 I요소 영상을 사용하였다. Wu등은 HSI모델 대신 CIE XYZ 컬러 모델을 사용한 바 있다.

정지 영상과 더불어 동영상을 대상으로 프레임간의 차이 영상을 이용하여 얼굴영역을 검출하는 방법 또한 제시되었다. 현재 화면과 저장된 배경 영상은 정규화된 색상 모델 상에서 비교된다. 현재 화면의 RGB색상 값들을 정규화시킨 후 배경과 픽셀 단위로 비교하여 r성분의 차이와 g성분의 차이의 합이 주어진 임계치 이하이면 해당 픽셀을 배경으로 판단하여 제거하고, 임계치보다 크면 움직이는 물체로 규정한다. 그 후 살색 영역을 탐색하고, 얼굴 확인 작업을 거쳐 영역을 추출한다.

둘째로, 얼굴의 구성요소나 특징을 추출하기 위한 여러 가지 방법들이 사용되었다. 이에는 얼굴 영상의 Gradient를 취해서 특징점들을 찾거나, Log-polar변환 Gabor wavelet<sup>[6]</sup>, 주성분 분석(PCA), LFA(Local

Feature Analysis)등과 같이 일종의 수학적 변환(transform) 필터를 사용하는 방법이 있고, 변형 가능한 일반적인 모델(Deformable model)을 변형하여 얼굴에 매칭(matching)시켜 얼굴 구성요소와 특징을 찾는 방법이 있다. 또한 고립 영역 분석을 통해얼굴 구성 요소를 추출하는 방법이 소개되었고, 표준 얼굴 영상을 가지고 이를 그대로 비교하는 템플릿(Template)매칭 방법도 있다.

Gabor 필터는 인간의 시각 세포가 반응하는 것과 유사한 응답을 가지는 필터로, 공간적으로 일부에만 반응하고 방향성을 가지는 필터이고,<sup>[6]</sup> LFA(Local Feature Analysis)는 PCA와 비슷한 방식으로 얼굴 영상을 공분산(covariance)행렬의 고유벡터를 사용하여 표현한다. 하지만, LFA에서는 고유 벡터를 기저(basis)로 그냥 사용하지 않고 이를 결합, 확장하여 사용한다.

PCA 는 얼굴 영역 추출, 얼굴 인식, 영역 레이블링 등과 같은 방법에 사용되었다. 영역 레이블링에 적용한 사례에서는 입력 패턴 중 패턴 분류 과정에서 의미 있는 특징 값들만을 추출해 낼 수 있으며, 이렇게 함으로써 패턴 분류과정을 훨씬 간단하게 만들 수 있다. 그리고 이 방법을 구현하기 위한 도구로써 다층 퍼셉트론 신경망을 사용하기도 하였다. 또한 2차 신경망이 가지는 문제점인 입력 노드수의 기하급수적인 증가 문제를 해결하기 위한 방법으로 입력의 픽셀 조합과 주성분 분

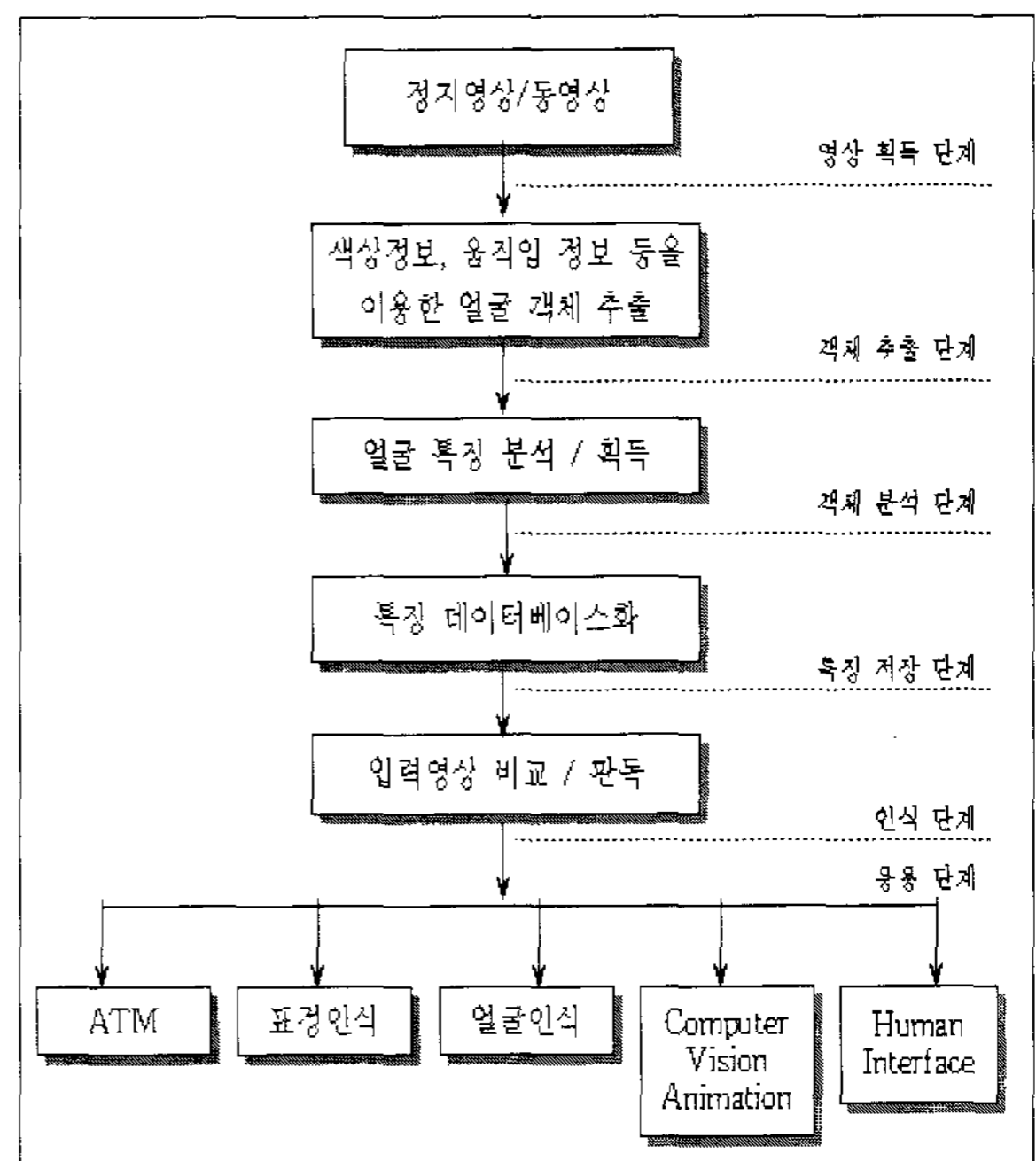


그림 1. 영상인식 단계와 응용 시스템  
Fig. 1. The process of Image recognition & applications.

석(PCA)을 이용하여 위치 불변 2차 신경망의 입력 노드 수를  $O(N^2)$  에서  $N$  보다 적게 축소하는 방법을 제안하기도 했다.

셋째로, 추출된 얼굴영역을 대상으로 한 얼굴 인식에 관련된 연구이다.

얼굴 영역에 대한 검출을 수행하고, 해당 영역에 대한 특징 값들을 추출한 결과를 이미 저장되어 있는 얼굴과 비교하여 식별하는 방법으로써 개인 식별, 보안 검색 시스템 등에서 널리 이용될 수 있는 기술이다. Wavelet변환을 통해 얼굴 구성요소를 포함하는 특징영역을 추출하고, ART2 신경망을 통해 분류 검색하는 내용 기반 얼굴검색 시스템을 제안하기도 하고, Sami등은 PCA와 신경망을 혼합하여 사용하였는데, 특징을 추출하기 위해 PCA방법을 사용하였으며, 신경망을 사용하여 얼굴 데이터베이스를 만들고, 데이터베이스내의 얼굴과 매칭되는 얼굴이 있는지 확인하는 얼굴인식 방법을 제시하였다.

## 2. KLT를 이용한 주성분 분석 방법

영상에서 추출된 특징을 중심으로 중요도를 산정하여 중요도가 적은 특징을 배제 하고 중요도가 높은 특징을 추출하는 것이 매우 중요하며, 본 논문에서는 이에 대한 방법으로 주성분 분석 방법을 사용하였다.

PCA(PCA:Principal Component Analysis)는 벡터 표현의 통계학적인 특성을 이용한다. 복잡한 벡터 성분을 단순화 시켜서 고유벡터와 고유치로 분리하고 이러한 고유벡터는 변화가 적다는 특징을 이용하는 분석 방법이다.

KLT (Karhunen-Loeve Transform)은 호텔링 변환(Hotelling Transform)이라고도 하는데 행렬의 고유값과 고유벡터에 기반한 변환으로 고차원의 입력벡터를 저차원의 벡터로 표현하여 몇 개의 주성분 값으로 나타내어 준다. KLT는 영상처리분야에서 중요한 기법으로 사용되어 왔다. KLT는 입력 벡터들의 공분산 행렬을 구하고, 이의 고유값에 따라 고유벡터를 정렬하여 변환행렬로 사용한다.

아래의 형태를 갖는 임의의 모집단이 있을 때

$$X = \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_n \end{bmatrix} \quad (1)$$

이 모집단의 평균 벡터(Mean Vector)는 다음과 같이

정의된다.

$$m_x = E\{ X \} \quad (2)$$

$E\{arg\}$  는 arg는 기대값(expected value)이다.

벡터 모집단의 공분산 행렬(covariance matrix)는 다음과 같다.

$$C_x = E\{(X - m_x)(X - m_x)^T\} \quad (3)$$

T 는 벡터의 전치(transposition)를 나타내며 X 는 n 차이고,  $C_x$  와  $(X - m_x)(X - m_x)^T$  는  $n \times n$  차이다.  $C_x$ 의 원소  $c_{ij}$  는  $x_i$ ( 모집단의 벡터X 의 i 번째 요소)의 분산이며,  $C_x$ 의 원소  $c_{ij}$  는 벡터들의 원소인  $x_i$  와  $x_j$  간의 공분산이 된다. 행렬  $C_x$ 는 실수값을 가지며 대칭이 되고,  $x_i$  와  $x_j$  가 상관성이 없다면 이 원소들의 공분산은 0이며, 따라서  $c_{ij} = c_{ji} = 0$  이 된다.

산 행렬을 표현하면 다음식과 같다.

$$m_x = \frac{1}{M} \sum_{k=1}^M x_k \quad (4)$$

$$C_x = \frac{1}{M} \sum_{k=1}^M x_k x_k^T - m_x m_x^T \quad (5)$$

$C_x$ 가 대칭행렬의 성질을 만족 할 때, n개의 고유벡터(eigen vector)는 항상 구할 수 있다. 고유벡터들을 대응되는 고유값(eigen value), i의 크기에 따라 고유벡터들을 정렬하여 새로운 행렬 A를 만들어 이를 변환행렬로 사용하여 벡터 x를 y로 변환하는 KLT식을 만들 수 있다.

$y = A(x - m_x)$  변환을 통해 얻어진 y벡터는 다음의 특성을 갖는다.

y벡터의 평균은 0이 되고, 둘째, 식 (6)과 같이 공분산 행렬은  $C_x$ 로부터 구한 고유값만으로 이루어진 대각행렬이 된다. 이것은 KLT가 이산변수를 상관관계가 0인 계수로 변환한다는 것을 의미하며, 이 때  $C_x$  및  $C_y$ 는 동일한 고유값과 고유벡터를 갖는다.

$$C_y = \begin{bmatrix} \lambda_1 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & \lambda_2 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & \lambda_n \end{bmatrix} \quad (6)$$

다음의 식은 KLT의 역변환을 유도한 것이며 K개의 가장 큰 고유값에 해당하는 고유벡터만을 사용하여 적은 오차만으로 복원이 가능함을 보여 준다.

$$x = A^T y + m \tag{7}$$

$$\hat{x} = A_k^T y + m_x \tag{8}$$

$x$ 와  $\hat{x}$ 의 평균제곱의 오차는 아래와 같은 식으로 나타낼 수 있다.

$$e_{ms} = \sum_{j=1}^n \lambda_j - \sum_{j=1}^K \lambda_j = \sum_{j=K+1}^n \lambda_j \tag{9}$$

여기서  $K$ 의 크기를 적절하게 선택하기 위해서 전체 고유값의 합에 대한 특정 고유값의 상대적 비율을 이용한다. 임의의 고유해  $\lambda_i$ 의 기여도  $d_i$ 는 다음과 같다.

$$d_i = \frac{\lambda_i}{\sum_{i=1}^N \lambda_i} \times 100\% \quad i = 1, 2, 3, \dots, N \tag{10}$$

이렇게 구한 기여도  $d_i$  값 중에서 비교적 큰 값을 갖는 개수에 따라 적절한  $K$ 를 결정한다. KLT는 이러한 특성으로 인해 영상의 회전, 및 다채널 영상의 압축에 응용될 수 있다.

### III. 얼굴인식 시스템 구현

얼굴영역을 64x64크기의 그레이(gray)영상으로 정규화하여 얼굴인식의 입력영상으로 사용하였다.

얼굴인식단계에서는 생성된 정규화된 얼굴 영상들 토대로 얼굴특징을 분석 하고 분석된 특징을 학습하고 저장하여 인식을 수행하게 된다. 생체 인식시스템은 인식하고자 하는 목적물의 특징을 얼마나 잘 분석하고 선정 하였는지에 따라 인식 시스템의 품질이 좌우되며, 다음과 같은 성질을 만족해야 한다.

- ① 인식 객체에 대하여 유일한 성질을 지닐 것
- ② 특징의 변화가 없을 것
- ③ 모든 사람에게 존재하는 비교 가능한 특징 이어야 할 것



그림 2. 64X64 크기의 정규화된 입력 영상  
Fig. 2. Normalized Image of 64X64 size.

#### ④ 추출이 용이하고 인식 시간이 적을 것

본 논문에서는 얼굴의 기구적인 특징을 별도로 규정하지 않고 영상 내의 얼굴 이미지 전체를 기반으로 각 요소들의 벡터성분의 고유성을 파악하고 그에 대한 주성분을 추출하여 특징으로 분류함으로써 얼굴 전반에 대한 인식과정을 실험하였다.

실험은 320 x 240의 저해상도 PC용 카메라로부터 수집한 얼굴영상으로써 한 사람당 5장의 영상을 사용하여 3장은 특징 분석에 사용하고 다른 1장은 분석된 특징벡터를 이용하여 재구성용으로 사용 하였으며 마지막 1장은 얼굴을 인식하는데 사용하였다.

그림 3.은 본 논문에서 제안한 시스템의 흐름도이다.

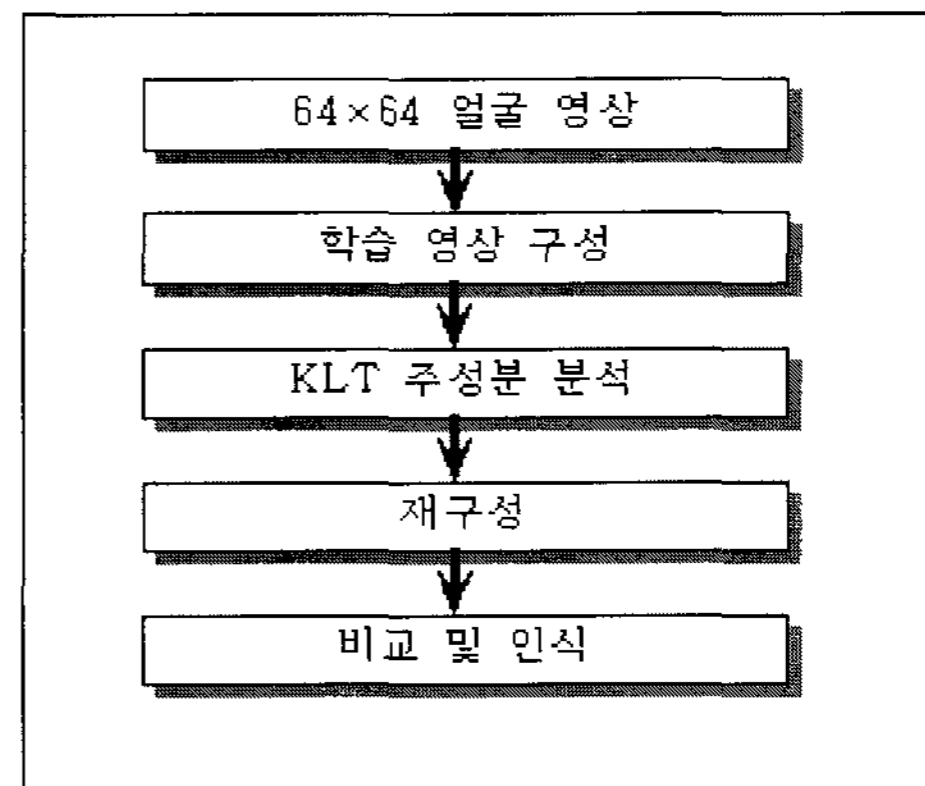


그림 3. 얼굴인식 흐름도  
Fig. 3. The process Face Recognition.

#### 1. 고유 얼굴

얼굴 영상을 64x64의 0부터 255의 값을 갖는 변수  $X$ 로 놓고 학습에 사용할 영 상을  $X_1, X_2, \dots, X_M$ , 평균을  $X_m$ 이라 했을 때 이들 벡터로부터 구한 공분산 행렬의 고유벡터와 고유값을 각각  $A_k, \lambda_k$ 라 하면, 여기서  $k$ 는 변환에 사용할 고유 벡터의 수를 나타낸다.

$w$	: 정규화된 얼굴영상의 width
$h$	: 정규화된 얼굴영상의 height
$I$	: $w \times h$
$k$	: 학습영상을 구성하는 얼굴의 수
$X$	: $[X_k]$ 학습영상을 정의하는 $I \times k$ 차원의 행렬
$P$	: $X$ 의 외적인 $X \times X^T$ 의 고유벡터의 행렬
$Q$	: $X$ 의 내적인 $X^T \times X$ 의 고유벡터의 행렬

또한 벡터와 행렬의 표현은 다음과 같이 정의한다.

$$\begin{aligned}
 \dim(X) &= w \times h \times k \\
 \dim(X \times X^T) &= l \times l \\
 \text{rank}(X \times X^T) &= \min(w \times h, k) \\
 \dim(X^T \times X) &= k \times k
 \end{aligned}$$

차원(dimension)과 계수(rank)는 다음과 같다.

여기서 일반적으로 학습영상을 구성하는 얼굴의 수는  $l$  보다 작다.  $P$  행렬의 구하기 위해  $X \times X^T$ 를 구하는 것은 상당한 오버헤드가 있으므로 이보다는 다음과 같은 식으로 변형하여 사용하는 것이 좋으며 아래의 식은 선형대수의 정리에 의해서 증명된다.

$$P = X \times Q \times E^{-\frac{1}{2}} \tag{11}$$

$E$ 는  $X^T \times X$  행렬의 고유값으로 된 대각 행렬이며  $P$  행렬의 차원은  $(w \times h) \times \text{rank}(X \times X^T)$ 가 되며  $P$  행렬의 열벡터가 주성분이 되는 것이다. 이 주성분이 기저벡터(basis vector)로서 고유벡터이며, 고유얼굴(eigen face)이라고도 한다.

### 2. 영상 재구성

$P$  행렬이 구해지면 재구성(reconstruction)을 할 수 있게 된다. 재구성은 원시 임시 이미지 공간으로부터  $X$ (face)를 중간 형태인 새로운 공간으로 변환하며, 이 공간을 다시 변환하여 이미지의 형태로 표현한다. 이 과정을 식으로 표현하면 다음과 같다.

$$\begin{aligned}
 y &= P^T \times X(X: \text{face}) \\
 o &= P \times y
 \end{aligned} \tag{12}$$

이러한 과정을 원시 영상을 고유얼굴공간으로 투영한다고 한다.

### 3. 영상 저장과 인식

고유 얼굴이 생성되면 데이터 베이스(DataBase)에 저장하고 다른 입력 영상이 들어 왔을 때 얼굴영상을 추출하여 학습과 같은 방법으로 영상을 변환하여 데이터 베이스에 저장된 학습영상의 고유 얼굴과의 거리를 비교하여 인식한다. 입력영상과 데이터 베이스에 저장된 얼굴과의 거리를 구하여 임계치보다 가까운 이미지를 얼굴로 인식하는 것이다.

공간 벡터에서의 각 벡터간의 거리를 구하는 많은 알

고리즘 중에 유클리디안 거리(Euclidean Distance)를 사용하여 계산하였다.

$p$ 와  $q$  사이의 유클리디안 거리는 다음의 식으로 구할 수 있다.

$$\begin{aligned}
 &p(x, y) p(s, t) \\
 D_e(p, q) &= [(x - s)^2 + (y - t)^2]^{\frac{1}{2}} \tag{13}
 \end{aligned}$$

## IV. 실험 및 결과

다양한 배경을 지닌 자연영상을 기준으로  $320 \times 240$ 의 저해상도 영상을 이용하였으며 1인당 5장씩의 실험 영상을 30명으로부터 수집하여 그 중 선별하여 20명의 영상을 사용하였다. 영상은 Kodak ez200 Digital Cam으로 획득하였으며 실험 및 시스템 개발 환경은 Pentium III-866 Mhz 에서 수행하였다. 그리고 개발 언어는 Microsoft Visual C++ v6.0으로 하였다.

얼굴인식은  $64 \times 64$ 크기의 그레이(gray)영상으로 정규화화된 입력영상을 이용하여 실험하였고, 20명에 대한 개인별 3장의 영상을 이용하여 전체 60장의 학습영상을 사용하였다.

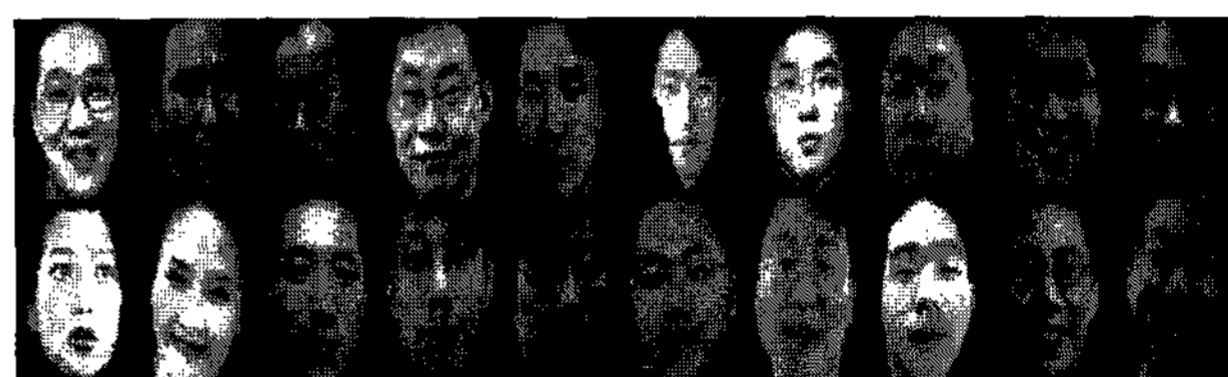


그림 4. 학습 영상  
Fig. 4. Learning images.

본 실험을 통해 얻어진 고유값들을 보면 다음과 같다. (10개 고유값들의 내림차순) 고유값들에 기여도를 10으로 정하고 그에 대한 고유값을 나타내었다.

표 1. 추출된 고유값  
Table 1. Eigen Value.

76.35145	3.52435	1.78546	1.54533	0.87542	0.75322	0.62872	0.49254	0.32145	0.19565
0.09323	0.08451	0.06242	0.04574	0.02733	0.00923	0.00811	0.00764	0.00416	0.00301

20 장의 영상으로 주성분을 추출하여 고유얼굴을 얻은 영상은 다음과 같다.





그림 5. 고유 얼굴  
Fig. 5. Eigen Face.

20 장의 인식용 영상을 사용하여 주성분 분석을 통한 인식 실험을 한 결과 2장의 영상을 잘못 인식해 90.0%의 인식률을 얻었다.

주성분 분석은 입력영상의 각 픽셀에 대한 특징을 사용하므로 얼굴영역이 아닌 주변부의 배경도 중심영역만큼의 중요성을 갖게 된다. 또한 기울어지거나 회전된 얼굴에 대해서는 그 특징을 추출하는데 효율성을 떨어뜨리는 원인이 되기도 한다.

이러한 이유로 입력 영상과 같이 주변부의 값을 0으로 하는 배경 제거 방법을 이용하였으며 Gray-Scale 영상에 배경이 일부 포함된 경우에 비추어 보았을 때 동일한 얼굴영상에 대해서 배경이 포함된 경우과 배경이 포함되지 않은 경우의 인식률을 비교하면 배경이 포함되지 않은 경우에 30%이상의 인식률 향상을 경험했으며, 기울어짐은 눈과 입을 중심으로 보정하여 해결했으므로 45°이상의 기울어짐이나 영상의 일그러짐이 아닌 경우를 제외하고는 인식률의 향상에 도움이 되었다.

## V. 결 론

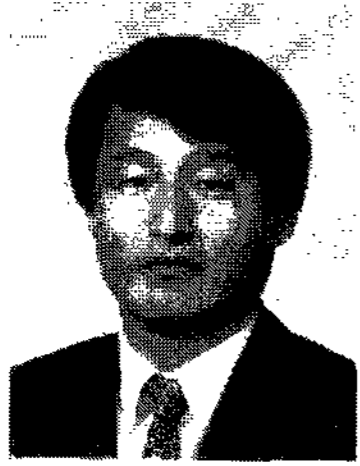
본 논문에서는 해당 얼굴과 이미 저장되어 있는 데이터 베이스내의 얼굴과의 비교를 통해 얼굴을 인식하는데 있어 KLT(Karhunen Loeve Transform)를 이용한 주성분 분석기법을 사용하였다. PCA방법에 의해 특징 벡터의 차수를 줄일 수 있었으며, 이 벡터들은 전체 특성의 얼마를 표현하는가의 기여도에 따라 순서를 갖게 되었다.

따라서 기여도가 낮은 특징값들은 제외하고, 전체 특징을 대표하는 주성분만 채택하여 이용할 수 있다. 실제로 PCA 방법을 통해 필요한 실제 고유얼굴의 수는 전체 고유얼굴의 수인 60보다 적은 수로도 가능하며, 20개의 고유얼굴만을 저장하여 얼굴 영상들의 전체 변화 중 90.0%를 표현할 수 있는 인식률을 얻을 수 있었다. 향후 통계적 방법의 얼굴인식 속도를 개선하기 위해서 신경망 알고리즘을 적용하여 효율성을 높이는 연구가 요구된다.

## 참 고 문 헌

- [1] 유태웅, 오일석 "색채 분포 정보에 기반한 얼굴영역 추출", 정보과학회 논문지 제24권, 제2호, pp180-192
- [2] 고재필 "고유얼굴 기반의 얼굴형판을 이용한 얼굴영역 추출", 연세대학교 컴퓨터과학과, 1998.
- [3] 위성윤 "특징 추출과 변형가능 템플리트를 이용한 동영상에서의 얼굴 트래킹", 연세대학교 전자공학과, 1998.
- [4] 박준우, 김상현, 이정훈, 이필규 "칼라정보와 고유얼굴을 이용한 복잡한 배경에서의 얼굴 검출" 인하대학교, 2000.
- [5] 황선철, 김준영 "Facial Region Detection Using the Multivariable Histogram Technique" 광운대학교
- [6] 박준우, 이필규 "가보함수와 주성분 분석을 이용한 사용자 인증시스템" 인하대학교
- [7] 고병철, 이해성, 변혜란 "다중 특징을 이용한 영상 및 비디오 내용 기반 검색 시스템 설계" 정보과학회논문지 제26권 제12호, 1999.
- [8] N. Otsu, "A threshold selection method from gray-level histogram", IEEE Transaction on System, Man and Cybernetics, 1979.

— 저 자 소 개 —



강 창 수(정회원)  
 1982년 광운대학교 전자공학과  
 1984년 한양대학교 공학석사  
 1992년 광운대학교  
 전자공학과 박사  
 1995년~1996년 Clemson Univ.  
 (美) Post Doctor  
 2005년 현재 유한대학 전자정보과 교수  
 <주관심분야:신경회로망, 반도체 회로설계 등>



전 형 준(정회원)  
 1993년 광운대학교 전자공학과  
 1995년 광운대학교  
 전자공학과 석사  
 2003년 동대학원 전자공학과 박사  
 2005년 현재 LS전선 기술개발본부  
 SB기술그룹  
 <주관심분야:RF회로, 근거리 무선통신>