

논문 2004-41SP-5-5

# Wavelet 압축 영상에서 PCA를 이용한 얼굴 인식률 비교

(Face recognition rate comparison using Principal Component Analysis  
in Wavelet compression image)

박 장 한\*, 남궁 재 찬\*

(Chang-Han Park and Jae-Chan Namkung)

## 요약

본 논문에서는 웨이블릿 압축을 이용하여 얼굴 데이터베이스를 구축하고, 주성분 분석(Principal Component Analysis : PCA) 알고리듬을 이용하여 얼굴 인식률을 비교한다. 일반적인 얼굴인식 방법은 정규화된 크기를 이용하여 데이터베이스를 구축하고, 얼굴 인식을 한다. 제안된 방법은 정규화된 크기( $92 \times 112$ )의 영상을 웨이블릿 압축으로 1단계, 2단계, 3단계로 변환하고 데이터베이스를 구축한다. 입력 영상도 웨이블릿으로 압축하고 PCA 알고리듬으로 얼굴인식 실험을 하였다. 실험을 통하여 제안된 방법은 기존 얼굴영상의 정보를 축소할 뿐만 아니라 처리속도도 향상되었다. 또한 제안된 방법은 원본 영상이 99.05%, 1 단계 99.05%, 2 단계 98.93%, 3 단계 98.54% 정도의 인식률을 보였으며, 대량의 얼굴 데이터베이스를 구축하여 얼굴인식을 하는 데 가능함을 보였다.

## Abstract

In this paper, we constructs face database by using wavelet compression, and compare face recognition rate by using principle component analysis (Principal Component Analysis : PCA) algorithm. General face recognition method constructs database, and do face recognition by using normalized size. Proposed method changes image of normalized size ( $92 \times 112$ ) to 1 step, 2 step, 3 steps to wavelet compression and construct database. Input image did compression by wavelet and a face recognition experiment by PCA algorithm. As well as method that is proposed through an experiment reduces existing face image's information, the processing speed improved. Also, original image of proposed method showed recognition rate about 99.05%, 1 step 99.05%, 2 step 98.93%, 3 steps 98.54%, and showed that is possible to do face recognition constructing face database of large quantity.

**Keywords :** Wavelet Compression, Face Recognition, PCA, Eigenvalue, Eigenvector

## I. 서 론

최근 멀티미디어 정보 중 영상 데이터, 즉 휴대용 전화기의 화상 전송과 인터넷에서의 화상 채팅, 의료 영상 등을 비롯한 영상들은 한정된 대역폭을 통하여 전송하거나 저장하기 위해서는 압축을 필요로 한다. 영상정보를 고비율로 압축하면서 응용 분야에 따른 요구조건을 만족하기 위한 방법으로 JPEG<sup>[1]</sup>, MPEG-1<sup>[2]</sup>, MPEG-2<sup>[2]</sup>, H.261<sup>[3]</sup>과 H.263<sup>[4]</sup> 등이 있으며, 차세대 영상부호화 방

식으로 정지영상은 JPEG-2000<sup>[5]</sup>, 동영상은 MPEG-4<sup>[6]</sup>를 중심으로 국제 표준의 제정이 완료되고 있다. 영상을 압축하면 비트율은 떨어지지만, 대량의 데이터베이스를 구축할 때 정보를 고비율로 압축할 필요가 있다.

생체정보는 타인에 의해 쉽게 복제될 수 없는 개인의 고유한 특징이다. 이러한 생체정보를 이용해 개인을 인식하는 기술에는 지문, 홍채, 서명검증, 정맥, 음성, 얼굴인식 등이 있다<sup>[7]</sup>. 얼굴인식은 다른 생체인식 기술에 비해 경제성과 사용자 편리성이 높다. 또한 고비용의 장비 대신 PC카메라를 이용할 수 있으며, 사용자가 기기에 직접 접촉을 하지 않아도 인식이 이루어질 수 있다. 얼굴인식은 보안 분야(회원 관리, 주택, 금고 관리,

\* 정희원, 광운대학교 컴퓨터공학과  
(Department of Computer Engineering, Kangwoon University)  
접수일자: 2004년7월29일, 수정완료일: 2004년9월5일

출퇴근 관리, 자동차 키, PC보안), 감시 분야(아파트, ATM, 신용카드, 공항, 도시우편지역), HCI(Human Computer Interface : 은행 대여금고, 인터넷 결재 가전 제품, 계기판 조작, 애완용 로봇) 분야 등으로 나눌 수 있다. 그리고 얼굴인식이 다른 생체인식에 비해 정확도가 떨어지는 것은 극복해야 할 점으로 남아 있으며, 얼굴 자체의 변화(나이, 화장, 장신구)와 외부의 변화(배경, 조명, 포즈)에 기인한 얼굴인식의 어려움도 있다.

얼굴인식의 단계는 입력영상에서 얼굴영역만을 분리해 내고, 분리된 얼굴영역으로부터 특징을 추출한다. 그리고 추출된 특징에 기반하여 얼굴인식을 수행한다. 마지막 단계의 얼굴인식은 식별과 검증으로 나눌 수 있는데, 식별은 시스템에 알려지지 않은 영상이 입력으로 주어지면 시스템은 데이터베이스에 저장된 정보 중 가장 일치되는 사람을 출력해 준다. 반면, 검증은 영상뿐만 아니라 개인 식별정보를 함께 입력하여 시스템을 통한 개인 승인 및 거절을 결정한다<sup>[7]</sup>.

얼굴영상의 특징을 획득하는 방법은 경계선, 동고선, 영상 영역의 시작적 특징, 푸리에변환 등의 변환 계수적 특징, 주성분 분석법<sup>[8]</sup>, 특이값 분해법 등의 대수적 방법이 있다. 또한 이외에도 NN(Neural Networks)<sup>[8]</sup>, SVM(Support Vector Machines)<sup>[8]</sup>, HMM(Hidden Markov Models)<sup>[9]</sup> 등이 있다. 이 중에서 자율학습(unsupervised learning) 방법을 이용하는 PCA (principal component analysis)/LDA(linear discriminant analysis)방법이 많이 사용되어 왔으며<sup>[8]</sup>, MIT의 얼굴인식 시스템은 외관모형과 변별모형에 의존한 얼굴의 고유얼굴(eigenface)를 이용하고 있다.

본 논문에서는 웨이블릿 압축영상에서 PCA 알고리듬을 이용한 얼굴인식률을 비교한다. 제안된 알고리듬에서는 효율적인 얼굴영역 검출을 위해 RGB컬러영상은 YCbCr<sup>[10]</sup>컬러공간으로 변환하여 얼굴색상 정보를 획득하고, Cb, Cr성분을 가지고 일정한 범위 내에 있는 추출된 후보 객체들 중에서 가장 큰 객체를 얼굴후보 영역으로 선정한다. 또한 검출된 얼굴영역에서 얼굴특징(눈, 코, 입)들을 검출하기 위해 밝기 정보를 구별해 줄 수 있는 전처리 과정을 수행한 후 영상을 데이터베이스로 구축하기 위하여 정규화된 영상의 크기( $92 \times 112$ )를 획득한다. 획득된 영상을 웨이블릿 압축으로 각 1, 2, 3단계의 영상을 만들고, 압축된 영상을 이용해 얼굴 테이터베이스를 구축한다. 입력 자료의 내용을 최대한 유지하며, 최소 차원의 신호를 사용하여 입력 자료를 자율학습하는 PCA 알고리듬으로 얼굴인식을 실험한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. II장에서는 웨이블릿 변환, 얼굴영역 검출 및 특징추출과 인식방법을 소개하고, III장에서는 압축된 영상을 PCA 알고리듬을 통하여 인식하는 구조를 설계한다. IV장에서는 모의실험 결과를 분석하고, V장에서 결론을 맺는다.

## II. 본 론

### 1. 웨이블릿 변환

웨이블릿 이론은 응용 수학에서 처음 소개된 후 인식분야에서 연구되어온 다해상도 표현과 연관성이 있고, 필터 설계방법과 동일함이 밝혀진 후 현재 활발하게 연구되고 있는 변환방법이다<sup>[11]</sup>. 현재 JPEG2000의 표준안으로 채택된 웨이블릿의 특징은 시간 축에서의 위치를 알 수 없는 푸리에 변환의 한계를 극복하고, 블록 단위로 처리하는 DCT(Discrete Cosine Transform)의 약점인 블록 효과가 없으며, 속도도 빠르며 압축율이 높다. 대표적인 웨이블릿 변환 기법으로 직교 웨이블릿(Orthogonal wavelet), 쌍직교 웨이블릿(Biorthogonal wavelet), 패킷 웨이블릿(Packet wavelet) 변환 등이 있다<sup>[12]</sup>. 웨이블릿 변환에서 하나의 기저함수를 웨이블릿이라 부르며, 웨이블릿은 하나의 대역 통과 필터이다. 푸리에 변환의 기저 함수들과는 다르게 웨이블릿은 유한의 길이를 가지는 기저함수이므로 웨이블릿 변환은 모 웨이블릿(Mother Wavelet)이라 불리는 원형의 웨이블릿의 수축과 팽창에 의해 얻어지는 웨이블릿들의 집합에 의해 구성된다. 그리고 웨이블릿 변환에서는 주파수라는 용어 대신에 스케일(scale)이라는 용어를 사용하며, 하나의 웨이블릿을 통과한 신호를 스케일의 상세신호(detail signal)라 한다<sup>[13]</sup>. 웨이블릿 변환의 원리는 부대역 부호화(subband coding)를 하는 것이다. 부대역 부호화는 영상을 필터에 통과시켜 영상의 집합으로 만드는 것을 말한다. 각각의 부 영상을 공간적 주파수의 제한된 구간을 포함하고 있으며, 이를 각각의 영상 집합을 부대역이라고 부른다. 이렇게 변환된 부대역은 원영상(Full band image)과 비교하였을 때, 대역폭이 줄어들게 되므로 이를 다운샘플할 수 있다<sup>[11]</sup>. 그럼 1은 원 영상을 2개의 부대역으로 나누는 과정이다. 웨이블릿 변환을 통하여 LL(저주파 성분), HL(수직성분), LH(수평성분), HH(대각선성분) 4개의 부대역으로 나누어지며, L은 저역통과 필터링이고, H는 고역통과 필터링이다. 따라서 본 논문에서는 정규화된 영상의 크기( $92 \times 112$ )를 웨이블릿 변환으로 각각 1, 2, 3단계의 저주

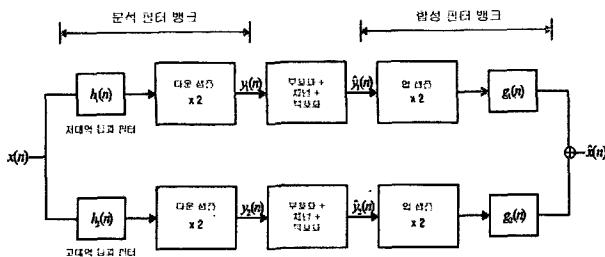


그림 1. 부대역 부호화(subband coding) 블록도  
Fig. 1. Subband coding block diagram.

파 성분 영역(LL)만 데이터베이스를 구축하고, 구축된 데이터베이스를 이용하여 얼굴인식률을 비교한다.

## 2. 얼굴영상 검출 및 인식 방법

현재 얼굴인식기술의 국외 연구소는 미국 MIT의 AI 연구실과 Media연구실, 남가주대(Univ. of Southern California), 카네기멜론(CMU), 록펠러(Rockefeller) 대학과 영국의 맨체스터(Manchester) 대학, 일본의 동경대와 ATR 연구소에서 연구를 진행 중에 있다. 미국 Visionics사의 FaceIt와 Miros사의 TrueFace라는 소프트웨어 제품으로 실용화되기 시작했고, 독일의 Siemens Nixdorf사에서는 Unix기반의 FaceVACS라는 기술이 있다. 국내 연구소는 생체인식연구센터, 삼성종합기술원 등이 있으며, 삼성데이터시스템, 워치비전, 블루닉스, 퍼스텍, 드림미로 등의 기업이 있다. 현재까지의 실용화 단계는 현금자동인출기의 고객확인 등에 사용되고 있으며, 점차 다른 분야로의 확대가 이루어질 계획이다. 주요 응용분야는 현금자동인출기나, 범죄자 검색시스템, 국경의 통행자 검색시스템 등에 적용할 수 있다. 제한된 데이터베이스에서는 최고 95~98%의 정확성을 갖지만 얼굴의 특성과 주변 환경에 따른 변화 때문에 높지 않은 편이다.

### 가. 얼굴영역의 검출 방법

얼굴영역 검출은 임의의 영상에서 얼굴의 위치를 자동으로 추출하는 기술로서 얼굴관련 연구 분야이다<sup>[7]</sup>. 초기 얼굴검출은 자동화된 얼굴인식을 위한 전 단계 기술로서 연구가 시작되었으나 문제의 어려움과 중요성으로 인해 최근에는 하나의 독립적인 분야로 연구가 활발히 진행되고 있다. 얼굴검출은 얼굴을 포함하는 최소영역을 찾아내는 것을 말하며, 응용에 따라 얼굴의 정확한 경계영역을 찾는 것을 포함할 수 있다. 얼굴영역 검출은 인종, 성별, 나이별, 얼굴 움직임, 표정 변화 등의 얼굴이 가지는 변화 요인뿐만 아니라 주변 환경 즉, 복

잡한 배경, 조명 변화, 장신구 착용 등에 의한 환경 요인에 무관하게 검출할 수 있는 기법을 개발 목표로 하고 있다<sup>[7]</sup>. 일반적인 얼굴검출 기법으로는 Kanade 연구팀이 제안한 신경망 기반 방법<sup>[14]</sup>과 Sung과 Poggio에 의해 제안된 예제 기반 학습 방법<sup>[15]</sup>이 있다.

### 나. 얼굴특징의 추출 방법

얼굴특징의 추출은 얼굴영상 및 얼굴을 포함한 영상 내의 분리된 얼굴영역에서 얼굴특징들, 즉 눈, 코, 입 등을 추출하는 것으로 다양한 방법에 의해 연구되어 왔다. 수염이 없는 얼굴 영상에 대해 KL변환을 적용하여 얼굴을 표현하는 방법<sup>[16]</sup>, 얼굴특징 추출을 위해 Hough 변환을 사용한 방법<sup>[17]</sup>, 가변 형판(variable template)을 사용하여 얼굴의 특징을 추출한 방법<sup>[18]</sup>. Gabor 웨이블릿 분해와 지역적 크기 변환의 상호 작용(local scale interaction)을 사용하여 곡률이 최대인 점에서 얼굴특징을 추출한 방법<sup>[19]</sup> 등이 있다. 이렇게 얼굴 특징추출의 기술들은 매우 다양한 방법과 접근에 의해 연구되어 왔으며 최근에 들어서는 웨이블릿 해석을 사용한 방법, 형판과 같은 영상 필터를 사용한 기술들이 선보이고 있다<sup>[20]</sup>.

### 다. 얼굴인식의 방법

현재까지 얼굴인식 방법이 다양하게 제안되어 있으며, 컬러정보를 기반으로 하는 방법<sup>[21]</sup>, 모양을 기반으로 하는 방법<sup>[22]</sup>, 특징을 기반으로 하는 방법<sup>[22]</sup>, 유형을 기반으로 하는 방법<sup>[14]</sup> 등이 있다. 신경망을 이용하는 방법이 성공적인 결과를 가져올 수 있었던 이유는 많은 학습 데이터를 사용했기 때문이다. 그러나 이 방법의 문제는 학습 데이터가 지난 특징에 따라 인식결과가 크게 좌우되어 다양한 변화에 대응하기 어렵다는 점과 항상 얼굴 전체가 인식의 기본 단위이기 때문에 얼굴의 각 기관이 갖는 특징을 인식에 이용할 수 없다는 점이다. 또 다른 유형을 사용하는 방법으로는 입력된 영상을 이미 학습된 얼굴 영상들 간의 중요한 변화를 나타내는 공간으로 투영시키는 방법과 3차원 영상을 사용하여 얼굴을 인식하는 방법들이 있다. 3차원 영상은 물체의 깊이(depth) 구조를 포함하고 있으며, 이런 데이터들이 대부분의 응용에서는 이용 불가능하지만, 2차원 영상에서는 얻을 수 없는 매우 유용한 정보를 가지고 있어 얼굴특징 추출 및 인식에 사용되기도 한다.

본 논문에서는 학습을 이용한 방법 중에서 입력 신호로부터 자동으로 패턴을 학습하는 자율학습 방법의

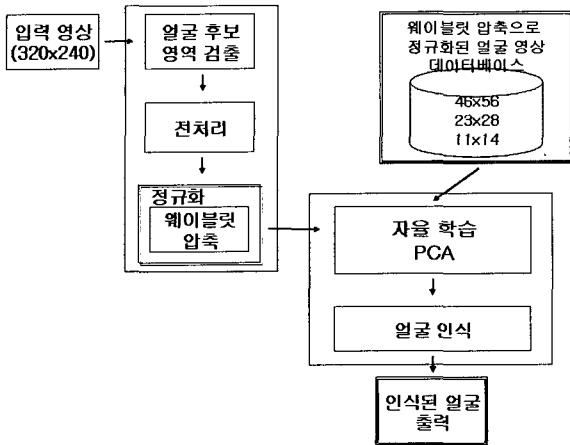


그림 2. 제안된 얼굴인식 시스템

Fig. 2 Proposed face recognition system.

PCA 알고리듬을 이용하여 얼굴인식률을 비교하고자 한다. PCA 알고리듬은 평균과 분산을 이용하여 통계적 성질을 이용한 2차 통계적 방법이다<sup>[8]</sup>. 입력 영상을 1차 원 벡터로 변환한 후에 전체 입력 영상들의 직교정규화된 공분산 행렬(covariance matrix)을 계산하고, 고유값(eigenvalue)과 고유벡터(eigenvector)를 구하여 입력된 얼굴과 기준 얼굴의 고유벡터를 벡터 공간상에서 비교하여 가장 가까운 거리의 벡터를 지닌 얼굴이 인식되도록 하는 방법이다.

### III. 제안된 얼굴 정규화 및 인식 알고리듬

#### 가. 제안된 전체 시스템 구조

그림 2는 본 논문에서 실험을 하자 설계한 얼굴 인식 시스템이다. 먼저 입력영상은 320×240 크기의 컬러 영상을 입력받는다. 입력된 영상을 YCbCr컬러공간에서 얼굴 후보영역을 통하여 얼굴영역을 검출한다. 검출된 영상에서 전처리 후에 영상을 정규화된 크기(92×112)로 획득하고, 정규화된 영상을 웨이블릿 압축을 통하여 각 1, 2, 3단계의 저주파 성분 영역(LL)만 데이터베이스를 구축한다. 구축된 얼굴 데이터베이스를 이용하여 입력 영상을 웨이블릿으로 변환하여 자율학습 방법의 PCA 알고리듬을 통하여 얼굴인식을 한다.

#### 나. 제안된 알고리듬

##### (1) 전처리

카메라로부터 획득된 입력영상은 320×240 크기로 얼굴을 포함하는 RGB컬러영상이다. 먼저 획득된 얼굴 후보 영역에서 색상 정보만을 이용하여 조명에 대한 영향을 줄이기 위해 주어진 영상을 RGB컬러모델로부터

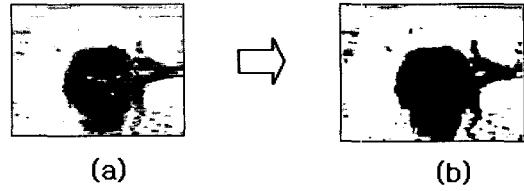


그림 3. 색상 영역을 이용한 얼굴영역 추출

(a) 색상영역 분할 후의 영상 (b) 제거 연산을 적용한 후의 영상

Fig. 3. Face region extraction by using color model.

YCbCr컬러공간으로 변환하게 된다. 입력영상의 YCbCr 정보 중에서 Cb, Cr성분에 대해 동양인에 맞게 얼굴 피부 색상 범위를  $R_{Cb}=[77 \text{ } 127]$ ,  $R_{Cr}=[133 \text{ } 173]$ 으로 색상 영역분할과정을 거쳐 피부색 값을 갖는 영역만을 추출 한다<sup>[10]</sup>. 식(1)을 이용하여  $R_{Cb}$ ,  $R_{Cr}$ 의 영역을 선택한다.

$$S(x, y) = \begin{cases} 1, & \text{if } [(Cb(x, y) \in R_{Cb}) \cap (Cr(x, y) \in R_{Cr})] \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (1)$$

그림 3의 (a)는 입력된 영상을 색상영역 분할처리를 거친 결과이다. (a)의 영상을 보면 세밀한 잡음 형태가 존재하는 것을 볼 수 있는데, 이런 잡음의 형태를 제거하여 얼굴 영역만을 분리해 내기 위하여 형태학적 필터(morphological filter) 중에서 제거(opening) 연산을 수행한다. 제거 연산은 원 영상을 침식 연산으로 영상의 최외각을 한 픽셀씩 없애고 다시 팽창 연산으로 최외각을 한 픽셀씩 확장시키는 방법이다. 따라서 제거 연산은 미세한 잡음을 제거하고, 다시 팽창 연산을 수행함으로 원 영상의 크기를 유지할 수 있다. 본 논문에서는 자율학습의 입력 차원을 결정하기 위해 영상을 92×112 크기로 영상을 획득하고, 획득된 영상을 웨이블릿 압축을 이용해 각 1, 2, 3단계로 얼굴 데이터베이스를 구축한다.

##### (2) 웨이블릿 영상의 정규화

입력 영상에서 얼굴 영상의 정규화된 영상의 크기(92×112)를 취득한다. 정규화된 영상을 웨이블릿 압축으로 각 단계별로 정규화를 수행하며, PCA 알고리듬으로 학습시킨다. 입력 영상의 크기가 크면 공분산 행렬의 차원이 커지기 때문에 PCA 알고리듬 수행에 많은 시간이 소요된다. 따라서 웨이블릿 변환을 통하여 압축을 진행하고, 압축된 영상에서 웨이블릿 저주파 성분 영역(LL)만 얼굴 데이터베이스로 구축한다. 그림 4는 캠브리지 대학교의 공학부에서 제공하는 영상을 웨이블릿 압축을 처리한 영상이다. (a)는 원본 영상(92×112)이



그림 4. 입력 영상의 웨이블릿 압축  
Fig. 4. Wavelet compression of input image.

고, (b)는 1단계, (c)는 2단계, (d)는 3단계 웨이블릿 변환을 진행한 후에 결과 영상이며, 각 영상의 웨이블릿 변환 후 저주파 성분 영역(LL)만을 데이터베이스화한다. 따라서 (b) ( $46 \times 56$ ), (c) ( $23 \times 28$ ), (d) ( $11 \times 14$ ) 크기의 영상을 데이터베이스 구축을 한다.

### (3) 자율학습의 PCA 알고리듬

자율학습의 PCA 알고리듬은 평균과 분산까지의 통계적 성질을 이용한 2차 통계적 방법이다. 그림 5의 과정을 단계별로 살펴보면 다음과 같다. 먼저 주어진 자료를  $X$ 라고 설정하고,  $n$ 개의 관찰된 표본이 있다면 단계 1에서 2차원 영상 데이터를 1차원 벡터로 만든다. 단계 3에서  $P$ 개의 학습 영상 벡터를 만든다. 단계 4에서 훈련 집합에서  $m$ 개 표본 형태의 평균을 구한다. 단계 5에서 1차원 영상 벡터와 평균벡터와 차 값을 구하고, 단계 6에서 평균벡터에 대한 행렬을 만든다. 단계 7에서 공분산 행렬을 구하면, 해당 고유값은 그 축들의 분산값으로 나타난다. 첫 번째 축은 최대의 분산값을 가지고, 두 번째 축은 첫 번째 축에 수직이고 그 다음으로 가장 큰 값을 가진다. 이러한 방법으로 나머지 축들도 구성된다. 단계 8에서 SVD(Singular Variance Decomposition)를 구하면 고유값  $w$ 가 값의 크기순으로 정렬이 되고, 고유값에 따라 입력 자료의 중요도가 정의 되므로 작은 값들은 무시할 수 있으며, 잡음 신호 성분일 가능성이 있다. 따라서 작은 값  $d(10^{-6}$ 으로 설정) 이하의 고유값을 “0”으로 바꾸고 고유벡터의 값을 무시한다. 단계 9에서 고유벡터  $V$ 를 구하게 된다. 단계 10에서 학습영상의 투영을 통해 입력되는 영상을 단계 1 ~ 단계 9까지 진행하여 투영된 벡터값과 비교한다.

### (4) 얼굴인식

입력 얼굴영상은 전처리 과정을 거친 후, 웨이블릿 압축을 한 후에 PCA 알고리듬에 의해 고유값과 고유벡터를 구한다. 또한 정규화된 학습영상 데이터베이스도 같은 과정을 거쳐 부호화된다. 얼굴인식은 웨이블릿 압

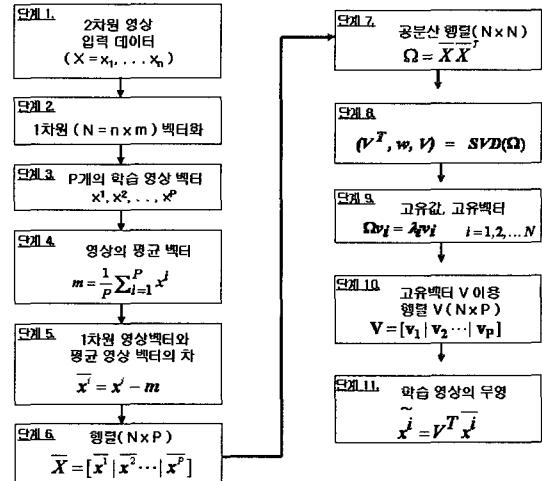


그림 5. PCA 알고리듬 블록도  
Fig. 5. PCA algorithm block diagram.

축을 이용하여 학습된 얼굴 PCA 패턴과 정규화된 학습 영상 패턴을 비교하여 가장 비슷한 얼굴을 찾아내는 과정이며, 가장 단순한 유클리안(Euclidean)거리를 이용한 최근접 이웃(Nearest Neighbor)방법을 이용하여 얼굴을 인식한다. 입력 얼굴 코드  $R = (r_1, \dots, r_m)$ , 임의의 학습 얼굴의 코드  $T = (t_1, \dots, t_m)$ 이라고 할 때, 거리  $d$ 는 식(2)과 같다. 따라서 본 논문에서는 모든 학습된 얼굴에 대하여 유클리안 거리를 구하고, 그 중에서 거리가 가장 작은 값을 갖는 영상을 출력하는 방법이다.

$$d = \sum_{i=1}^m (r_i - t_i)^2 \quad (2)$$

## IV. 실험 및 평가

PCA 알고리듬을 이용한 얼굴인식은 캠브리지 대학교의 공학부에서 제공하는 얼굴영상 데이터  $92 \times 112$  영상 50~400개를 웨이블릿 1단계  $46 \times 56$ , 2단계  $23 \times 28$ , 3 단계  $11 \times 14$ 의 실험영상으로 사용하였다. 또한 실험에 사용된 컴퓨터는 Pentium-IV 2.8/512MB이고, VC++ 6.0으로 구현하였다. 그림 6~9는 제안된 방법으로 평균 영상을 추출한 결과이다. 각각 (a)~(h)까지 50, 100, 150, 200, 250, 300, 350, 400장의 평균영상이다. 그림 7~9에서 나타난 것을 보면 원본 영상과 웨이블릿 압축에서 크기의 변화가 발생하고, 영상의 정보가 손실된 것을 볼 수 있다.

그림 10~12는 본 논문에서 제시한 방법을 통하여 실험한 결과이며, 정확한 얼굴 인식, 유사한 얼굴 인식, 잘 못된 얼굴 인식의 결과이다. 그림 10은 50개의 영상 중

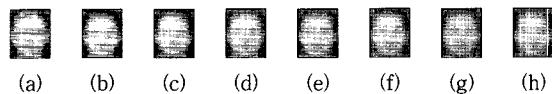


그림 6. 92×112의 평균 영상

Fig. 6. Average image of 92×112.

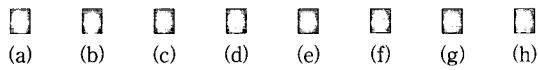


그림 7. 1단계(46×56)의 평균 영상

Fig. 7. Average image of 1 step(46×56).

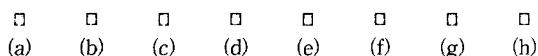


그림 8. 2단계(23×28)의 평균 영상

Fig. 8. Average image of 2 step(23×28).

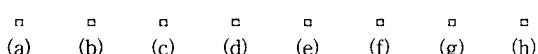


그림 9. 3단계(11×14)의 평균 영상

Fig. 9. Average image of 3 step(11×14).

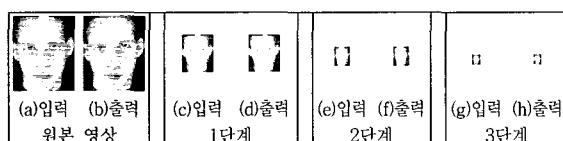


그림 10. 정확한 인식

Fig. 10. Correct recognition.

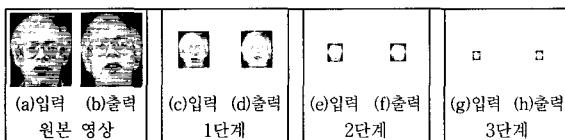


그림 11. 유사 인식

Fig. 11. Similarity recognition.

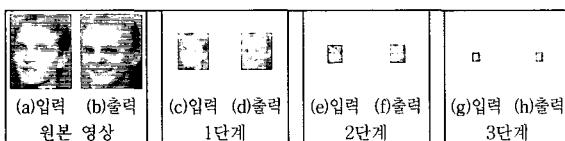


그림 12. 잘못된 인식

Fig. 12. Incorrect recognition.

1단계 입력														
1단계 출력														
2단계 입력														
2단계 출력														
3단계 입력														
3단계 출력														

그림 13. 학습 데이터가 아닌 테스트 데이터 인식

Fig. 13. Test data recognition is not learning data.

표 1. 제안된 방법의 얼굴 인식률 비교

Table 1. Proposed method of face recognition rate comparison.

영상의 수	PCA	제안된 방법(%)		
		1단계	2단계	3단계
50	99.70	99.70	99.60	99.20
100	99.40	99.40	99.40	99.00
150	99.20	99.20	99.20	98.80
200	99.10	99.10	99.00	98.70
250	99.00	99.00	98.80	98.50
300	98.80	98.80	98.70	98.20
350	98.70	98.70	98.50	98.00
400	98.50	98.50	98.20	97.90
평균	99.05	99.05	98.93	98.54

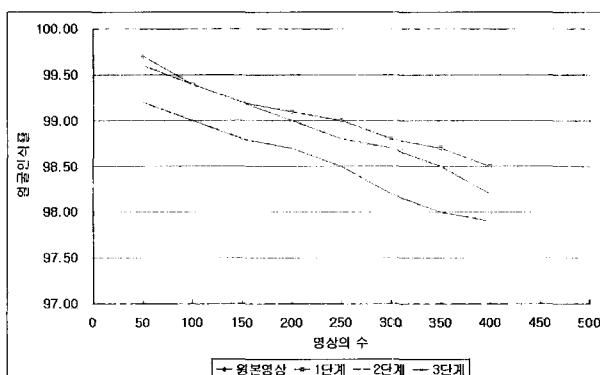


그림 14. 얼굴 인식률 비교

Fig. 14. Face recognition comparison.

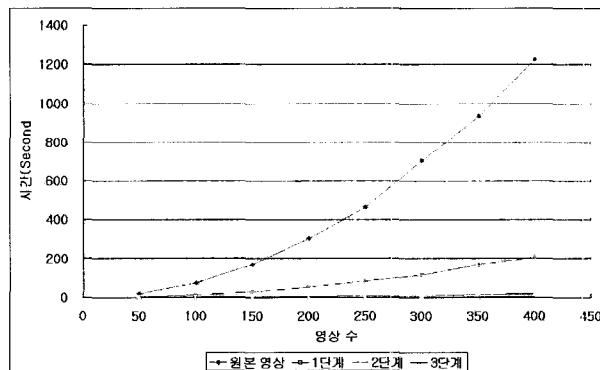


그림 15. 학습 시간 비교

Fig. 15. Learning time comparison.

에서 원본 영상, 1단계, 2단계, 3단계 웨이블릿 압축된 영상을 각각 (a),(c),(e),(g)는 입력, (b),(d),(f),(h)는 제안된 방법의 출력으로 정확하게 인식된 결과이다. 그림 11은 50개의 영상 중에서 원본 영상, 1단계, 2단계, 3단계 웨이블릿 압축된 영상을 각각 (a),(c),(e),(g)는 입력, (b),(d),(f),(h)는 제안된 방법의 출력으로 유사하게 인식된 결과이다. 그림 12는 50개의 영상 중에서 원본 영상, 1단계, 2단계, 3단계 웨이블릿 압축된 영상을 각각 (a),(c),(e),(g)는 입력, (b),(d),(f),(h)는 제안된 방법의 출력으로 잘못된 인식 결과이다. 얼굴 영상이 원쪽으로

치우쳐 있는 특징을 볼 수 있다. 그림 13에서 제안된 방법으로 학습 데이터가 아닌 테스트 데이터를 입력하여 출력한 결과이다. 입력에 대한 테스트 영상이 학습된 영상이 아닌 결과를 보여주며, 평균 벡터거리는 1단계(3113.1993), 2단계(1799.5484), 3단계(450.9759)의 결과를 얻을 수 있었다.

표 1은 제안된 방법의 얼굴 인식률을 비교한 결과이다. 3단계 웨이블릿 압축으로 진행하여 인식한 결과가 평균 98.54%정도의 높은 인식결과를 얻었다. 따라서 제안된 방법을 통하여 얼굴 영상을 압축하여 인식을 하면 얼굴 데이터베이스의 용량 및 크기를 줄일 수 있다.

그림 14는 표 1에서 제시한 결과를 그래프로 나타낸 것이다. 그림 15는 표 1에서 제시한 결과를 실험을 통하여 인식시간을 제시한 결과이며, 92×112 영상의 경우는 영상의 개수가 많아질수록 학습 시간은 많아지고, 본 논문에서 제안한 방법이 학습시간 짧은 것을 볼 수 있다.

## V. 결 론

본 논문에서는 웨이블릿 압축을 이용하여 얼굴 데이터베이스를 구축하고, PCA 알고리듬을 통하여 얼굴 인식률을 비교하였다. 일반적으로 사람의 수가 증가할수록 인식하고자하는 비교대상이 증가하기 때문에 인식성능이 줄어든다. 또한 얼굴인식 방법에서 정규화된 크기(92×112)를 이용하여 데이터베이스를 구축하고, 얼굴 인식을 하면 영상의 크기와 인식대상의 수가 증가하기 때문에 인식속도도 현저하게 저하된다. 그러나 제안된 방법을 통하여 정규화된 영상의 크기(92×112)를 웨이블릿 변환을 통하여 1, 2, 3단계로 변환하여 데이터베이스를 구축하고, 입력영상도 웨이블릿으로 변환해서 PCA 알고리듬으로 얼굴인식을 해도 인식률이 높은 것을 볼 수 있다. 따라서 실험을 통하여 제안된 방법은 기존 얼굴영상의 정보를 축소할 뿐만 아니라 처리속도도 향상되었다. 향후 얼굴의 방향 및 각도별로 연구를 진행하여 얼굴 인식률을 높일 수 있는 연구가 진행되어야 한다.

## 참 고 문 헌

- [1] <http://www.jpeg.org/jpeg/index.html>
- [2] <http://www.mpeg.org/MPEG/index.html>
- [3] ITU-T Recommendation H.261, Video codec for

audio visual services at p×64kb/s, Mar. 1993.

- [4] Draft Text of ITU-T Recommendation H.263 Version 2 ("H.263+"), "Video Coding for Low Bit Rate Communication", Jan. 1998.
- [5] ISO/IEC JTC1/SC29/WG1 N1422, JPEG 2000 Verification Model 5.2, Aug. 1999.
- [6] ISO/IEC JTC1/SC29/WG11 MPEG98/N2172, MPEG-4 Video VM Ver 11.0, Mar. 1998.
- [7] Y. Ming-Hsuan, D.J. Kriegman, N. Ahuja, "Detecting faces in images: a survey", Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions, Vol. 24, no. 1, pp. 34-58, Jan. 2002.
- [8] Z. Sun, G. Bebis, X. Yuan, S. J. Louis, "Genetic Feature Subset Selection for Gender Classification: A Comparison Study", Applications of Computer Vision, 2002. (WACV 2002). Proceedings. Sixth IEEE Workshop on, 2002. pp.165-170. Dec 2002.
- [9] F. Samaria and S. Young, "HMM based architecture for face identification", Image and Vision Computing, vol. 12, pp. 537-543, 1994.
- [10] Chi, D., Ngan, K.N.: "Face Segmentation Using Skin-Color map in Videophone Applications", IEEE Trans. Circuits and systems for video technology, June, 1999, 9, (4), pp. 551-564.
- [11] C. Gonzalez, E. Woods, Digital Image Processing Second Edition, Prentice Hall, 2001.
- [12] ISO/IEC CD15444-1, "JPEG2000 Image Coding System", ver 1.0, Dec. 1999.
- [13] T. Gerstner and M. Rumpf. Multiresolutional Parallel Isosurface Extraction based on Tetrahedral Bisection. In M. Chen, A. Kaufman, and R. Yagel, editors, Volume Graphics, pp. 267-278. Springer, 2000.
- [14] H. Rowley, S. Baluja and T. Kanade, "Neural Network-Based Face Detection", IEEE Trans. Patt. Anal. Machine Intell., vol. 20, no. 1, pp. 203-208, 1998.
- [15] C. Nakajima, M. Pontil, T. Poggio, "People recognition and pose estimation in image sequences", Neural Networks, 2000. IJCNN 2000, Vol. 4, pp. 189-194, 24-27 July 2000.
- [16] Y. Hongxun, L. Mingbao, Z. Lizhuang, "Eigen features technique and its application", Signal Processing Proceedings, 2000. WCCC-ICSP 2000, vol. 2, pp. 1153-1158, 21-25 Aug. 2000.
- [17] B.A. McLindin, "Baselining illumination variables for improved facial recognition system performance", Video/Image Processing and Multi-media Communications, 2003. 4th EURASIP Conference, Vol. 1, pp. 417-422, 2-5 July 2003.
- [18] Y. Zhong, J. A.K., D. Jolly, M.-P., "Object

- tracking using deformable templates”, Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions, Vol. 22, no. 5, pp. 544-549, May. 2000.
- [19] L. Chengjun, H. Wechsler, “Independent component analysis of Gabor features for face recognition”, Neural Networks, IEEE Transactions, vol. 14, no. 4, pp. 919-928, July 2003.
- [20] R.S. Feris, R.M. Cesar, “Tracking Facial Features Using Gabor Wavelet Networks”, Proc. 13th Brazilian Symposium on Computer Graphics and Image Processing, pp. 22-27, 2000.
- [21] L. Zhi-fang, Y. Zhi-sheng, A.K. Jain, W. Yun-qiong, “Face detection and facial feature extraction in color image”, Computational Intelligence and Multimedia Applications, 2003. ICCIMA 2003. Proceedings. Fifth International Conference, pp. 126-130, 27-30 Sept. 2003.
- [22] M. Rizon, T. Kawaguchi, “Automatic eye detection using intensity and edge information”, TECNCON 2000. Proceedings, vol. 2, pp. 415-420, 24-27 Sept. 2000.

## 저자 소개



**박 장 한(정회원)**  
 1997년 2월 방송통신대학교  
 전 산 계 산 학 과(독 학 학 위)  
 졸업  
 1999년 8월 광운대학교 전산대학원  
 소프트웨어공학과 석사  
 2001년 3월 ~ 현재 광운대학교  
 대학원 컴퓨터공학과 박사과정  
 <주관심분야: 스테레오비전, 3D영상, 영상처리,  
 영상인식>



**남궁 재 찬(정회원)**  
 1970년 2월 인하대학교  
 전기공학과 졸업  
 1976년 8월 인하대학교 대학원  
 전자공학과 석사  
 1982년 2월 인하대학교 대학원  
 전자공학과 박사  
 1979년 3월 ~ 현재 광운대학교 컴퓨터공학과 교수  
 <주관심분야: 신경망, 영상처리, 문자인식>