

논문 2005-42SP-1-3

주성분분석 방법에서의 임베디드 데이터를 이용한 얼굴인식 방법

(Face recognition method using embedded data
in Principal Component Analysis)

박 장 한*, 남궁 재 찬*

(Chang-Han Park and Jae-Chan Namkung)

요 약

본 논문에서는 얼굴영역에 존재하는 특정영역인 분할된 머리, 이마, 눈, 귀, 코, 입, 턱의 슈퍼 상태에서 임베디드 데이터를 이용하여 얼굴인식 방법을 제안한다. 제안된 방법에서는 정규화된 크기(92×112)에서 특정영역인 슈퍼 상태를 정의하고, 분할된 슈퍼 상태의 내부요소인 임베디드 데이터만을 추출하여 PCA 알고리즘으로 얼굴인식을 수행한다. 제안된 방법에서는 원래영상을 모두 학습하는 것이 아니라 분할된 임베디드 데이터만을 학습시키기 때문에 제안된 영상의 크기(92×112)에서 특정 데이터를 받아들이 수 있다. 그리고 평균적으로 92×112크기의 영상에서는 99.05%, 단계1은 99.05%, 단계2는 98.93%, 단계3은 98.54%, 단계4는 97.85%의 얼굴인식률을 보였다. 따라서 실험을 통하여 제안된 방법은 얼굴영상의 정보를 축소할 뿐만 아니라 처리속도도 향상됨을 보였다.

Abstract

In this paper, we propose face recognition method using embedded data in super states segmentalized that is specification region exist to face region, hair, forehead, eyes, ears, nose, mouth, and chin. Proposed method defines super states that is specification area in normalized size (92×112), and embedded data that is extract internal factor in super states segmentalized achieve face recognition by PCA algorithm. Proposed method can receive specification data that is less in proposed image's size (92×112) because do original image to learn embedded data not to do all learning. And Showed face recognition rate in image of 92×112 size averagely 99.05%, step 1 99.05%, step 2 98.93%, step 3 98.54%, step 4 97.85%. Therefore, method that is proposed through an experiment showed that the processing speed improves as well as reduce existing face image's information.

Keywords : PCA, Embedded data, feature extraction, face recognition, eigenvalue, eigenvector

I. 서 론

최근 디지털 영상으로부터 효과적으로 얼굴 및 얼굴의 특성 정보를 추출하고자 하는 연구가 활발히 진행되고 있다. 또한 사회가 고도로 정보화됨에 따라 인터넷을 통한 정보가 공유되면서 공유할 수 없는 개인정보에 대한 가치가 상승하고 있다. 더불어 개인정보 보호 문

제가 대두되면서 생체정보를 이용한 보안기술이 주목받고 있다. 생체정보를 이용해 개인을 인식하는 기술에는 지문, 홍채, 서명검증, 정맥, 음성, 얼굴인식 등이 있다^[1]. 얼굴인식은 다른 생체인식 기술에 비해 경제성과 사용자 편리성이 높다. 또한 고가의 장비 대신 일반적인 PC 카메라를 이용할 수 있으며, 사용자가 기기에 직접 접촉을 하지 않아도 인식이 이루어질 수 있다. 이러한 이유로 얼굴인식은 최근 몇 년간 영상분야에서 가장 성공적인 응용의 하나로 주목받고 있으며, 얼굴인식 기술을 상업화에 성공한 기업들이 속속 출현하고 있다. 얼굴인식은 보안 분야뿐만 아니라 응용 분야도 매우 다양하

정회원, 광운대학교 컴퓨터공학과
(Department of Computer Engineering, Kwangwoon University)
접수일자: 2004년8월10일, 수정완료일: 2004년10월11일

다. 크게는 보안 분야(회원 관리, 주택, 금고 관리, 출퇴근 관리, 자동차 키, PC보안), 감시 분야(아파트, ATM, 신용카드, 공항, 도시우범지역), HCI(Human Computer Interface : 은행 대여금고, 인터넷 결제 가전제품, 기기 판 조작, 애완용 로봇) 분야 등으로 나눌 수 있다. 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 얼굴 인식의 어려움도 있다. 얼굴인식의 단계는 얼굴영상이 입력으로 주어지면 복잡한 배경으로부터 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^[1].

얼굴영상의 특징을 획득하는 방법은 경계선, 등고선, 영상 영역의 시각적 특징, 푸리에변환 등의 변환 계수적 특징, 주성분 분석법^[2], 특이값 분해법 등의 대수적 방법이 있다. 또한 이외에도 NN(Neural Networks)^[2], SVM(Support Vector Machines)^[2], HMM(Hidden Markov Models)^[3] 등이 얼굴인식 분야에서 쓰이고 있다. 이 중에서 자율 학습 방법을 이용하는 PCA(principal component analysis)/LDA(linear discriminant analysis)방법이 사용되고 있다^[2]. 얼굴영상이 정면영상으로 구성된 데이터베이스의 경우는 인식률은 상당히 높다고 알려져 있지만, 전체적인 얼굴영상 정보에 기반하여 얼굴을 모델링 하기 때문에 얼굴의 포즈 변화나 조명 변화 표정 변화 등의 영상정보가 취득되지 않으면 인식률이 매우 저하되는 단점을 가지고 있다.

본 논문에서는 정규화된 정면 얼굴영상(92×112)에 내포되어있는 두 눈의 위치를 추정하고, 추정된 눈의 위치에서 머리, 이마, 눈, 귀, 코, 입, 턱의 특정영역을 분할하여 얼굴인식 방법을 제안한다. 제안된 방법은 두 눈을 기준으로 추정된 얼굴의 특정영역을 ‘슈퍼 상태(super states)’라고 하며, 슈퍼 상태는 위에서 아래로 정보를 취득한다. 또한 슈퍼 상태의 내부 정보를 ‘임베디드 상태(embedded states)’라고 하며 왼쪽에서 오른쪽으로 정보를 취득한다. 이와 같은 방법으로 전체의 영상에서 특정영역만의 정보를 취득한 PCA에 의하여 얼굴을 인식하는 방법을 제안한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. II장에서는 주성분 분석 방법, 얼굴 특징추출과 인식방법에 대하여 소개하고, III장에서는 제안된 임베디드 데이터를 PCA 알고리즘을 통하여 얼굴인식 방법을 제안한다. IV장에서는 실험 결과를 분석하고, V장에서 결론을 맺는다.

II. 관련 연구

1. 주성분분석 방법

주성분분석 방법은 서로 관련 있는 변수들의 데이터 집합이 관측 되었을 때, 변수들이 가지고 있는 원래정보들을 최대한 반영할 수 있는 보다 적은 수의 새로운 변수들을 생성하는 방법이다. 또한 원래의 변수들이 가지고 있는 정보의 양을 가장 많이 확보하는 순서대로 변수들의 선형 결합을 이용하여 새로운 변수를 만들며, 고차원 데이터 집합을 저차원 데이터 집합으로 생성하는 방법이다^[2]. 2차원 입력 영상을 1차원 벡터로 변환한 후에 전체 입력 영상들의 직교 정규화된 공분산 행렬(covariance matrix)을 계산하고, 고유값(eigenvalue)과 고유벡터(eigenvector)를 구하여 입력된 얼굴과 고유 얼굴을 벡터 공간상에서 비교하여 가장 가까운 거리의 벡터값을 가진 얼굴이 인식되는 방법이다. PCA의 알고리즘은 그림 1과 같다.

2. 얼굴특징 추출과 인식방법

가. 얼굴특징의 추출방법

얼굴특징의 추출은 얼굴영상 및 얼굴을 포함한 영상 내의 분리된 얼굴영역에서 얼굴특징들, 즉 눈, 코, 입 등을 추출하는 것으로 다양한 방법에 의해 연구되어 왔

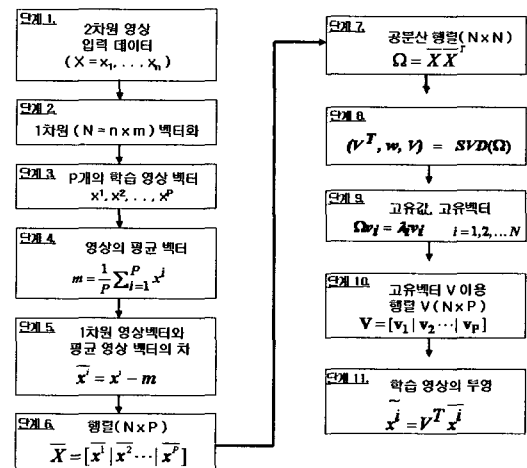


그림 1. PCA 알고리즘 블록도
Fig. 1. PCA algorithm block diagram.

다. 수염이 없는 얼굴 영상에 대해 KL변환을 적용하여 얼굴을 표현하는 방법^[4], 얼굴특징 추출을 위해 Hough 변환을 사용한 방법^[5], 가변 형판을 사용하여 얼굴의 특징을 추출한 방법^[6], 눈을 검출하기 위해 가변 형판을 사용한 방법^[7], Gabor 웨이블릿 분해와 지역적 크기 변환의 상호 작용(local scale interaction)을 사용하여 곡률이 최대인 점에서 얼굴특징을 추출하는 방법^[8], 웨이블릿 해석을 사용한 방법과 템플릿과 같은 영상 필터를 사용한 기술^[9]들이 선보이고 있다. 얼굴영역에 여러 가지 특성(예, 두 눈, 눈썹, 귀, 코, 입, 코 끝 등)들 중에서 두 눈은 가장 두드러진 특성요소로 여러 연구^[10,11]에서 중요한 요소로 사용되고 있다. 본 논문에서는 획득된 얼굴영역을 92×112의 크기로 정규화 시킨 후 정규화된 크기 전체를 학습하는 것이 아니라 얼굴에 내포되어 있는 두 눈을 추정하여 특정영역인 머리, 이마, 눈, 귀, 코, 입, 턱 등의 영역을 분할하고, 분할된 영역들을 슈퍼 상태라고 정의한다. 슈퍼 상태에서 분할된 영역의 내부요소를 임베디드 데이터라고 정의한다. 또한 컬러영상에 무관한 얼굴요소의 명도특성을 이용한다. 두 눈은 주변 얼굴영역에서 상대적으로 어두운 특성을 갖고 있으며, 눈 영역의 경우 어두운 작은 영역이 수평방향으로 보다 큰 길이를 가지게 되는 유사한 'blob'형태의 수평에지와 같은 모양으로 얻어진다. Olivetti Face Databases^[12]에서 제공하는 얼굴데이터베이스를 이용하여 실험한다.

다. 얼굴인식의 방법

현재까지 얼굴인식 방법이 다양하게 제안되고 있으며, RGB, HSI, YCbCr 등의 컬러를 이용하는 방법^[13], 모양을 기반으로 하는 방법^[11], 특징을 기반으로 하는 방법^[11], 유형을 기반으로 하는 방법^[14] 등이 있다. 또 다른 유형을 사용하는 방법은 입력된 영상을 이미 학습된 얼굴영상들 간의 중요한 변화를 나타내는 공간으로 투사시키는 방법과 3차원 영상을 사용하는 방법이 있다. 3차원 영상은 물체의 깊이(depth) 구조를 포함하고 있으며, 이런 데이터들이 여러 응용에서는 이용 불가능하지만, 2차원 영상에서는 얻을 수 없는 정보를 가지고 있어 얼굴특징 추출 및 인식에 사용하기도 한다.

본 논문에서는 학습 방법 중에서 입력 신호로부터 자동으로 패턴을 학습하는 자율학습(unsupervised learning) 방법의 PCA에서 정규화된 92×112크기의 얼굴영역 전체를 학습하는 것이 아니라 특징 요소(머리, 이마, 눈, 귀, 코, 입, 턱)의 슈퍼 상태에서 임베디드 데이터(embedded data)를 이용한 얼굴인식 방법을 제안한다.

III. 제안된 임베디드 데이터 학습방법

가. 임베디드 데이터 집합

정규화된 크기(92×112)의 얼굴영상에서 얼굴영역의 두 눈을 추정하여 특징요소인 머리, 이마, 눈, 귀, 코, 입, 턱의 분할부분을 블록 데이터 집합으로 표기하는 방법을 '슈퍼 상태(super states)'라고 정의하고, 분할된 영역에서 내부의 데이터를 '임베디드 데이터 집합(a set of embedded states)'이라고 정의한다. 그림 2의 슈퍼 상태는 정면얼굴에서 얼굴의 특징요소인 분할영역이고, 상위에서 하위로 블록의 정보를 읽고, 임베디드 상태는 슈퍼 상태에서 좌측에서 우측으로 픽셀정보를 읽는 방법이다.

나. 제안된 임베디드 데이터 학습방법

주성분분석 방법은 서로 관련 있는 변수들의 데이터 집합이 관측 되었을 때, 변수들이 가지고 있는 원래 정보들을 최대한 반영할 수 있는 보다 적은 수의 새로운 변수들을 생성하는 방법이다. 따라서 본 논문에서는 정규화된 얼굴영역에서 학습 영상 데이터를 영상 전체로 입력 받는 것이 아니라 분할된 특정영역인 슈퍼 상태를 추출하여 그 내부 요소인 임베디드 데이터만 학습을 시키면 원래 정보를 최대한 반영하면서 새로운 변수들을 생성할 수 있는 방법이다. 먼저 임베디드 데이터를 취득하는 방법은 주어진 자료를 X라 놓고, 얼굴영역의 특정영역에서 두 눈을 추정하여 P개의 관찰된 표본이 있다면 식(1-1)~식(1-7)과 같이 정의할 수 있다. 이때 P의 각 표본 $x^{embedded}$, 는 해당 표본을 구성하는 식(1-1)~식(1-7)과 같이 embedded는 a, b, c, d, e, f, g에서 p 개의 데이터로 구성되어 있다. 만약 얼굴영상의 경우라면 이때의 p의 값은 블록 영역의 픽셀(pixel) 수가 될 것이며 1차원 벡터로 나타낼 수 있다. 임베디드 데이터의 학습방법은 과정1에서 과정2까지의 부분이

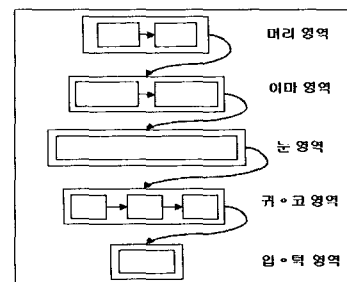


그림 2. 임베디드 데이터 집합
Fig. 2. Embedded data sets.

그림 1에서 제시한 PCA알고리즘의 단계1에서 단계3으로 처리되는 부분이다.

과정1. 2차원 영상($m \times n$)을 1차원($N = m_p \times n_p$) 벡터로 차원을 변경한다.

과정2. 얼굴영역에서 특정 분할영역인 머리, 이마, 눈, 귀, 코, 입, 턱 등의 슈퍼 상태들에 대한 P개 학습영상 벡터표기는 식(1-1)~식(1-7)과 같다. 여기에서 P_{hair} 는 머리영역, $P_{forehead}$ 는 이마영역, P_{eyes} 는 눈영역, P_{ears} 는 귀영역, P_{nose} 는 코영역, P_{mouth} 는 입영역, P_{chin} 는 턱영역이다. 또한 머리(x^a), 이마(x^b), 눈(x^c), 귀(x^d), 코(x^e), 입(x^f), 턱(x^g)은 각 슈퍼 상태에서 내포되어있는 임베디드 데이터이다.

$$P_{hair} = x^{a_1} x^{a_2} x^{a_3} \dots x^{a_p} \quad (1-1)$$

$$P_{forehead} = x^{b_1} x^{b_2} x^{b_3} \dots x^{b_p} \quad (1-2)$$

$$P_{eyes} = x^{c_1} x^{c_2} x^{c_3} \dots x^{c_p} \quad (1-3)$$

$$P_{ears} = x^{d_1} x^{d_2} x^{d_3} \dots x^{d_p} \quad (1-4)$$

$$P_{nose} = x^{e_1} x^{e_2} x^{e_3} \dots x^{e_p} \quad (1-5)$$

$$P_{mouth} = x^{f_1} x^{f_2} x^{f_3} \dots x^{f_p} \quad (1-6)$$

$$P_{chin} = x^{g_1} x^{g_2} x^{g_3} \dots x^{g_p} \quad (1-7)$$

과정3. 영상에서 임베디드 데이터의 평균벡터 표기는 식(2)과 같다.

$$m = \frac{1}{7} \left(\frac{1}{P} \sum_{i=1}^p x^{embedded} \right) \quad (2)$$

(단, embedded는 a, b, c, d, e, f, g, h이다.)

그림 3은 PCA에서 임베디드 데이터를 추출하는 방법의 결과이다. 슈퍼 상태들의 집합은 분할된 얼굴영역에서 위에서 아래로 블록 정보를 추출하고, 슈퍼 상태의 임베디드 데이터는 왼쪽에서 오른쪽으로 픽셀 정보를 추출한다.

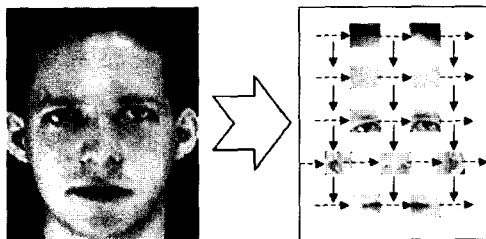


그림 3. 임베디드 데이터 추출과정
Fig. 3. Extraction process of embedded data.

(2) 인식된 얼굴 출력방법

입력 얼굴영상은 크기(92×112)의 영상으로 정규화를 거친 후, 주성분분석 데이터로 분할된 얼굴 특정영역인 슈퍼 상태에서 임베디드 데이터를 추출한 후에 PCA 알고리즘에 의해 고유값과 고유벡터를 구한다. 또한 정규화된 학습 영상 데이터베이스도 같은 과정을 거쳐 부호화된다. 얼굴인식은 임베디드 데이터를 이용하여 학습된 얼굴 PCA 패턴과 인식하고자 입력되는 정규화된 임베디드 데이터의 학습된 얼굴 PCA 패턴을 비교하여 가장 비슷한 얼굴을 찾아내는 과정이며, 가장 단순한 유클리안(euclidean)거리를 이용한 최근접 이웃(nearest neighbor)방법을 이용하여 얼굴을 인식한다. 따라서 본 논문에서는 모든 학습된 얼굴에 대하여 식(3)과 같이 유클리안 거리를 구하고, 그 중에서 거리가 가장 작은 값을 갖는 영상을 출력으로 하여 인식하는 방법이다.

$$d = \sum_{i=1}^m (r_i - t_i)^2 \quad (3)$$

IV. 실험 및 평가

얼굴영역의 특정영역을 분할한 슈퍼 상태에서 임베디드 데이터를 이용한 얼굴인식은 Olivetti Face Databases^[10]에서 제공하는 얼굴영상의 크기(92×112) 영상 50~400개를 실험영상으로 사용하였다. 또한 실험에 사용된 컴퓨터는 Pentium-IV 2.8/512MB이고, VC++ 6.0으로 구현하였다. 그림 4는 10명의 100장에서 실험에 쓰인 학습데이터 영상의 일부이며, 그림 5는 10명의 100장에서 실험에 쓰인 테스트 영상의 일부이다.

그림 6~8은 그림 4의 학습데이터를 사용하여 본 논문에서 제시한 방법으로 학습된 영상에서 실험한 결과이며, 정확한 얼굴인식, 유사한 얼굴인식, 잘못된 얼굴



그림 4. 학습데이터의 일부 영상
Fig. 4. Learning data's part image.



그림 5. 실험에 쓰인 테스트 영상
Fig. 5. Test image used in an experiment.



그림 6. 정확한 인식 Fig. 6. Correct recognition

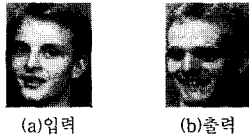


그림 7. 유사 인식 Fig. 7. Similarity recognition.

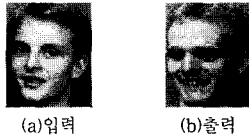


그림 8. 잘못된 인식 Fig. 8. Incorrect recognition.

표 1. 학습 영상의 인식을 비교 Table 1. Learning image's recognition rate comparison.

영상의 수	PCA	제안된 방법으로 학습한 후 인식률			
		단계1	단계2	단계3	단계4
50	99.70	99.70	99.60	99.20	99.00
100	99.40	99.40	99.40	99.00	98.70
150	99.20	99.20	99.20	98.80	98.60
200	99.10	99.10	99.00	98.70	98.20
250	99.00	99.00	98.80	98.50	97.70
300	98.80	98.80	98.70	98.20	97.20
350	98.70	98.70	98.50	98.00	97.00
400	98.50	98.50	98.20	97.90	96.40
평균	99.05	99.05	98.93	98.54	97.85

인식의 결과이다. 100개의 영상 중에서 그림 6, 7, 8의 (a)는 원본 입력영상이고, 그림 6의 (b)는 정확하게 인식된 결과, 그림 7의 (b)는 유사하게 인식된 결과, 그림 8의 (b)는 잘못된 인식된 결과이다. 그림 8의 (b)는 입력영상에서 얼굴이 왼쪽으로 치우쳐 있는 특징을 볼 수 있으며, 임베디드 데이터를 찾지 못한 결과이다.

표 1은 제안된 방법으로 그림 4의 영상을 학습한 후 얼굴인식률을 비교한 결과이다. 일반적인 PCA에서는 영상의 크기가 92×112의 10304픽셀이지만, 제안된 방법은 92×112영상에서 특정영역으로 분할된 슈퍼 상태의 임베디드 데이터를 단계1은 6640픽셀, 단계2는 4524픽셀, 단계3은 3092픽셀, 단계4는 1176픽셀의 크기를 취득한다. 단계1~4는 최대 12×12의 분할된 영역에서 최소 3×3까지 분할된 영역의 임베디드 데이터이다. 임베디드 데이터를 이용한 얼굴인식의 평균 결과로 단계1에서 약 99.05%의 높은 결과를 얻을 수 있었다. 따라서 제안된 방법을 통하여 얼굴영상의 임베디드 데이터를 이용하여 학습하고 인식하면 얼굴 데이터베이스의 용량 및 크기를 줄일 수 있다.

그림 9는 표 1에서 제시한 결과를 그래프로 나타낸 것이다. 그림 10은 표 1에서 제시한 결과에서 실험을

표 2. 테스트 영상에서 잘못 인식된 수 Table 2. Wrongly recognized number in test image.

영상의 수	PCA	테스트 영상의 잘못 인식된 실험			
		단계1	단계2	단계3	단계4
50	0	0	0	0	0
100	0	0	0	0	0
150	0	0	0	0	1
200	1	1	1	1	2
250	1	1	2	2	3
300	2	2	3	3	6
350	3	3	4	5	7
400	3	3	5	7	9
평균	1.25	1.25	1.88	2.25	3.50

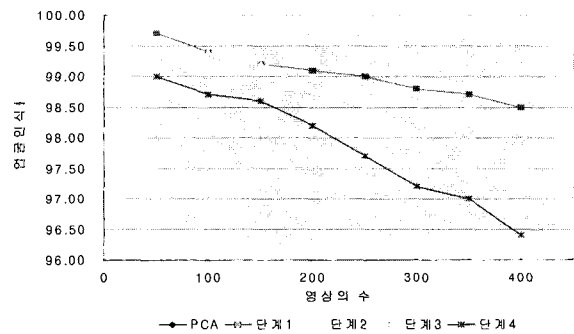


그림 9. 인식을 비교 Fig. 9. Recognition comparison.

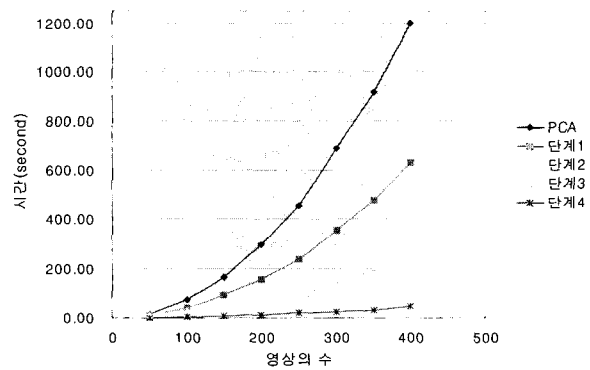


그림 10. 학습 시간 비교 Fig. 10. Comparison of learning time.

통하여 학습된 시간의 결과이며, 92×112 영상의 경우는 영상의 개수가 많아질수록 학습시간은 급격히 증가하고, 본 논문에서 제안한 방법은 학습시간이 서서히 증가하는 것을 볼 수 있다. 표 2는 그림 5의 영상을 입력하여 잘못 인식한 수의 결과이다. 학습되지 않은 영상 50~150개의 잘못 인식된 영상을 없었지만, 영상의 개수가 많아지면서 잘못 인식된 영상을 발견할 수 있었다.

V. 결 론

본 논문에서는 정규화된 92×112 크기의 얼굴영상을 획득한 후 얼굴영역에 존재하는 두 눈을 추정하여 특정 영역인 머리, 이마, 눈, 귀, 코, 입, 턱의 임베디드 데이터를 이용하여 얼굴인식의 방법을 제안하였다. 일반적으로 사람의 수, 또는 영상의 크기가 증가할수록 인식 하고자하는 비교대상이 증가하기 때문에 인식성능이 줄어든다. 제안된 방법에서는 정규화된 크기(92×112)에서 분할된 특정영역인 슈퍼 상태를 정의하고, 슈퍼 상태의 내부요소인 임베디드 데이터만을 추출하여 PCA 알고리즘을 통하여 얼굴인식을 수행한다. 또한 제안된 방법에서는 얼굴의 정규화된 영상을 모두 학습하는 것이 아니라 분할된 슈퍼 상태에서 임베디드 데이터만을 학습시키기 때문에 제한된 영상의 크기(92×112)에서 특정 데이터를 받아들일 수 있으며, 평균적으로 92×112 크기의 영상에서는 99.05%, 단계1은 99.05%, 단계2는 98.93%, 단계3은 98.54%, 단계4는 97.85%의 얼굴인식률을 보였다. 테스트 영상의 실험에서 제안된 방법의 잘못 인식된 경우는 임베디드 데이터를 못 찾았을 때 발생하는 것을 볼 수 있다. 따라서 실험을 통하여 제안된 방법은 정규화된 92×112 크기의 얼굴영상 정보를 축소할 뿐만 아니라 처리속도도 향상되었다. 향후 얼굴의 방향 및 각도별로 연구를 진행하여 얼굴인식률을 높일 수 있는 연구가 진행되어야 한다.

참 고 문 헌

- [1] 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.
- [2] 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.
- [3] F. Samaria and S. Young, "HMM based architecture for face identification", *Image and Vision Computing*, vol. 12, pp. 537-543, 1994.
- [4] 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.
- [5] B.A. McLindin, "Baselining illumination variables for improved facial recognition system performance", *Video/Image Processing and Multimedia Communications, 2003. 4th EURASIP Conference*, Vol. 1, pp. 417-422, 2-5 July 2003
- [6] 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.
- [7] T. Liang, H.K. Kwan, "Automatic localization of human eyes in complex background", *Circuits and Systems, 2002. ISCAS 2002. IEEE International Symposium*, vol. 5, pp. 669-672, 26-29 May 2002.
- [8] 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.
- [9] 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.
- [10] T. Kawaguchi, D. Hidaka, M. Rizon, "Detection of eyes from human faces by Hough transform and separability filter", *Image Processing, 2000. Proceedings. 2000 International Conference on*, vol. 1, pp. 49-52, 10-13 Sept. 2000.
- [11] M. Rizon, T. Kawaguchi, "Automatic eye detection using intensity and edge information", *TENCON 2000. Proceedings*, vol. 2, pp. 415-420, 24-27 Sept. 2000.
- [12] <http://www.uk.research.att.com/facedatabase.html>
- [13] 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.
- [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.

저 자 소 개



박 장 한(정회원)
 1997년 2월 방송통신대학교
 전산계산학과(독학학위)
 졸업
 1999년 8월 광운대학교 전산대학원
 소프트웨어공학과 석사
 2001년 3월~현재 광운대학교
 대학원 컴퓨터공학과
 박사과정

<주관심분야: 스테레오비전, 3D영상, 영상처리,
 영상인식>



남공재 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>

