

# 중심이동과 신경망 기반 주요성분분석을 이용한 얼굴인식

조 용 현<sup>†</sup>

## 요 약

본 논문에서는 영상의 1차 모멘트와 단층신경망에 기반을 둔 주요성분분석을 이용한 얼굴인식 기법을 제안하였다. 여기서 1차 모멘트는 입력되는 얼굴영상의 중심이동을 위한 것으로 차원을 감소시켜 얼굴인식에 불필요한 배경을 배제시키기 위함이다. 또한 단층신경망을 이용한 주요성분분석은 수치적 기법의 대안으로 Földiák 학습알고리즘을 이용하며, 차원을 감소시켜 얼굴영상의 특징추출을 위한 정규직교기저를 얻기 위함이다. 제안된 기법을 64\*64 픽셀의 48개(12명\*4장) 학습자 얼굴영상을 대상으로 city-block, Euclidean, 그리고 negative angle의 각 거리 척도를 분류적으로 이용하여 실험하였다. 실험결과, 제안된 기법은 우수한 인식성능이 있음을 확인하였다. 특히 negative angle를 이용하는 것이 city-block이나 Euclidean을 이용하는 것보다 상대적으로 정확하게 유사성을 측정할 수 있었다.

키워드 : 얼굴인식, 중심이동, 주요성분분석, 신경망, Földiák 알고리즘

## Face Recognitions Using Centroid Shift and Neural Network-based Principal Component Analysis

Yong-Hyun Cho<sup>†</sup>

### ABSTRACT

This paper presents a hybrid recognition method of first moment of face image and principal component analysis(PCA). First moment is applied to reduce the dimension by shifting to the centroid of image, which is to exclude the needless backgrounds in the face recognitions. PCA is implemented by single layer neural network which has a learning rule of Földiák algorithm. It has been used as an alternative method for numerical PCA. PCA is to derive an orthonormal basis which directly leads to dimensionality reduction, and possibly to feature extraction of face image. The proposed method has been applied to the problems for recognizing the 48 face images(12 persons \* 4 scenes) of 64\*64 pixels. The 3 distances such as city-block, Euclidean, negative angle are used as measures when match the probe images to the nearest gallery images. The experimental results show that the proposed method has a superior recognition performances(speed, rate). The negative angle has been relatively achieved more an accurate similarity than city-block or Euclidean.

Key Words : Face Recognition, Centroid Shift, Principal Component Analysis, Neural Network, Földiák Algorithm

### 1. 서 론

얼굴인식은 임의의 입력 얼굴영상에 대하여 데이터베이스 내에 저장된 가장 유사한 얼굴로 인식시키는 것이다. 하지만 동일한 사람의 얼굴이라도 얼굴 표정, 포즈, 크기의 변화, 조명의 변화, 안경착용, 화장, 노화, 장식품 등 여러 가지 왜곡 요인에 의하여 서로 다른 시점에서 획득된 얼굴 영상의 정보가 크게 변한다[1-3]. 따라서 얼굴 영상 자체의 방대한 정보량과 이에 따른 많은 계산량은 얼굴 인식의 과제라 할 수 있다. 이처럼 많은 왜곡 요인들에 영향을 받지 않는 우수한 인식율과 실생활에 적용할 수 있는 계산 속도를 가지 기 위해 여러 가지 기법들이 연구되어 왔다[3-5].

일반적으로 얼굴인식 방법에는 크게 특징을 기반으로 하는 방법과 영상을 기반으로 하는 방법이 있다[1, 2]. 특징을 기반으로 하는 방법은 얼굴의 특징과 관련된 정보들을 이용하는 방법이며, 영상을 기반으로 하는 방법은 얼굴 영상 전체를 대상으로 특징을 계산하는 방법이다. 최근 얼굴인식을 위한 방법으로 영상을 기반으로 하는 방법이 널리 이용되고 있다.

특징기반 얼굴인식 방법에는 얼굴의 주요 부분인 눈, 코, 입 등의 여러 특징을 추출하여 인식에 이용하는 지역적인 특징추출 기법, 색깔과 형태로 구성된 2차원의 템플릿을 이용하는 템플릿 패턴 정합 방법, 특징한 점에서의 방향과 변화에 따른 특성을 벡터화한 Gabor jet을 특징으로 사용하는 Gabor 필터를 이용한 방식들이 있다[1, 2]. 이들 방법들에서는 얼굴을 표현을 위한 차원감소나 수행시간의 절약, 포즈

<sup>†</sup> 장 회 원 : 대구가톨릭대학교 컴퓨터정보통신공학부 교수  
논문접수 : 2005년 3월 3일, 심사완료 : 2005년 7월 20일

나 크기 등에 강건한 특성이 있으나 인식에 필요한 정보손실이나 템플릿 구성에 따른 공간 소모, 변형의 정도에 따라 인식성능이 달라지는 제약이 있다.

영상 기반 방법은 입력 얼굴영상에서 직접 얼굴의 코딩을 얻어내는 외형을 기반으로 하며, 여기에는 입력 영상내의 상관관계를 제거하여 영상의 진폭스펙트럼을 획득하는 주요 성분분석(principal component analysis: PCA)법, PCA를 일반화하여 영상의 위상 스펙트럼까지도 고려하는 독립성분분석(independent component analysis: ICA)법, 선형식별 분석(linear discriminant analysis: LDA)법, support vector machine(SVM) 방법 등이 있다[5-10]. 이들 방법들 역시 데이터의 차원 감소나 다차원의 특징분석, 얼굴영상의 클래스들 간 최적구별, 처리시간 감소 등의 특징을 가진다. 하지만 여기에도 정보의 손실이나 계산의 복잡성, 실시간 인식에의 제약 등에 따른 제약은 여전히 남아 있다. 이 중에서 가장 널리 이용되고 있는 PCA법은 얼굴 영상을 표현하는 고유 벡터를 추출하여 벡터 공간으로 투영시킨 가중치를 이용하는 방식으로, 전체의 얼굴 영상들을 적은 수의 벡터를 이용하여 표현할 수 있으며 빠르고, 계산이 간단하며, 점진적 변화에 덜 민감하다[5]. 또한 데이터 정보의 손실이 거의 없이 데이터 차원을 줄여 데이터 패턴을 파악할 수 있으며, 전체적인 영상의 특성을 파악할 수 있다는 장점을 가진다. 하지만 PCA를 이용할 경우, 눈, 코, 입 등과 같은 세부적인 표현의 제약이 있고, 표정이나 빛의 밝기 변화 및 회전 등의 왜곡에 민감하기 때문에 이에 대한 처리가 요구된다.

한편 얼굴영상의 주요특징들을 추출하기 위한 수치적 기법의 PCA는 먼저 자기상관행렬을 계산한 다음 그것과 일치하는 고유벡터를 계산함으로써 수행된다[8, 9]. 하지만 입력 데이터 벡터가 대규모의 차원을 가진다면 상관행렬은 대단히 크게 되며 요구되는 고유벡터를 찾는 것도 매우 복잡한 일이다. 결국 기존의 수치적 기법들은 대규모의 실시간 처리가 요구되는 응용문제에서는 매우 비효율적이다. 이를 해결하기 위한 대안으로 상관행렬의 고유벡터를 실시간으로 추정하기 위해 신경망이 이용될 수 있을 것이다.

본 논문에서는 입력되는 영상의 차 영상으로부터 계산된 1차 모멘트와 단층신경망을 이용한 자율학습의 주요성분분석에 기반을 둔 얼굴인식 기법을 제안하였다. 여기서 1차 모멘트는 입력 얼굴영상을 중심좌표로 옮겨 얼굴인식에 불필요한 배경 등을 배제시킴으로써 차원을 감소시키기 위함이다. 또한 주요성분분석은 대용량의 입력 데이터를 통계적으로 독립된 특징들의 집합으로 변환시켜 중복신호를 제거하는 특성을 이용하여 우수한 인식성능을 얻기 위함이다. 특히 Földiák 학습알고리즘[9]의 신경망을 이용한 주요성분분석은 기존의 수치적 기법에 의한 주요성분분석이 가지는 문제 규모의 증가에 따라 기하급수적으로 늘어나는 계산량을 줄이기 위함이다. 제안된 기법을 64\*64 픽셀의 48개(12명\*4장) 학습자 얼굴영상을 대상으로 city-block, Euclidean, 그리고 negative angle의 각 거리 척도를 분류척도로 이용하여 실험하여 결과들을 비교·고찰하였다.

## 2. 영상의 중심이동과 신경망 기반 주요성분분석

얼굴인식의 성능과 효율을 높이기 위한 영상의 전처리 기법에는 기하학정보들에 대한 정규화 기법과 화소들에 직접적인 효과를 갖는 필터링 기법들이 있다[5-7]. 일반적인 영상은 배경과 의미 있는 형상(shape)으로 구분 된다. 배경이 형상에 비해 비교적 변화가 적은 영상일 경우, 주어진 영상의 크기로부터 보다 작은 크기의 유효한 영상을 추출할 수 있다. 이렇게 추출된 영상을 신경망의 입력 영상으로 이용하면 보다 빠르고 정확한 학습이 가능하다.

본 논문에서는 이러한 기하학적 정보를 이용한 전처리 기법 중 영상을 중심으로 평행 이동시키는 기법을 제안하며, 이를 위해 차 영상의 1차 모멘트 평형 기법[11]을 이용하여 유효영상의 중심을 계산한다. 또한 중심 이동된 얼굴영상의 특징을 추출하기 위해 신경망 기반 주요성분분석을 이용한다.

### 2.1 영상의 중심이동

입력되는 일반적인 얼굴영상을 X축 또는 Y축으로 평행 이동시켜 이루어지는 중심이동은 차 영상의 1차 모멘트 평형기법[16]에 의해 유효영상의 중심을 계산함으로써 가능하다. 이때 1차 모멘트를 구하는 과정은 먼저 원 영상 OrgImage로부터 차 영상 DeltaImage를 생성한다. 여기서 n번째 좌표의 차 영상  $\Delta Image(n) = P_i(n) - P_i(n-1)$ 로 계산되며, Y행 화소좌표로부터 X열 화소좌표 방향으로 계산을 수행한다. (그림 1)은 인식되기 위해 입력되는 m\*n 픽셀의 원영상과 계산된 차 영상 DeltaImage를 각각 나타낸 것이다.

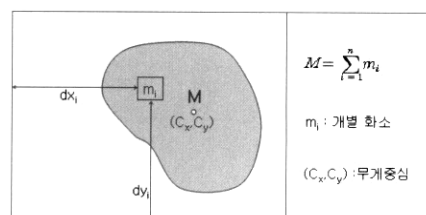
다음은 계산된 차 영상으로부터 유효한 영상의 화소만을 생성하기 위하여 논리필터링을 수행한다. 이때 논리필터링은 차 영상에 대한 화소의 변화평균값을 구하고, 그 값을 유효한 변화의 판별을 위한 임계값으로 이용한다. 차 영상의 값이 임계값보다 크거나 같으면 유효한 화소로 1의 값을 갖도록 하며, 그렇지 않으면 0의 값을 갖도록 함으로써 균일한 형상의 영상을 생성한다. (그림 2)는 논리필터링된 임의의 영상으로부터 1차 모멘트 평형을 나타낸 것이다.

$P_1(0)$	...	$P_1(n-1)$	$P_1(n)$	0	...	...	$P_1(n)-P_1(n-1)$
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
$P_i(0)$	...	$P_i(n-1)$	$P_i(n)$	0	...	...	$P_i(n)-P_i(n-1)$
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
$P_m(0)$	...	$P_m(n-1)$	$P_m(n)$	0	...	...	$P_m(n)-P_m(n-1)$

(a) 원 영상

(b) 차 영상

(그림 1) m\*n 픽셀의 영상



(그림 2) 1차 모멘트 평형

여기서 1차 모멘트 평형은 각 개별 화소에 대한 모멘트 값의 합은 영상 전체의 중심거리와 영상 전체의 화소 값의 곱과 동일함을 의미한다[11, 12]. 이때 중심계산을 위한 1차 모멘트 평형법칙을 수식으로 표현하면 다음의 식 (1)과 같다.

$$M \times C_x = \sum_{i=1}^n (m_i \times dx_i), \quad M \times C_y = \sum_{i=1}^n (m_i \times dy_i) \quad (1)$$

여기서  $m_i$ 는  $i$ 번째 픽셀의 논리참값으로 유효한 화소일 경우에만 1, 그렇지 않으면 0이며,  $M$ 은 유효영상의 논리참값에 대한 합이다. 이때 유효영상의 중심좌표 ( $C_x, C_y$ )는 식 (2)와 같이 계산된다.

$$C_x = \frac{\sum_{i=1}^n dx_i}{M}, \quad C_y = \frac{\sum_{i=1}^n dy_i}{M} \quad (2)$$

따라서 주어진 유효영상의 중심좌표 ( $C_x, C_y$ )로부터 유효한 보다 작은 영상을 신경망의 입력신호로 선택한다. 임의의 위치에 입력되는 영상을 식 (2)에 의해 얻어진 중심좌표로 이동시켜 유효한 영상을 선택하면 원영상보다 차원이 감소된 영상을 얻을 수 있다. 이렇게 하면 영상의 특징추출을 위해 이용되는 신경망 기반 PCA의 입력데이터를 줄일 수 있다. 결국 입력 영상의 차원 감소는 신경망의 학습시간과 학습율의 개선을 가져온다.

### 2.2 신경망 기반 주요성분분석

주요성분분석은 데이터의 차원을 감소시키는 선형변환 기법으로 공분산(covariance)을 이용하는 2차원 방법이다[8-10]. PCA는 입력 데이터의 공분산에 의해 결정되는 정규직교기저(orthonormal basis)로 표현되며, 이는 데이터의 특징을 추출하는데 이용되어 패턴의 인식, 분류, 그리고 압축분야 등에 이용된다.

입력되는 데이터의 주요특징들을 추출하기 위한 수치적 기법에 의한 주요성분분석은 먼저 자기상관행렬  $R_{xx}$ 를 계산한 다음 그것과 일치하는 고유벡터를 계산함으로써 가능하다. 하지만 PCA에서는 입력데이터 벡터가 대규모의 차원을 가진다면 상관행렬은 대단히 크게 되며 요구되는 고유벡터를 찾는 것도 매우 복잡한 일이다. 결국 기존의 수치적 기법들은 대규모의 실시간 처리가 요구되는 응용문제에서는

매우 비효율적이다. 이러한 수치적 기법의 제약을 해결하기 위해 상관행렬의 고유벡터를 실시간으로 추정하기 위하여 적응학습 알고리즘의 신경망을 이용하는 방법들이 제안되었다[8, 9].

일반적으로 주어진 입력벡터에 대한 첫 번째로 주요한  $m$ 개의 주요특징을 추출하기 위해서는  $m$ 개의 선형 처리 장치로 입력뉴런과 출력뉴런 사이의 연결 및 출력뉴런 상호간에도 연결을 가진 단층신경망이 제안되었다[8, 9]. (그림 3)은  $n$ 개의 입력뉴런과  $m$ 개의 출력뉴런으로 구성된 입력과 출력 뉴런 간 전향 및 출력뉴런 상호간의 측면연결을 가진 단층신경망의 구조이다.

이때 입력과 출력 사이의 관계를 나타내면

$$y_i = \sum_{j=1}^n w_{ij}x_j + \sum_{h=1}^{i-1} s_{ih}y_h \quad (3)$$

( $i = 1, 2, \dots, m$ )

이다. 여기서  $w_{ij}$ 는 입력뉴런과 출력뉴런을 연결하는 연결가중치이고,  $s_{ih}$ 는 출력뉴런 상호간의 측면 연결가중치이다. 이때 출력뉴런 간의 상호연결을 보면 뉴런  $i$ 는 단지  $h < i$  인 뉴런에만 연결된다. 따라서 신경망을 학습시켜 입·출력 뉴런간 및 출력뉴런 상호간의 연결가중치를 각각 구함으로써 주어진  $n$ 개의 입력벡터  $x$ 로부터  $m$ 개의 주요특징벡터 즉, 출력벡터  $y$ 를 구할 수 있다.

전향과 측면 연결을 가지는 단층신경망을 학습시키기 위해서 정규화된 헤비안규칙과 반 헤비안규칙에 기반을 둔 Földiák 알고리즘이 이용된다[23-26]. 입력과 출력뉴런간의 연결가중치 경신에는 정규화된 헤비안규칙을 이용하고 출력뉴런간의 측면 연결가중치 경신에는 반 헤비안규칙을 이용한다. 먼저 입·출력 뉴런간의 연결가중치  $w_{ij}$ 의 경신규칙은

$$w_{ij}(t+1) = w_{ij}(t) + \eta [y_i(t)x_j(t) - w_{ij}(t)y_i(t)^2], \quad (4)$$

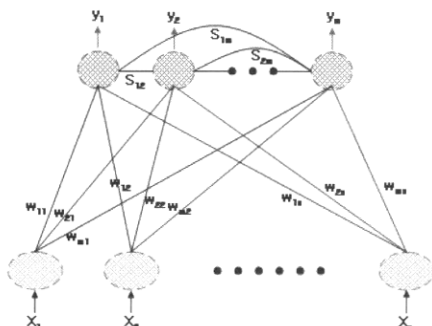
( $i = 1, 2, \dots, m, j = 1, 2, \dots, n$ )

이다. 또한 출력뉴런 간의 측면 연결가중치  $s_{ih}$ 의 경신규칙은

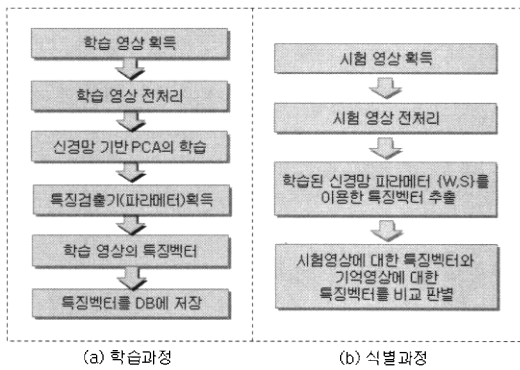
$$s_{ij}(t+1) = s_{ij}(t) + \rho y_i(t)y_h(t), \quad (i > h) \quad (5)$$

이다. 여기서  $\eta$ 와  $\rho$ 는 각각 학습율이다. 따라서 식 (4)와 (5)를 이용하여 전향 및 측면 연결가중치를 각각 경신시켜 식 (3)에 대입하면  $m$ 개의 주요특징들을 추출할 수 있다. 결국, 학습은 상관행렬의 고유벡터를 추정하기 위하여 임의의 초기 연결가중치로부터 주요특징을 내포하는 연결가중치를 구하는 과정이고, 신경망은 입력데이터 내의 포함된 상호독립인 부호화시키는 검출기이다.

따라서 중심이동과 신경망 기반 PCA를 이용한 제안된 학습자의 얼굴인식 과정을 요약하면 (그림 4)와 같다. (그림 4)의 학습과정에서 먼저, 획득된 학습영상으로부터 차 영상을 계산하여 1차 모멘트 평형을 이용함으로써 영상의 중심좌표를 계산하고 이로부터 얼굴영상의 중심을 찾는다. 다음으로는 차원이 감소된 유효한 영상을 획득하는 영상의 전처



(그림 3)  $m$ 개의 첫 번째 주요특징추출을 위한 단층신경망



(그림 4) 제안된 기법에 의한 얼굴인식

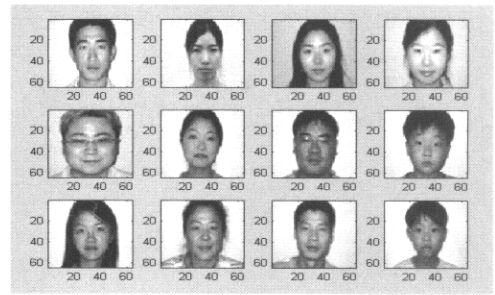
리 과정을 거쳐 Földiák 학습알고리즘을 이용한 신경망기반 주요성분분석을 위한 학습을 수행한다. 학습된 신경망의 파라미터인 전향과 측면 연결가중치 ( $w, s$ )를 각각 이용하여 학습영상의 특징벡터를 추출하여 데이터베이스에 저장한다. 학습과정에서 얻어진 신경망의 파라미터는 시험과정에서 시험영상의 특징을 추출하는데도 이용된다. 한편 식별과정에서는 시험영상을 획득한 후 영상의 전처리 과정을 거쳐 입력영상보다 작은 유효한 영상을 획득한다. 그 후 학습된 신경망 파라미터 ( $w, s$ )를 이용하여 특징벡터를 추출한 다음, 저장된 기억영상의 특징벡터와 비교 판별하여 얼굴을 인식하게 된다. 한편 식별과정에서 식별을 위한 거리척도로 city-block, Euclidean, negative angle을 각각 이용하였다.

### 3. 실험 및 결과분석

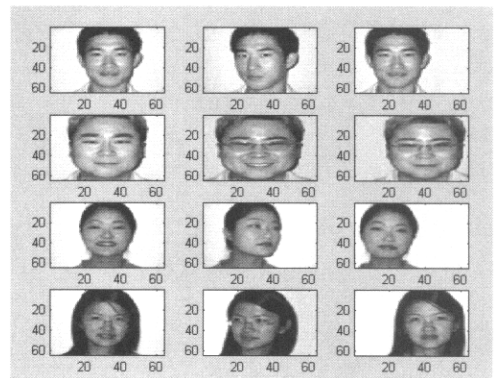
제안된 얼굴인식 기법의 성능을 평가하기 위해 64\*64 픽셀의 48개 영상을 대상으로 실험하였다. 여기서 학습 얼굴 영상은 각 12명의 표준 얼굴영상이고, 시험 얼굴영상은 표준 얼굴영상에서 표정, 위치, 얼굴각도, 안경착용 등의 변화를 준 영상으로 각 3장씩 총 36개이다. 단층신경망의 구조는 입력 뉴런의 수를 1989(39\*51)개, 출력 뉴런의 수는 4개에서 128개까지 가변하였다. 실험은 펜티엄 IV-2.2G 컴퓨터에서 Matlab 5.1로 구현하였다.

(그림 5)는 12명의 얼굴영상들로 기저영상의 데이터베이스 구성을 위해 학습에 이용된 표준 얼굴들이다. (그림 6)은 12명의 학습자에 대한 표준 얼굴영상을 대상으로 다양한 변화를 준 시험 얼굴영상이며, 전체 36개중에서 4명의 12개 얼굴영상들만 나타낸 것이다. 여기서 보면 각 학습자별로 첫째와 둘째 열의 영상들은 표정, 각도, 안경착용 등의 다양한 변화가 있으며, 셋째 열의 영상들은 위치가 좌우로 각각 치우쳐진 것이다.

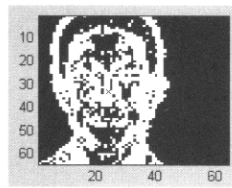
한편 (그림 7)은 (그림 5)의 첫째 행 셋째 열의 시험얼굴을 대상으로 논리 필터링한 후, 1차 모멘트에 의해서 계산된 중심좌표를 함께 나타낸 영상과 구해진 중심좌표로 얼굴영상을 중심이동 시킨 다음, 4096(64\*64) 픽셀의 영상을 1989(39\*51) 픽셀로 축소시킨 전처리된 얼굴영상이다. 여기서 좌측 영상은 각 픽셀에 대해 차 영상  $\Delta Image(n) = P_i(n) - P_i(n-1)$ 을 구한 후, 그에 대한 화소의 평균값을 기준



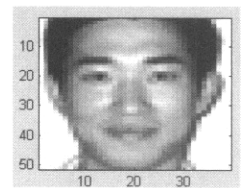
(그림 5) 12명의 표준 학습 얼굴영상



(그림 6) 4명의 시험 얼굴영상



(그림 7) 논리 필터링된 영상



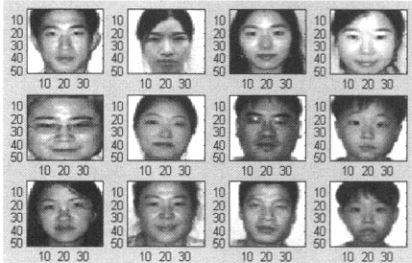
(그림 8) 전처리된 시험영상

으로 설정된 판별값을 이용하여 논리 필터링한 것으로 얼굴영상의 경계영역이 추출됨을 알 수 있다. (그림 8)은 구해진 중심좌표로 얼굴영상을 중심이동 시킨 후, 차원을 감소시킨 전처리된 시험영상이며, 원 영상에 비해 약 2.1배정도 차원이 감소된 영상으로 실험에서는 이 영상을 이용한다. 이는 입력된 영상에서 인식에 불필요한 배경을 제거하여 입력데이터의 차원을 감소시켜 인식성능을 개선하기 위함이다.

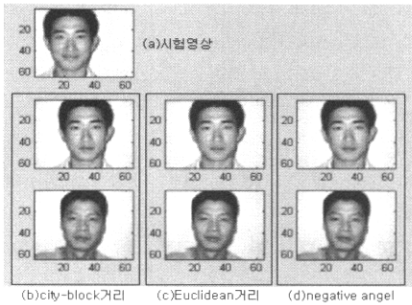
(그림 9)는 12명의 표준 얼굴영상에 대해 전처리된 영상들로 차 영상의 1차 모멘트를 이용하여 영상의 중심좌표를 찾아 영상을 화면의 중심으로 평행이동 시키고, 중심을 기준으로 크기를 39\*51픽셀로 감소시킨 영상들이다. 결국 불필요한 배경을 축소시킨 학습 얼굴영상들이며 신경망의 학습은 이들 얼굴영상을 대상으로 수행하였다.

한편 (그림 10)은 위치가 중심으로부터 벗어난 위의 시험영상을 대상으로 제안된 방법을 이용한 후 city-block, Euclidean, negative angle의 3가지 거리척도에 따라 식별된 결과를 나타낸 것이다. (그림 10)(a)는 시험영상이고, (그림 10)(b)와 (c)와 (d)는 각각 city-block, Euclidean, negative angle의 거리척도에 따라 시험영상과의 거리에 따라 식별되는 영상을 가까운 순서대로 위에서부터 2개씩만을 나타낸 것이다. 3가지 거리척도 모두 육안으로 보면, 첫 번째 나타

난 영상은 시험영상과 동일함을 알 수 있다. 이는 3가지 거리척도 모두에서 시험영상이 정확하게 인식됨을 나타낸 것이다.



(그림 9) 전처리된 학습용 표준 얼굴영상



(그림 10) 거리척도에 따라 식별된 결과영상

<표 1> 학습율  $\rho$ 의 변화에 따른 시험영상의 인식률

학습율 $\eta, \rho$	0.0001	0.0005	0.001	0.002
인식수/시험영상수	23/36	27/36	33/36	26/36
시험영상 인식률	63%	75%	92%	72%

한편 주요성분분석을 위한 단층신경망의 전향과 측면 연경장도를 경신하기 위해 이용된 Földiák의 학습알고리즘에서 학습율  $\rho$ 는 신경망의 학습 성능을 결정하는 중요한 파라미터이다. 따라서 학습자의 얼굴 인식성능을 높이기 위해서는 적절한 학습율을 설정하는 것이 매우 중요하다. <표 1>은 학습율  $\eta, \rho$ 를 각각 0.0001, 0.0005, 0.001, 0.002로 변화시키면서 시험영상 36장을 식별하고 인식률을 나타낸 것이다. <표 1>의 결과는 출력 뉴런수 64개, 표준 얼굴영상 12개를 대상으로 학습반복수를 100회로 제한하여 학습한 후 시험영상의 인식 결과를 나타낸 것이다. 표에서 보면 학습율을 점진적으로 크게 할수록 인식률은 증가하지만, 0.002에서는 오히려 감소하는 결과를 보인다. 이는 주어진 학습율의 값이 너무 크게 설정되어 과학습이 이루어진 것으로 추측된다. 여기서는 학습율이 0.001일 때 가장 우수한 인식성능이 있음을 알 수 있었다.

<표 2>는 단층신경망의 출력 뉴런수의 변화에 따른 학습 얼굴영상의 인식률과 시험 얼굴영상의 인식률을 각각 나타낸 것이다. 여기서는 학습율  $\eta, \rho$ 를 0.001로 고정하고, 출력 뉴런수를 4개에서 128개까지 변화시키면서 학습시킨 후 학습영상과 시험영상의 인식성능을 비교하였다. 표에서 보면 출력 뉴런수가 많아질수록 인식률은 증가하나 출력 뉴런수

가 64개와 128개일 때 학습영상은 100%, 시험영상은 92%로 동일한 인식률을 보인다. 하지만 출력뉴런의 수가 64개 일 때와 128개 일 때 인식률은 같았지만 출력뉴런수가 증가할 수록 계산량이 늘어나 학습시간이 오래 걸려 출력뉴런 수가 64개 일 때 가장 효율적이다.

<표 2> 출력 뉴런수에 따른 시험영상의 인식률

출력 뉴런크기	4	16	32	64	128
학습영상 인식률	83% (10/12)	75% (9/12)	100% (12/12)	100% (12/12)	100% (12/12)
시험영상 인식률	47% (17/36)	50% (18/36)	64% (23/36)	92% (33/36)	92% (33/36)

<표 3> 12개의 학습과 36개의 시험영상에 대한 인식결과

거리척도	입력 영상	기존 방법 (신경망 기반 PCA)			제안된 방법 (중심이동+신경망 기반 PCA)		
		인식률 (%)	오차합	오인식영상	인식률 (%)	오차합	오인식영상
City-Block (L1-norm)	학습 얼굴	100	2.473	-	100	1.921	-
	시험 얼굴	58	7.258	(3),(4), (5),(6), (7),(9)	94	3.15	2(8), 6(2)
Euclidean (L2-norm)	학습 얼굴	100	0.586	-	100	0.317	-
	시험 얼굴	56	0.774	(3),(4), (5),(6),(8)	94	0.456	2(8), 6(2)
Negative Angle (Cosine)	학습 얼굴	100	-0.927	-	100	-0.946	-
	시험 얼굴	58	-0.752	(1),(4), (5),(8),(11)	94	-0.872	2(8), 6(2)

\* i(j) : i = 인식되어야 할 학습얼굴번호, j = 오인식된 학습 얼굴번호

<표 3>은 학습율  $\eta, \rho$ 를 각각 0.001, 출력 뉴런수를 64개, 신경망의 학습종료조건으로 학습반복수를 100회로 하였을 때, 학습 얼굴영상 12개와 시험 얼굴영상 36개를 대상으로 거리척도에 따른 인식결과를 나타낸 것이다. 기존의 방법은 전처리 과정으로 얼굴영상을 중심이동 시키지 않은 단순히 Földiák 학습알고리즘의 신경망기반 주요성분분석을 이용한 것이고, 제안된 방법은 전처리 과정으로 중심이동을 수행한 후 Földiák 학습알고리즘의 신경망기반 주요성분분석을 이용한 것이다. 여기서 거리척도는 학습영상과 시험영상 사이의 유사성을 측정하기 위한 것으로 city-block, Euclidean, negative angle의 3가지 판별조건을 이용하였다. 또한 오차합은 올바르게 인식된 영상을 대상으로 학습된 기저영상과 시험을 위한 기저영상 사이의 절대합 오차이다. 표에서 보면 2가지 방법 모두에서 이미 학습된 얼굴영상에 대한 인식에서 3가지 척도 모두 100%의 인식률을 보이나, 새로운 시험 얼굴영상에 대해서 기존방법은 city-block과 negative angle은 각각 약 58%, Euclidean에 대해서는 약 56%의 인식률을 나타낸다. 하지만 제안된 방법은 3가지 척도 모두에 대해서 약 94%의 높은 인식률을 가져 기존 방법에 비해 평균 약 1.7배 정도 개선된 인식성능을 가진다. 또

한 제안된 방법은 기존의 방법에 비해서 12개의 학습영상과 36개의 시험영상에서 각각 평균적으로 약 1.4배와 약 1.7배 정도 개선된 오차합을 가짐을 알 수 있다. 또한 기존 방법에서 36개의 시험얼굴 중에서 city-block과 negative angle에서는 15개, Euclidean에서는 16개의 얼굴이 오인식 되었다. 이때 city-block과 negative angle에서는 각각 8개와 11개, Euclidean에서는 7개의 시험얼굴이 학습얼굴 4번으로 각각 오인식 되었다. 이는 4번 학습얼굴이 다른 얼굴에 비해 가장 많은 공통특징을 가졌기 때문으로 추측된다. 한편 기존 방법의 경우에 중앙에서 가장 많이 벗어난 시험얼굴, 즉 (그림 6)에서 보면 각 얼굴의 가장 우측 마지막이 얼굴영상은 대부분 오인식되었다. 이는 중심이동의 전처리 과정의 성능을 보여주는 것이다. 그러나 제안된 방법에서는 3가지 판별 모두에서 시험 얼굴영상의 2번과 6번이 각각 학습 얼굴 영상의 8번과 2번으로 오인식된 결과를 보였다. 한편 negative angle의 거리척도에서는 학습영상과 시험영상이 완전히 일치되는 경우 -1.0의 출력 값을 갖게 된다. 실험의 결과에서 학습영상과 시험영상의 유사성 거리척도 중에서 negative angle이 다른 2가지 판별법에 비해 학습 및 시험 얼굴영상에 대한 오차합이 낮음을 확인 할 수 있었다.

이상의 실험결과에서 제안된 신경망 기반 얼굴인식은 학습 얼굴영상에 대해서는 100%, 새로운 시험 얼굴영상에 대해서는 약 94% 정도의 높은 인식률이 있으며, 인식을 위한 유사성 측정을 위한 거리척도에서는 negative angle의 거리 척도를 이용하는 것이 가장 정확하게 분류되어 인식됨을 알 수 있다.

#### 4. 결 론

본 논문에서는 입력되는 영상의 차 영상으로부터 계산된 1차 모멘트와 단층신경망에 기반을 둔 주요성분분석을 이용한 얼굴인식 기법을 제안하였다. 여기서 1차 모멘트는 입력 얼굴영상을 중심좌표로 옮겨 얼굴인식에 불필요한 배경 등을 배제시킴으로써 차원을 감소시키기 위함이다. 또한 주요 성분분석은 대용량의 입력 데이터를 통계적으로 독립인 특징들의 집합으로 변환시켜 중복신호를 제거하는 특성을 이용하여 우수한 인식성능을 얻기 위함이다. 특히 Földiák 학습알고리즘의 신경망을 이용한 주요성분분석은 기존의 수치적 기법에 의한 주요성분분석이 가지는 문제 규모의 증가에 따라 기하급수적으로 늘어나는 계산량을 줄이기 위함이다.

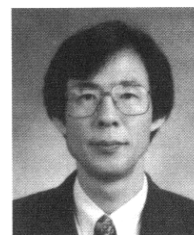
제안된 기법을 64\*64 픽셀의 48개(12명\*4장) 학습자 얼굴 영상을 대상으로 city-block, Euclidean, 그리고 negative angle (cosine)의 각 거리 척도를 분류척도로 이용하여 실험하였다. 실험결과, 12개(12명\*1장)의 표준 학습영상과 36개(12명\*3장)의 시험영상에서 제안된 방법은 중심이동을 수행하지 않는 기존 방법에 비해 3가지 거리척도 모두에 대해 평균적으로 인식률과 오차합에서 각각 약 1.7배 정도 개선된 인식성능이 있음을 확인하였다. 또한 거리척도로 negative angle을 이용하는 것이 city-block이나 Euclidean을 이용하는 것보다 낮은 오차합을 가져 상대적으로 가장 우수한 분류성능이 있음도 알 수 있었다.

향후 제안된 신경망기반 주요성분분석을 이용한 학습자 인식 방법을 좀 더 다양한 분야와 큰 규모의 문제에 적용하는 연구와 인식성능 개선을 위한 다양한 영상의 전처리 기법에 대한 연구가 지속적으로 이루어져야 할 것이다.

#### 참 고 문 헌

- [1] R. Chellappa, C. L. Wilson, and S. Sirohey, "Human and Machine Recognition of Faces: A Survey," *Proceedings of IEEE*, Vol.83, No.5, pp.705-741, May, 1995.
- [2] M. H. Yang, D. Kriegman, and N. Ahuja, "Detecting Faces in Images: A Survey," *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol.24, No.1, pp.64-58, Jan., 2002.
- [3] S. H. Jeng, H. Y. M. Liao, C. C. Han, M. Y. Chern, and Y. T. Liu, "Facial Feature Detection Using Geometrical Face Model: An Efficient Approach," *Pattern Recognition*, Vol.31, No.3, pp.273-282, 1998.
- [4] 이항찬, "기하학적 영상처리를 이용한 얼굴인식 시스템", *멀티미디어학회논문지*, 제6권 제7호, pp.1139-1149, 2003년 1월.
- [5] 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.
- [6] 지형근, 이경희, 정용화, "SVM을 이용한 얼굴 검출 성능향상 방법", *정보처리학회논문지*, 제11-B권 제1호, pp.13-20, 2004년 2월.
- [7] R. Brunelli and T. Poggio, "Face Recognition : Feature Versus Templates," *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol.15, No.10, pp.1042-1052, Jan., 1993.
- [8] D. Sanger, "Optimal Unsupervised Learning in a Single-Layer Linear Feedforward Neural Network," *Neural Networks*, Vol.2, No.6, pp.459-473, Nov., 1989.
- [9] K. I. Diamantaras and S. Y. Kung, *Principal Component Neural Networks: Theory and Applications, Adaptive and Learning Systems for Signal Processing, Communication, and Control*, John Wiley & Sons, Inc., New York, 1996.
- [10] S. Roberts and R. Everson, *Independent Component Analysis: Principles and Practice*, Cambridge Univ. 2001.
- [11] 김상철 역, '재료역학', 청문출판사, 1992년 4월.

#### 조 용 현



e-mail : yhcho@cu.ac.kr

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

1987년~1997년 영남대학교 전자과 교수

1997년~현재 대구가톨릭대학교 컴퓨터정보통신공학부 교수

관심분야: 신경망, 병렬분산처리, 신호처리, 영상인식, 교환기 등