

論文98-35S-6-10

영상의 위상 차를 이용한 얼굴인식

(Face Recognition Using a Phase Difference for Images)

金 宣 鍾 * , 具 卓 謀 ** , 成 孝 慶 *** , 崔 興 文 ***

(Seon-Jong Kim, Tak-Mo Koo, Hyo-Kyung Sung, and Heung-Moon Choi)

요 약

본 논문에서는 얼굴 영상간의 위상 차를 이용하여 얼굴을 인식하는 시스템을 제안하였다. 제안된 시스템에서는 KLT(Karhunen-Loève transform)를 이용하여 복구가 가능하도록 영상을 압축하고, 계산량도 줄였다. 압축된 학습 대상 영상을 미리 제안된 시스템에서 학습시킨 후, 인식 대상 얼굴 영상을 압축시킨다. 압축된 영상과 기존의 학습된 얼굴영상들과의 위상차를 구하고 이 위상차에 여현 함수를 적용하여 그 값이 최대가 되는 얼굴로 인식하도록 하였다. 두 얼굴 영상의 위상차는 벡터 내적방법에 의해 구하여지며, 이를 이용하면 기존의 학습방법을 이용하는 시스템보다 계산이 간단하고 처리시간도 빠르다. 또한 영상간 표준화된 위상차는 조명 및 회전에 불변인식이 가능하고, 여현 함수의 적용으로 이동에도 어느정도 불변인식이 가능하다. 그리고 연결웨이트에는 영상에 대한 정보를 그대로 갖고 있어서, 기존의 신경망과 같은 전체적인 재학습을 하지 않고도 새로운 영상만을 추가학습이 가능하므로 확장학습이 용이하다. 각각 10가지 얼굴영상을 갖는 40 명의 ORL 얼굴영상에 실험한 결과, 인식률이 기존의 방법과 비슷한 8% 오차범위 내에서 학습시간이 PC에서도 수 분밖에 안 걸리는 빠른 얼굴인식이 가능함을 확인하였다.

Abstract

This paper proposes an efficient face recognition system using phase difference between the face images. We use a Karhunen-Loève transform for image compression and reconstruction, and obtain the phase difference by using normalized inner product of the two compressed images. The proposed system is rotation and light-invariant due to using the normalized phase difference, and somewhat shift-invariant due to applying the cosine function. The faster recognition than the conventional system and incremental training is possible in the proposed system. Simulations are conducted on the ORL images of 40 persons, in which each person has 10 facial images, and the result shows the faster recognition than conventional recognizer using convolution network under the same recognition error rate of 8% does.

I. 서 론

카메라를 통하여 얻어진 영상으로부터 사람의 얼굴을 분리하여 컴퓨터를 통하여 인식해야하는 얼굴인식에서는 인식대상인 얼굴영상이 복잡하고 사람마다 비

슷하게 나타나서 이들을 분리하고 인식하는 것은 매우 어려운 과제이다. 얼굴인식 시스템은 영상의 수가 대 규모로 증가하여도 정확하여야 할뿐만 아니라 신뢰성을 바탕으로 구현되어야 한다. 최근 멀티미디어를 기반으로 하는 인터넷에서도 제스처 인식^[1] 및 영상정

* 正會員, 密陽産業大學校 컴퓨터工學科
(Miryang Nat'l Univ., Dept. of Computer Eng.)

** 正會員, 慶東專門大學 電子計算科
(Kyungdong College, Dept. Computer Science)

*** 正會員, 慶北大學校 電子電氣工學部
(Kyungpook National University, School of Electronic and Electrical Engineering)

接受日字: 1998年3月4日, 수정완료일: 1998年5月29日

보복구(image information retrieval)를 기반으로 멀티 미디어 데이터를 저장하거나 복구하는 시스템^[2]이 시도되고 있다.

칼라 얼굴영상에 대한 처리 시스템도 제안^[3]되었으나, 대부분의 연구에서는 명도영상에 대한 데이터베이스를 이용하고 있다. 얼굴인식 시스템을 구현하는 방법에는 얼굴영상의 기하학적인 특징을 이용하는 방법^[4,5], 고유벡터를 이용하는 방법^[6-8], 얼굴영상의 정합^[7], 신경망을 이용하는 방법 등^[9-11]이 있다. 코, 눈, 입, 턱 등의 기하학적인 거리를 이용하는 방법은 영상의 변화에 무관하게 각 특징의 위치, 크기 등의 위치를 정확하게 구하여야 하는 알고리즘이 요구될 뿐만 아니라 복구시에 문제가 있다.

이들 중 얼굴영상의 정합을 이용하는 방법^[4]은 처리를 효율성을 위하여 주로 얼굴의 중요부분만을 정합시키는데, 복구가 가능하다. 그러나 조명이나 얼굴방향 등의 영향이 커서 이들을 줄이기 위한 방안이 필요하다. 그리고 Turk 등^[7]이 제안한 고유벡터를 이용하는 얼굴인식 시스템은 알고리즘이 간단하고 그 처리속도가 빨라서 현재까지 가장 활발한 연구가 이루어지고 있으며, 어느정도의 성과를 거두고 있다. 얼굴 인식에서 신경망은 인식과정에서 학습을 이용되거나^[9] 고유벡터를 구하는데 쓰인다^[10]. 그러나 학습과정에서 영상이 크거나 그 개수가 많아지면 그 처리 시간이 길어진다.

또한 이들의 방법을 혼합하여 처리하는 경우가 있는데, Pentland 등^[8]은 특징추출에 고유벡터를 이용하고 얼굴영상 정합방법으로 인식 시스템을 구성하였다. 특히, Lawance 등^[6]은 얼굴인식 시스템의 처리시간을 줄이기 위하여 고유벡터나 학습을 이용하여 영상을 압축하고, 이를 신경망인 CN(convolution network)에 학습시켜 얼굴을 인식하는 시스템을 제안하였다. 이 방법에서는 CN의 학습시간이 영상의 크기 및 수에 따라 매우 길다는 단점이 있고, 또한 기존의 신경망처럼 확장성에 문제가 있어서 새로운 얼굴영상을 학습하기 위해서는 처음부터 전체적으로 다시 학습하여야 하는 단점이 있다.

본 논문에서는 얼굴영상간의 위상차를 이용하여 얼굴을 인식하는 시스템을 제안한다. 제안된 시스템에서는 계산량을 줄이기 위해 KLT(Karhunen-Loève transform)를 이용 고유벡터를 구함으로써 복구가 가능하도록 영상을 압축하고, 압축된 학습 대상 영상을

미리 제안된 시스템에서 학습시키도록 하였다. 그리고 압축된 영상과 기존의 학습된 얼굴영상들과의 위상차를 구하고 이 위상차에 여현 함수를 적용하여 그 값이 최대가 되는 얼굴로 인식하도록 하였다. 두 얼굴 영상의 위상차는 벡터 내적방법에 의해 구하여지며, 이를 이용하면 기존의 학습방법을 이용하는 시스템보다 계산이 간단하고 처리시간도 빠르다. 또한 새로운 영상을 학습할 때에도 기존에 학습된 신경망을 그대로 활용할 수 있어서 확장성도 크다. 제안된 시스템은 계산이 단순하여 시스템 구성이 용이하고, 각 학습패턴간의 내재된 병렬성도 풍부하다. 제안된 인식 시스템의 타당성을 확인하기 위하여 개인별로 10개의 영상을 갖는 40 명의 ORL(Olivetti Reaserch Laboratory) 얼굴영상 데이터를 가지고 실험하여 성능을 조사하였다.

II. 영상의 위상차를 이용한 얼굴인식

얼굴인식 시스템의 기본적인 처리과정은 계산량을 줄이고 처리를 간단하게 하기 위하여 그림 1에서와 같이 차원을 축소하는 것부터 시작한다. 그리고 압축된 영상에 대하여 특징점을 추출하고, 이를 학습시킨다. Lawance 등^[6]은 차원을 축소하는 과정에서 전체영상에 대한 정보가 아닌 국소(local)정보에 의하여 영상을 압축하였다. 이는 전체정보에 대한 영상을 압축하는 것보다 용이하면서도 원래의 영상과의 복구에러를 줄이고자함이다. 본 논문에서는 기존의 방법과 비교하기 위하여 전체영상을 1/4로 압축하고 축소된 영상을 고유벡터의 수에 따라, 압축된 영상의 수를 조절하였다.

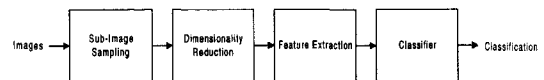


그림 1. 얼굴인식 시스템의 블록도
Fig. 1. System blocks for face recognitions.

1. 입력 얼굴영상

본 논문에서는 1992-94년 동안에 ORL에서 만든 얼굴영상을 사용하였다. ORL 데이터베이스에는 40사람 각각에 대하여 각각 10개의 다른 얼굴영상이 있다. 동일한 사람에 대한 10개의 얼굴영상은 정면에서 20° 까지 변화되었으며, 또한 웃는 얼굴, 안경 쓴 얼굴 등 변화가 많은 영상으로 구성되어 있다. 그리고 얼굴

의 크기도 10%까지 변화가 있으며, 이들 모두는 256 명도영상을 갖는 92x112의 크기를 가지고 있다. 그 예로 한 사람에 대한 10개의 얼굴영상을 그림 2에 나타내었다.

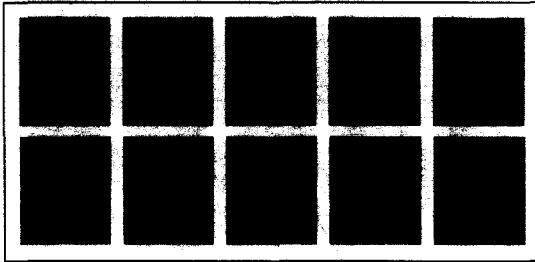


그림 2. ORL 데이터베이스의 얼굴영상의 예
Fig. 2. An example of the face images given by ORL database.

2. 입력 표본화

92x112 크기의 입력영상을 그림 3과 같이 5x5 크기의 블록으로 나누고, 이를 순서적으로 배치하였다. 전체영상의 크기 92x112에서 하나의 윈도우가 5x5 크기로 표본화되며, 각 윈도우는 4 픽셀씩 이동하여 윈도우간 중첩이 되게 하였으며, 축소된 영상이 23x28 가 되도록 하였다. 즉, 하나의 얼굴 영상은 644x25 크기의 영상으로 변환된다.

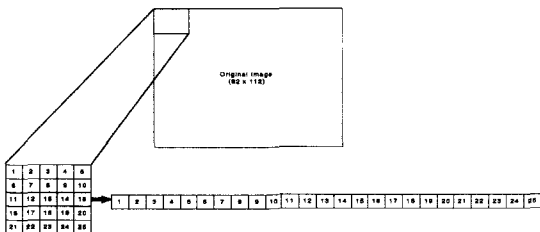


그림 3. 5x5 크기의 윈도우를 가진 입력 표본화
Fig. 3. Sampling of the face images by 5x5 masks.

3. KLT를 이용한 차원 축소

계산량을 줄이고, 처리속도를 빠르게 하기 위해서는 원래의 영상을 축소하여야 한다. 원래의 영상으로부터 가장 작은 복구에러로 차원을 축소하는데는 KLT^[6-8], SOM(self-organizing maps)^[6] 등 많은 방법이 있다.

본 논문에서는 데이터 분석 및 압축에 주로 이용되고 있는 최적 선형 변환(optimal linear transform) 방법으로서 주성분분석(principal component analy-

sis:PCA)과 임의 변수(random variables)들을 통계적으로 분석할 때 주로 이용되고 있는 KLT를 이용하여 차원을 축소화 하였다. 임의의 표본화된 벡터 \mathbf{x} 를

$$\mathbf{x} = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T \tag{1}$$

라 하면, 그들의 평균 μ_x 와 공분산 행렬 C_x 는 각각

$$\mu_x = E(\mathbf{x}), \tag{2}$$

$$C_x = E(\mathbf{x} - \mu_x)(\mathbf{x} - \mu_x)^T \tag{3}$$

이 된다. 여기서 T는 전치행렬이다. 행렬 C_x 의 고유벡터로 구성된 행렬을 \mathbf{A} 라 하면, 입력 \mathbf{x} 는 직교화된 좌표 \mathbf{y} 에 의해 벡터 \mathbf{y} 로 변환된다. 즉,

$$\mathbf{y} = \mathbf{A}(\mathbf{x} - \mu_x) \tag{4}$$

이다. PCA는 고유벡터 \mathbf{A} 로부터 고유치(eigen value)의 값을 크게 가지는 고유벡터만으로 구성된 \mathbf{A}_k 를 이용하는 방법이다. 이는 변환된 결과로부터 원래의 신호를 복구할 때 최소의 오차를 가지고 복구하기 위한 최적 선형 변환 방법이다. 이 때 복구오차는 고유치의 크기에 비례한다. 전술한 바와 같이 KLT에서 주어진 데이터 \mathbf{x} 를 식 (4)에서 \mathbf{A} 행렬 대신에 \mathbf{A}_k 행렬에서 고유치의 값이 큰 것으로 구성된 고유벡터 \mathbf{A}_k 행렬을 이용하여 \mathbf{y} 를 구하면, 복구시의 에러를 최소로 줄일 수 있으면서도 차원을 축소할 수 있다.

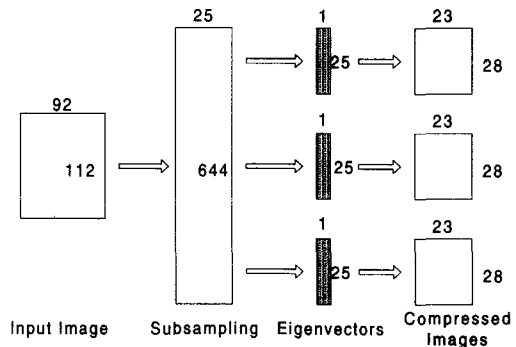


그림 4. KLT를 이용한 차원 축소
Fig. 4. The reductions of dimension using KLT.

그림 4는 92x112 입력영상의 차원을 축소하기 위한 KLT를 도기한 것이다. 이 때에는 고유치의 수 k를 3으로 하였을 경우이다. 5x5크기의 윈도우를 가지므로

고유벡터의 크기는 25x3이 된다. 표본화된 입력영상의 크기는 644x25가 된다. 따라서 하나의 92x112의 영상이 각각 가장 큰 순서로 고유치를 갖는 25x1크기의 3개의 고유벡터에 의하여 1/4로 축소된 23x28의 크기를 갖는 얼굴영상 3개로 축소된다.

4. 제안된 위상차를 이용한 특징 추출

본 논문에서는 KLT에 의해 축소된 얼굴영상들의 위상화 특징을 추출하여 얼굴을 인식하는 시스템을 제안하였다. 학습시킬 모든 영상집합 X 에 대하여 식 (4)를 적용하여 결과 영상집합 Y 를 구한다. 그리고 인식할 입력 얼굴영상 x 에 대해서도 식 (4)를 적용하여 결과영상 y 를 구한다. 그러면 i 번째 학습영상에 대한 Y_i 와 인식할 입력영상 y 와의 위상차 θ_i 는 n 차원공간에서 원점을 기준으로한 두 벡터의 위상차이다. 그림 5(a)는 2차원에서의 두 벡터의 위상차를 도시한 것이다. 그림에서 보면, i 번째 학습영상에 대한 Y_i 와 입력 영상에 대한 y 와의 위상차는 회전에 무관한 값을 가짐을 알 수 있다. 그리고 이 벡터들을 규준화(normalization)하면 크기에도 무관함을 알 수 있다. 두 벡터 Y_i 와 y 의 유클리드 거리 $D_2 = \sqrt{(y - Y_i)^T (y - Y_i)}$ 이고, $|y| = |Y_i| = 1$ 로 규준화되었다면, $D_2 = \sqrt{2 - 2Y_i \cdot y}$ 가 된다.

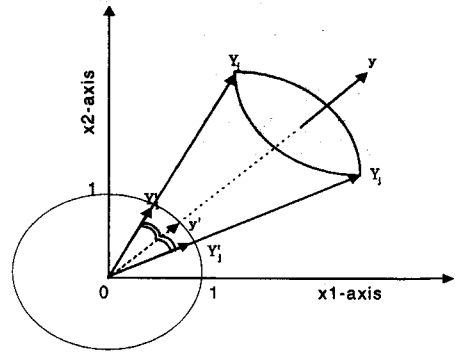
이렇게 구하여진 위상차 θ_i 를 다시 여현 함수에 적용하였다. 이는 그림 5(b)에 보는 바와 같이 여현 함수는 비선형 함수로써 어느정도 위치변화에도 무관하게 인식하기 위해서이다. 따라서 제안된 위상차를 이용한 얼굴인식 시스템에서 비선형 출력함수 $f(\theta_i)$ 는

$$f(\theta_i) = \cos \theta_i = \frac{Y_i \cdot y}{|Y_i| |y|} = 1 - \frac{D_2^2}{2} \quad (5)$$

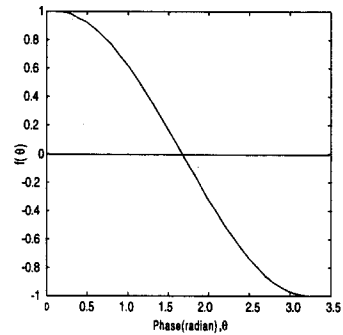
로 간단히 나타낼 수 있다. 따라서 입력벡터 y 가 회전이 되어도 벡터의 내용은 위치만 바뀌었을 뿐, Y_i 벡터와의 유클리드 거리 D_2 는 변하지 않아 회전에 무관함을 알 수 있다.

그림 6(a)는 기존의 CN을 도시한 것이다. C은 KLT에 의해 압축된 23x28입력 영상에 대하여 약간의 이동 및 회전에 무관하게 인식할 수 있도록 국부적으로 연결된 5단으로 구성된 망이다. 1,3단의 Convolution 단에서는 입력단의 크기를 3x3으로 하였으며, 이 후 2x2 크기로 표본화하였다. 마지막 단에

서는 전체적인 연결세기를 가지고 있어서, 앞단계에서의 특징추출을 바탕으로 인식하는 단이다. 각 단계에서의 망의 크기는 그림 상단에 표시되어 있다. 즉, 20@21x26은 21x26크기의 20개로 구성된 단을 의미한다. 그리고 학습은 역전파알고리즘(backpropagation)을 이용하고 있다.



(a)



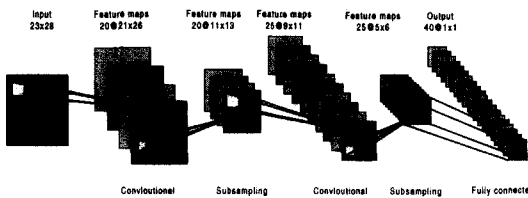
(b)

그림 5. (a) 2차원 상의 위상 차 및 (b) 출력 함수
Fig. 5. (a) The phase difference on 2-D, and (b) output function.

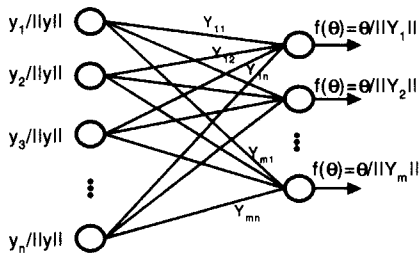
그림 6(b)는 식 (5)를 계산하기 위한 제안된 위상차 (phase difference:PD)신경망을 도시한 것이다. 학습된 얼굴 영상의 벡터는 각 출력 뉴런에 연결된 연결가중치로 학습된다. 이 때 출력 뉴런의 수는 학습 영상의 수 및 인식 대상 얼굴 수와 같으며 입력 뉴런의 수는 축소된 영상의 크기와 같고, 학습된 벡터 Y_i 의 크기는 미리 계산되어진 값을 사용함으로써 계산량을 줄일 수 있고, 입력 영상 y 의 크기는 전체 입력 뉴런에 분산시킨다. 각 입력 뉴런값과 연결세기의 곱들의 합을 학습된 벡터의 크기로 나누면 식 (5)의 두 벡터간 위상차를 비선형 여현 함수로 출력한 것과 같다.

제안된 PD 망의 처리시간은 두 벡터의 내적(inner product)를 구하는 시간과 같다. 물론 이 때 학습된 영상과 입력된 영상의 크기는 구하였다고 가정한다. 벡터의 크기를 구하는 시간은 무시하여도 될만큼 짧다. 그림 6에 알 수 있듯이 학습 패턴 수 m , 그리고 각 학습패턴 또는 입력 패턴의 크기 n 이라고 할 때, 전체 처리시간은 하나의 학습패턴당 n 번의 곱하는 시간 및 $n-1$ 번의 더하는 시간이 요구된다. 즉, PD 망의 처리 시간 T_{PD} 는

$$T_{PD} = m(nt_m + (n-1)t_a) \quad (6)$$



(a)



(b)

그림 6. (a) CN과 (b) 제안된 PD 망
Fig. 6. (a) CN and (b) the proposed PD networks.

이 된다. 즉, $T_{PD} = \theta(N_{w1})$. 식 (6)의 처리시간을 기존의 CN에서의 처리시간과 비교하면 표 1과 같다. 이때 각 변수들의 의미는 다음과 같다. 즉,

- t_a : The computation time for addition
- t_m : The computation time for multiply
- N_{w1} : The number of weights in the PD network(=nm)
- N_{w2} : The number of weights in the convolution network
- N_{tr} : The number of evolutions
- N_m : The number of training examples(=m)

이다. 표 1에서는 학습과정에서의 처리시간과 인식과정에서의 처리시간으로 각각 나누어 비교하였다. 인식

과정에서의 처리시간은 두 방법 모두 연결된 웨이트 수에 비례하게 나타남을 알 수 있다. 또한 학습과정에서의 처리시간은 제안된 PD망에서는 한번으로 끝나지만 CN은 학습패턴의 수 N_m 과 반복횟수 N_r 의 곱만큼 더 늘어나게 된다.

표 1. 제안된 PD망과 CN과의 처리시간 비교

Table 1. Comparison of the processing time of the proposed PD network and the convolution network.

	Training complexity	Classification Complexity
PDN	$\theta(N_{w1})$	$\theta(N_{w1})$
CN	$\theta(N_r N_m N_{w2})$	$\theta(N_{w2})$

제안된 얼굴인식 시스템은 그림 7과 같다. 제안된 얼굴인식 시스템에서는 KLT를 이용하여 차원을 축소하고, 이를 PD망을 이용하여 정합도를 구하고 얻어진 정합도가 가장 큰 얼굴 영상 즉, PD망의 출력을 가장 크게 갖는 얼굴을 인식하는 maxnet을 사용하였다.

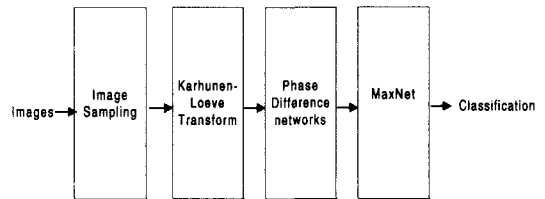


그림 7. 얼굴인식을 위한 제안된 시스템의 모델링 방법

Fig. 7. A diagram of the proposed system used for face recognition.

III. 실험 결과 및 고찰

ORL 얼굴 영상을 가지고 제안된 얼굴인식 시스템의 타당성을 조사하였다. 각 사람마다 순서적으로 앞에서 5개의 영상은 학습영상으로 나머지 5개는 인식을 위한 테스트 영상으로 사용하였다. 실험은 펜티엄급 PC에서 수행하였으며, ORL에서 제공되는 40명에 대하여 각각 10개의 얼굴영상을 가지는 데이터베이스를 이용하였다. 표 2는 5개의 학습영상 및 5개의 테스트 영상을 사용하고, 인식대상의 사람 수에 따라 인식률을 조사한 것이다. 즉, 10, 20 및 40명에 대한 데이터베이스를 이용하여 조사한 것이다. 이때 KLT는 고유

치를 크기에 따라 고유벡터를 1,2 및 3개를 사용하였을 때이다. 고유벡터의 수가 1개일 때 가장 좋은 성능을 가짐을 알 수 있다. 전체적인 성능은 고유벡터의 수가 증가할수록 인식률이 높아지지 않는다. 또한 인식 대상 사람의 수가 증가할수록 오차가 커졌다. 즉, 사람의 수가 많아지면 인식하고자 하는 얼굴과 비슷한 형태를 갖는 얼굴이 많이 존재할 수도 있어서 그 오차가 커짐을 알 수 있다.

표 2. 고유벡터의 수에 따른 오차율
Table 2. Error rates for the number of eigenvectors.

Number of classes \ Number of eigenvectors	10	20	40
1	0.0	4.0	8.0
2	2.0	6.0	8.0
3	2.0	6.0	8.0

표 3. 사람당 학습 패턴 수에 따른 오차율
Table 3. Error rate for the number of training patterns per person.

Images per person \ (Number of eigenvectors)	1	2	3	4	5
PDN(1)	29.4	20.9	15.0	12.1	8.0
PDN(2)	29.7	20.6	15.0	11.7	8.0
PDN(3)	29.4	20.9	15.0	12.1	8.0
CN(3)	34.2	17.2	13.2	12.1	7.5

다음으로 전체 40사람에 대하여 학습영상을 순서적으로 처음 하나만 그리고 5개까지 변경시키면서 그 나머지 영상에 대한 인식률을 조사하였다. 그 결과를 표 3에 도시하였다. 학습영상의 수가 줄어들수록 오차는 커졌다. 그리고 기존의 방법인 CN을 이용하였을 때와 비교하면 제안된 방법은 8%, CN은 7.5%로 비슷한 성능을 가짐을 알 수 있다. 또한 제안된 PD 망의 성능은 고유벡터의 수에 관계없이 거의 일정한 성능을 가진다. 제안된 PD 망에서의 학습대상 표본 수에 따른 오인식의 결과는 3D로 회전한 영상을 학습하지 않아 생기는 것이다. 이는 PD망에서 3D로 회전한 얼굴영상을 학습시킴으로써 어느정도 보완될 수 있음을 알 수 있다. 따라서 3D로 변화하는 5개까지의 얼굴영상을 학습에 부가시킴으로써 29.4%오차율에서 8%의 오차율을 가지는 시스템으로 성능이 증가됨을 알 수 있다. 앞으로 3D 회전에도 무관하게 인식할 수 있는 인

식 시스템에 대한 연구가 필요하다.

제안된 얼굴 인식 시스템은 기존의 방법과 비슷한 성능을 가지지만 기존의 CN보다 학습시간에서 많은 차이가 있다. 제안된 시스템에서의 학습시간은 개인용 컴퓨터에서 수 분내에 학습과 테스트를 모두 마칠 수 있었지만 CN은 SGI Indy 100MHz MIPS R4400 시스템에서 4시간 정도 수행된다^[6]고 하였다. CN에서의 웨이트 수는 149,403개, PD망에서의 웨이트 수는 128,800개가 되어 연결된 웨이트 수가 제안된 PD망이 작다. 두가지 망의 웨이트 수가 같다고 하더라도, PD망은 한번에 학습이 이루어지는 반면, CN망은 역전과 알고리즘에 의한 반복학습으로 처리된다. 따라서 CN망에서의 학습시간은 제안된 PD망의 학습시간보다 학습패턴수 200개와 시뮬레이션시 반복횟수의 곱한만큼 길다.

또한 제안된 학습 시스템은 기존의 방법과 다르게 초기치에 의존하지 않고, 계산이 간단하다. 제안된 시스템에서는 서로 다른 사람의 비슷한 영상을 학습할 때에도 상반된 입력력 관계로 학습이 되지 않는 경우가 생기지 않는다. 별도의 규준화 과정이 없으며, 새로운 학습영상에 대해서도 기존의 학습된 PD 망을 그대로 사용할 수 있어서 확장성도 크다. 그리고 별도로 조정하여야 하는 파라미터가 없으며, 간단한 계산 능력을 갖는 병렬처리 시스템으로도 구현이 가능하다.

IV. 결 론

본 논문에서는 영상패턴간의 위상 차를 이용하여 얼굴영상을 인식하는 시스템을 제안하였다. 제안된 시스템에서는 KLT를 이용하여 영상을 압축하여 계산량을 줄이고, 학습된 얼굴영상과 입력된 얼굴영상과의 위상 차를 구하였다. 그리고 구하여진 위상차에 여현 함수를 적용하여 그 값이 최대가 되는 얼굴로 인식하였다. 위상차는 두 영상간의 내적으로 구할 수 있어서 기존의 학습을 이용하는 시스템보다 계산이 간단하며, 처리시간이 빠르다. 또한 영상간 위상차로 인하여 회전에 불변인식할 수 있고, 여현 함수의 적용으로 이동에도 어느정도 불변인식할 수 있다. 그리고 새로운 학습영상에 대해서도 전체적인 학습을 하지않고 필요한 학습영상만 학습한 망만 덧붙임으로써 확장시킬 수 있다. 각각 10개 얼굴영상을 갖는 40 사람의 ORL 얼굴영상

을 대상으로 실험한 결과, 인식률이 기존의 방법과 비슷한 8%의 오차를 가졌으며, 학습시간이 PC에서도 수 분밖에 걸리지 않아서 수행시간이 빨라 제안된 얼굴인식 시스템이 효과적임을 알 수 있었다. 또한 기존 시스템과 달리 초기치에 의존하지 않고, 계산이 간단하여 처리시간이 짧으며, 별도의 학습으로 학습시 상반된 입출력 관계에 의한 충돌문제도 없다. 그리고 별도의 규준화 과정이 요구치 않으며, 확장성이 크고, 조정 파라미터가 없으며, 간단한 계산 능력을 갖는 병렬 처리 시스템으로 구현이 가능하다.

참 고 문 헌

[1] 고 일수, 최형일, "프레임 지식을 이용한 손동작 인식," *정보과학회 논문집 B권*, 제 23권 제 10호, pp. 1104-1112, 1996

[2] A. Pentland, R. Picard and S. Scalroff, "Photobook : Tools for content-based manipulation of image databases," *Proceedings of SPIE-Storage and Retrieval for Images and Video Databases*, vol. 2185, pp. 34-47, 1994.

[3] 김 경수, 최 형일, "컬러영상에서 얼굴요소 검출을 위한 구조," *한국정보과학회 가을 학술발표논문집*, 2권 2호, pp. 379-382, 1995

[4] R. Brunelli and T. Poggio, "Face recognition : Features versus templates," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and*

Machine Intelligence, 15(10), pp. 1042-1052, 1993.

[5] 장 희석, *Gabor Jet 레이블링과 최적화 신경회로망을 이용한 효과적인 얼굴인식*, 경북대학교 공학석사학위논문, 1993

[6] S. Lawrence, C. L. Giles, A. C. Tsoi and A. D. Back, "Face recognition : A hybrid neural network approach," *IEEE Transactions on Neural Networks*, vol. 8, no. 1, pp. 98-113, 1997.

[7] M. Turk and A. Pentland, "Eigenfaces for recognition," *Journal of Cognitive Neuroscience*, vol. 3, pp. 71-81, 1991.

[8] A. Pentland, B. Moghddam and T. Starner, "View-based and modular eigenspaces for face recognition," *MIT Technical Report No. 245*, 1994.

[9] D. Valentin, H. Abdi, and A. J. O'Toole, "Categorization and identification of human face images by neural network : A review of the linear autoassociative and principal component approaches," *Journal of Biological Systems*, 2(3), pp. 413-429, 1994.

[10] D. Valietin, H. Abdi, A. J. O'Toole, G. W. Cottrell, "Connectionist models of face processing : A survey," *Pattern Recognition*, vol. 27, pp. 1209-1230, 1994.

[11] 이 승훈, *신경망을 이용한 얼굴영역 추출*, 인하대학교 공학석사학위논문, 1997

저 자 소 개

金 宣 鍾(正會員)

1965년 3월 29일생. 1989. 2. 경북대학교 전자공학과 졸업(공학사). 1991.2. 경북대학교 전자공학과 공학석사. 1996.8. 경북대학교 전자공학과 공학박사. 1995. 2.-1997. 2. 순천제일대학 제어계측과 전임강사. 1997. 3.-현재 밀양산업대학교 컴퓨터공학과 전임강사. 주관심분야는 병렬처리, 패턴인식, 영상처리 등임

成 孝 慶(正會員)

第 34卷 S編 第 6號 參照
현재 경북대학교 전자공학과 박사
과정

具 卓 謀(正會員)

1959년 11월 28일생. 1982. 2. 경북대학교 전자공학과 졸업(공학사). 1984. 2. 경북대학교 전자공학과 공학석사. 1997.8. 경북대학교 전자공학과 공학박사. 1983-1991 삼성종합기술원 선임연구원. 1992 -현재 경동전문대학 전자계산과 조교수. 주관심분야는 신경회로망 응용, 영상처리 등임

崔 興 文(正會員)

第 34卷 S編 第 6號 參照
현재 경북대학교 전자전기공학부
교수