

고유특징을 이용한 얼굴인식에 있어서 얼굴영상에 대한 분수차 Fourier 변환의 효과

(Effects of fractional Fourier transform of facial images in face recognition using eigenfeatures)

沈英美*, 張珠錫**

(Young-Mi Shim and Ju-Seog Jang)

요 약

얼굴 영상을 분수차 Fourier 변환하여 그 진폭 스펙트럼을 사용할 때, 이 변환이 얼굴인식에 미치는 영향을 조사하였다. 최근에 개발된 두가지 얼굴인식 방법 즉 most effective feature (MEF) 방법(혹은 고유얼굴 방법)과 most discriminating feature (MDF) 방법을 사용하였으며, 두 방법 모두에 대해 일관성 있는 변환효과를 얻었다. Fourier 변환의 차수에 관계없이 MDF 방법이 MEF 방법 보다 더 좋은 결과를 주었으며, 차수가 1인 Fourier 변환을 사용할 때가 그렇지 않을 때 보다도 평균적으로 약간 높은 인식율을 나타내었다. 또한 Fourier 변환의 차수가 1에 가까울 때에만 입력영상의 이동에 대해 둔감한 인식효과를 얻을 수 있었고, 입력영상의 크기변화에 따른 인식을 감소 추이는 변환차수에 무관하였다. 결과적으로 얼굴영상을 차수가 1인 종래의 Fourier 변환을 통해 변환하고 그 진폭 스펙트럼을 사용하는 것이 가장 유리함을 알 수 있었다.

abstract

We studied the effects of fractional Fourier transform in face recognition, in which only the amplitude spectra of transformed facial images were used. We used two recently developed face recognition methods, the most effective feature (MEF) method (i.e., eigenface method) and most discriminating feature (MDF) method, and the effects of the transform for the two methods were consistent. We confirmed that the recognition rate by the use of MDF method is better than that by MEF regardless of the order of transform, these methods provided slightly better results when the order was 1 than for any other order values. Only when the order was close to 1, the recognition rates were robust to the shift of the input images, and the trend that the recognition rates decreased as the input size varied was independent of the order. From these results, we found that it is most advantageous to use the amplitude spectra of the conventional Fourier transform whose order is 1.

I. 서 론

얼굴인식 연구에 있어서 최근 고유얼굴 방법 [또는

MEF (Most Expressive Feature) 방법] 이나, 이를 다소 수정한 MDF (Most Discriminating Feature) 방법이 제안되었다^[1-5]. 이들 방법에서는 인식하고자 하는 기준 얼굴들로부터 주성분 분석^[6,7]을 (또는 Karhunen-Loeve 근사들) 이용하여 서로 직교하는 대수적 벡터를 (고유얼굴 또는 특징얼굴을) 계산해 두고, 인식하고자 하는 얼굴을 특징 얼굴공간에 투

* 學生會員, ** 正會員, 釜慶大學校 情報通信工學科 (Department of Telematics Engineering Pukyong National University)

接受日字:1998年5月8日, 수정완료일:1998年6月29日

사시켜 그 성분들을 이용하여 인식한다. 따라서 특징 얼굴의 개수 즉 인식을 위한 비교차원이 얼굴 영상의 픽셀개수에 비해 매우 작아서 패턴인식이 대단히 간단해진다. 이들 방법은 패턴인식의 단순성에 비해 비교적 높은 인식률이 얻어지는 것이 큰 장점이다. 그러나 이들 방법은 입력영상의 위치가 이동하게 되면 인식이 급격히 떨어지는 단점이 있다. 이 단점을 제거하기 위해 얼굴영상을 Fourier 변환하고 그 진폭 스펙트럼을 사용할 수 있다^[8]. 일반적으로 Fourier 변환된 영상의 진폭스펙트럼은 본래 영상의 위치 이동에는 무관하지만 크기변화나 회전에는 민감하게 변하는 것으로 알려져 있다. 그렇다면 Fourier 변환과 본래 얼굴 영상의 중간에 해당하는 얼굴영상을 (즉 공간좌표성분과 공간주파수성분 모두 갖는 영상)을 사용하면 인식이거나 변위불변적 성질에 어떤 영향이 있을 것인가? 우리는 이 문제에 대한 답을 알아보기 위해 분수차 Fourier 변환^[9]을 사용하였다. $1/q$ 차 Fourier 변환이라 함은 이 변환을 q 번 반복하였을 때 기존의 Fourier 변환이 되는 것을 말한다^[9-11]. 즉, 본래의 영상과 기존의 Fourier 변환 영상은 분수차 Fourier 변환의 극단적인 예로 각각 0차 및 1차 Fourier 변환에 해당한다.

본 논문에서는 특징얼굴을 이용한 얼굴인식에서 얼굴영상을 분수차 Fourier 변환하여 사용할 때, 변환 차수에 따른 여러 가지로 변화된 얼굴의 인식률을 조사하였다. 이를 위해 최근 단순한 방법으로 비교적 높은 인식률을 얻을 수 있는 MEF와 MDF 방법 두 가지를 사용하였다. 컴퓨터 모의 실험에서 사용된 얼굴 영상 데이터는 본 연구실(Optical Systems Laboratory)에서 준비한 얼굴^[8]과 인터넷에서 얻은 Cambridge 대학의 Olivetti Research Laboratory에서 사용한 얼굴^[12]이었다. 편의상 전자를 OSL 얼굴이라 부르고 후자를 ORL 얼굴이라 부르기로 한다.

II. 고유특징을 이용한 얼굴인식 방법

1. MEF (혹은 고유얼굴) 방법

인식하고자 하는 M 개 기준얼굴 영상들을 N 차원의 벡터로 표현하고, 그들의 공분산 행렬의 고유벡터를 특징얼굴로 사용한다. 특징얼굴은 정규직교벡터이며 고유얼굴이라 불린다. 미지의 얼굴이 입력되면 고유얼

굴로 투영시키고 그 성분을 기준영상의 것과 비교함으로써 얼굴을 인식하는 방식이다.

고유얼굴을 구하는 방법은 다음과 같다. $N_1 \times N_2$ ($=N$) 개의 픽셀을 갖는 M 개의 2차원 정면 얼굴영상을 N 차원 열벡터로 표현한다. 이들 각각의 영상을 F_m ($m = 1, 2, \dots, M$)이라 하자. 이들의 평균 벡터는 $\bar{F} = (1/M) \sum_m F_m$ 이다. 평균이 제거된 이들 벡터 $F_m - \bar{F}$ 를 Ψ_m 이라 표현하기로 하자. 이들의 공분산 행렬은 $C = (1/M) \sum_m \Psi_m \Psi_m^T$ 이고, C 의 차원은 $N \times N$ ($=N_1^2 \times N_2^2$)으로 고유벡터와 고유값을 구하기 위한 계산량이 매우 많아진다. 따라서 다음과 같은 과정을 거쳐서 고유벡터를 구한다^[13].

먼저 행렬 $\Psi = [\Psi_1 \ \Psi_2 \ \dots \ \Psi_M]$ 로부터 $\Psi^T \Psi$ 를 계산한다. 이 행렬의 차원은 $M \times M$ 이다. 이 행렬의 고유값과 고유벡터를 λ_i 및 V_i 라 하면 $\Psi^T \Psi V_i = \lambda_i V_i$ 이고 이 식의양변에 Ψ 를 곱하면 $\Psi \Psi^T \Psi V_i = \lambda_i \Psi V_i$ 가 된다. 따라서 $\Psi \Psi^T = C$ 의 고유벡터는 ΨV_i 이고, 고유값은 λ_i 이다. 즉 $U_i = \Psi V_i$ 이다. U_i 는 정규화된 것으로 간주한다. 얻어진 고유벡터를 $N_1 \times N_2$ 로 재배열하여 보면 얼굴영상과 닮아있으므로 "고유얼굴"(eigenface)라고 불린다. 그리고 평균값을 뺀 Ψ_m 을 사용하므로 고유값이 0이 아닌 고유벡터는 $M-1$ 개다.

얼굴인식은 다음과 같이 수행된다. 고유값이 큰 순서대로 $M' (< M)$ 개의 U_i 를 선택하고, U_i 를 구할 때 사용하였던 즉, 학습할 때 사용한 M 개의 Ψ_m 에 대한 특징벡터 즉,

$$\Omega_m = [U_1^T \Psi_m \ U_2^T \Psi_m \ \dots \ U_{M'}^T \Psi_m]^T, \quad m = 1, 2, \dots, M \quad (1)$$

을 저장해 둔다. 특징벡터 Ω_m 은 Ψ_m 을 U_i 공간에 투사시킬 때의 성분벡터 혹은 특징벡터이다. 실제 인식과정에서는 학습되지 않은 다소 변화된 입력패턴 F_m 에 대해서 $\Psi_m = F_m - \bar{F}$ 를 얻은 다음 식 (1)과 같이 특징을 추출하고, 즉 특징벡터 Ω_m 을 얻고, 이를 이미 저장된 모든 M 개 Ω_m 과 비교하여 그 유클리드 거리가 최소가 되는 Ψ_m 을 찾는다. 이 방법은 M' 차원의 특징벡터공간에서 비교하므로 $N_1 \times N_2$ 화소를 갖는 얼굴영역에서 비교하는 것에 비해 계산량이

매우 줄어든다. 그리고 인식률을 높이기 위해 각 사람마다 1개이상의 변화된 얼굴을 학습에 사용할 수도 있다^[3].

2. MDF 방법

이 방법은 학습과정에서 정면 얼굴 1개만 사용할 수 없고 각 사람마다 서로 조금 변화된 얼굴을 2개 이상씩 그룹을 지어 사용한다. 인식하고자 하는 사람의 수를 M , 각 사람마다 서로 다른 K 개의 얼굴 영상을 사용한다고 하자. 그러면 총 $M \times K$ 얼굴영상에 대한 고유벡터 U_i ($i = 1, 2, \dots, MK-1$)를 구한다. 그리고 각각의 얼굴영상에 특징벡터를 $\Omega_m^k = [U_1^T \Psi_m^k, U_2^T \Psi_m^k, \dots, U_{MK-1}^T \Psi_m^k]$ 라하고, m 번째 사람에 대한 Ω_m^k 의 평균을 $\bar{\Omega}_m = 1/k \sum_k \Omega_m^k$ 이라 하자. 그러면 각 사람 자신들간의 scatter matrix는

$$S_w = \sum_{m=1}^M \sum_{k=1}^K (\Omega_m^k - \bar{\Omega}_m) (\Omega_m^k - \bar{\Omega}_m)^T \quad (2)$$

로 정의된다. 그리고 한 사람과 서로 다른 사람들 간의 scatter matrix는

$$S_b = \sum_{m=1}^M (\bar{\Omega}_m - \bar{\Omega}) (\bar{\Omega}_m - \bar{\Omega})^T \quad (3)$$

로 정의된다. $\bar{\Omega}$ 는 전체 평균 $\frac{1}{M} \sum_m \bar{\Omega}_m$ 이다. 이때 $(S_w)^{-1} S_b$ 를 계산하고 이것의 고유벡터를 인식하기 위한 기저(basis)벡터 W_j 로 사용한다. W_j 의 차원은 $(MK-1) \times 1$ 이다. 그러나 Karhunen-Loeve 근사 방법에서 $MK-1$ 보다 작은 수 M'' 개의 고유벡터 U_i 를 사용해도 된다. 이 경우의 W_j 의 차원은 $M'' \times 1$ 이 된다.

얼굴의 인식은 다음과 같이 수행된다. 어떤 얼굴영상 F_m 이 입력되면 $\Psi_m = F_m - \bar{F}$ 를 계산하고, $(U_i)^T \Psi_m$ 을 모든 i 에 대해 계산하여 특징벡터 Ω_m 을 얻는다. 그리고 $W_j^T \Omega_m$ 을 모든 $j = 1, 2, \dots, M''$ 에 대해 계산하여 제2의 특징벡터 $Z_m = [W_1^T \Omega_m, W_2^T \Omega_m, \dots, W_{M''}^T \Omega_m]^T$ 을 얻고, 이것과 학습에 사용된 Ψ_m 의 Z_m 간의 유클리드 거리가 최소가 되는 것을 찾음으로써 인식을 수행한다.

그러면 MDF 방법은 마치 두 단계의 과정을 거쳐 인식을 수행하는 것 같지만 실질적으로 MDF에 대한 M'' 개의 벡터 $[U_1 U_2 \dots U_{M''}] W_j = V_j$ ($j=1, 2, \dots, M''$)

을 계산해 두면 앞의 고유얼굴 방식과 마찬가지로 한 번의 과정 즉 $Z_m = [V_1^T \Psi_m, V_2^T \Psi_m, \dots, V_{M''}^T \Psi_m]^T$ 을 바로 계산함으로써 인식을 수행할 수 있다. 이 V_j 를, 고유얼굴 방식에서의 특징얼굴(고유벡터) U_i 에 대응되는, MDF 방식에서의 특징얼굴이라고 볼 수 있다.

III. 분수차 Fourier 변환의 디지털 계산

어떤 2차원 함수 예를 들어 영상 $g(x, y)$ 의 $1/q$ 차 Fourier 변환을 $\mathcal{F}^{1/q}[f(x)]$ 로 표현하자. 단 차수 $p = 1/q$ 의 범위는 역변환을 고려하여 $0 < |p| < 2$ 로 한다. $\mathcal{F}^{p_1} \mathcal{F}^{p_2}[g(x, y)]$ 는 $\mathcal{F}^{p_1+p_2}[g(x, y)]$ 와 동일하고, $\mathcal{F}^1 \mathcal{F}^{-1}[g(x, y)] = \mathcal{F}^2[g(x, y)] = g(-x, -y)$ 가 된다. 수학적으로 2차원 함수에 대한 p ($=1/q$)차 Fourier 변환은

$$\begin{aligned} \mathcal{F}^p[g(x, y)] &= G_p(\xi, \eta) = A_\phi \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} g(x, y) B(x, y; \xi, \eta) dx dy, \\ B_p(x, y; \xi, \eta) &= A_\phi \exp\left(\frac{-j\pi(x^2 + y^2 + \xi^2 + \eta^2)}{\tan \phi}\right) \exp\left(\frac{-j2\pi(x\xi + y\eta)}{\sin \phi}\right), \\ A_\phi &= \frac{\exp(-j2\pi \operatorname{sgn}(\sin \phi)/4 + j\pi)}{|\sin \phi|} \end{aligned} \quad (4)$$

과 같이 나타낼 수 있다. 여기서 $\phi = p\pi/2$ 이고 $j = \sqrt{-1}$ 이다. 식 (4)는 $p = 0$ 일 때 $B_0(x, y; \xi, \eta) = \delta(x - \xi, y - \eta)$ 이고 $p = \pm 2$ 일 때 $B_0(x, y; \xi, \eta) = \delta(x + \xi, y + \eta)$ 이다. $p = 1$ 이면 일반적인 Fourier 변환식을 얻을 수 있다.

분수차 Fourier 변환은 광학적으로 수행되거나 디지털(수치적) 계산을 통해 수행된다^[10, 11]. 본 연구에서는 이 식 (4)를 직접 이산 수치해석 방법으로 계산함으로써 분수차 Fourier 변환 결과를 얻었다. 그림 1은 분수차 Fourier 변환의 디지털 계산 방법을 사용하여 본 논문에 사용된 얼굴데이터 중의 하나를 변환한 예이다. 그림 1(a)는 본래 얼굴영상이고, 그림 1(b)-(e)는 차수 p 가 0.3, 0.5, 0.7, 1일 때의 분수차 Fourier 변환 스펙트럼의 크기 $|G_p(\xi, \eta)|$ 이다. 입력이 오른쪽으로 이동하였을 경우, 변환 차수에 따른 Fourier 변환 스펙트럼의 크기는 그림 1(f)-(j)이다. 그림 1의 (a)와 (f)사이의 유클리드 거리를 1로 두면 (b)와 (g) 사이의 거리는 0.1894, (c)와 (h) 사이의 거리는 0.1392, (d)와 (i) 사이는 0.00716, (e)와 (j) 사이는 0.006이었다. (e)와 (j)의 거리가 0이 되지 않는

것은 디지털 계산에서 발생한 오차 때문이다. 분수차 Fourier 변환 스펙트럼의 크기성분은 차수가 1에 가까울수록 변위불변적 성질을 가짐을 알 수 있다.

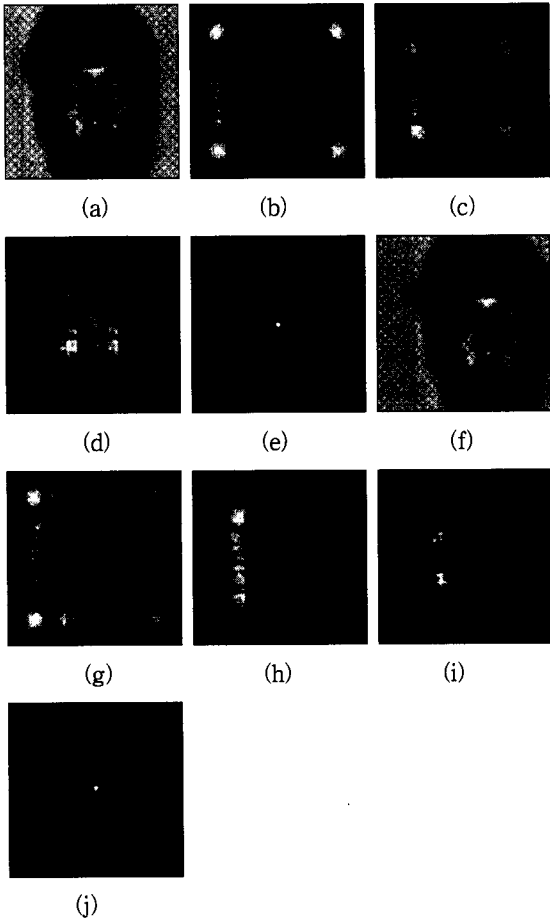


그림 1. 여러 가지 차수에 따른 얼굴영상의 분수차 Fourier 변환의 진폭스펙트럼 크기성분
 (a) 입력얼굴 (b) 차수 $p = 0.3$ 인 경우 (c) 차수 $p = 0.5$ 인 경우 (d) 차수 $p = 0.7$ 인 경우 (e) 차수 $p = 1$ 인 경우 (f) 이동된 얼굴 (g) 차수 $p = 0.3$ 인 경우 (h) 차수 $p = 0.5$ 인 경우 (i) 차수 $p = 0.7$ 인 경우 (j) 차수 $p = 1$ 인 경우

Fig. 1. Amplitude spectra of fractional Fourier transform of a facial image for various orders. (a) The input face (b) In case of order $p = 0.3$ (c) $p = 0.5$ (d) $p = 0.7$ (e) $p = 1$ (f) Shifted input face (g) $p = 0.3$ (h) $p = 0.5$ (i) $p = 0.7$ (j) $p = 1$

IV. 분수차 Fourier 변환된 얼굴영상을 사용한 인식실험

얼굴인식에 있어서 분수차 Fourier 변환을 다음과

같이 적용시켰다. 먼저 원래 얼굴을 2차원 분수차 Fourier 변환시킨다. 그리고 그 결과의 2차원 진폭 스펙트럼 $|G(\xi, \eta)|$ 을 앞에서 기술한 MEF와 MDF 알고리즘의 입력으로 사용하는 것이다. 이는 원래 얼굴대신에 분수차 Fourier 변환의 전처리 과정을 한단계 더 도입한 것으로 볼 수 있다. 컴퓨터 모의실험에서 사용한 OSL얼굴은 총 80명에 대해서 정면얼굴과 여러 가지로 변화된 총 11개의 얼굴로 구성된 총 880개의 얼굴 데이터베이스^[8]이며, 이들을 임의의 20명으로 구성된 총 11개의 그룹으로 나누어 그 결과를 평균하여 통계적으로 분석하였다. 그리고 ORL 얼굴은 총 40명으로 각 사람마다 10개의 변화된 영상을 포함한 것이다^[12]. 이 얼굴 데이터는 약 2년간 실험실원을 대상으로 수집한 것으로써 인터넷을 통해서 다운로드 받았다. 이 ORL 얼굴 데이터는 10% 정도의 얼굴 크기 변화가 있었고 상대적으로 변화된 정도가 심하였다.

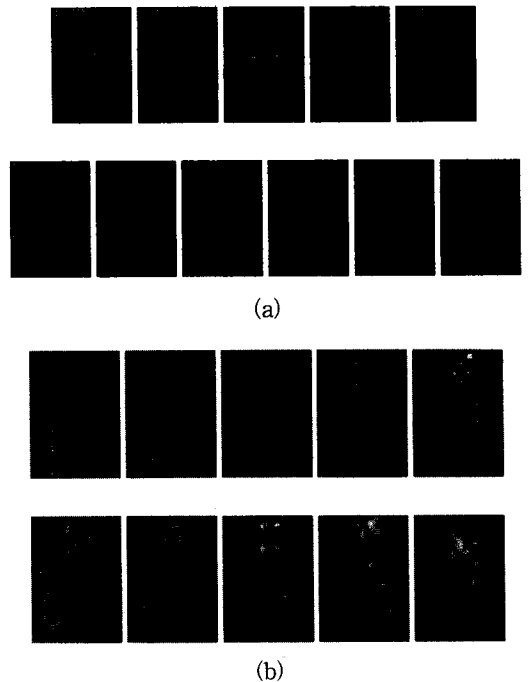


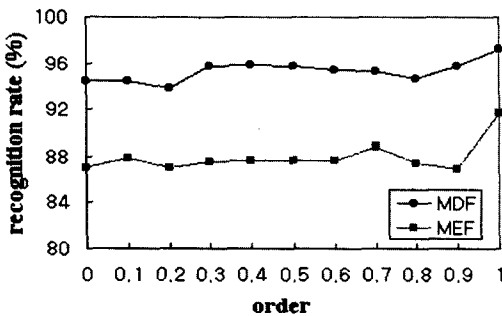
그림 2. 사용된 얼굴데이터 베이스중에서 한 사람의 변화된 얼굴 (a) OSL 얼굴데이터 베이스 (b) ORL 얼굴데이터베이스

Fig. 2. Varied faces for a person in the database of faces we used. (a) OSL database. (b) ORL database

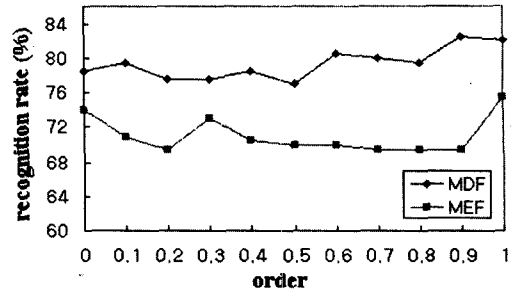
그림 2는 OSL과 ORL 얼굴데이터베이스중에서 임

의 한 사람의 변화된 얼굴을 나타낸 것이다. 분수차 Fourier 변환의 차수에 관계없이 영상의 픽셀 수는 항상 $N_1 \times N_2 = 51 \times 51$ 로 하였다. 컴퓨터 모의실험에서는 MEF 방법과 MDF 방법 모두에 대해, OSL 얼굴은 한 그룹내의 각 얼굴마다 정면얼굴과 변형된 얼굴 2가지를 학습에 사용하고 나머지 9개를 테스트에 사용하였고, ORL 얼굴은 각 얼굴마다 5개씩을 학습에 사용하고 나머지 5개에 대해 테스트하였다.

1) 변환차수에 따른 여러 가지 변화된 얼굴의 인식률 먼저 변화된 얼굴들의 변환된 차수에 따른 인식률을 조사하였다. 차수 p 가 1인 경우는 FFT (fast Fourier transform) 알고리즘을 사용한 것이며, 이는 주파수성분만을 이용하는 경우이다. 이때 평균 인식률은 MEF 방법인 경우, OSL얼굴에 대해서 91.67%이고 ORL얼굴에 대해서는 75.5%이었다. 그리고 MDF 방법에서는 OSL얼굴에 대해서는 97.2%이고 ORL얼굴에 대해서는 82%였다. 변환차수에 관계없이 MDF 방법이 MEF방법보다 향상된 인식률을 얻을 수 있었다. 그리고 차수 p 가 0인 경우, 즉 원래얼굴을 그대로 이용한 경우에 MEF 방법의 인식률은 OSL과 ORL 얼굴에 대해 각각 86.97%와 74%이고, MDF 방법에서의 인식률은 각각 94.5%와 78.5%였다. OSL 얼굴과 ORL 얼굴에 대해서 차수에 따른 MEF 방법과 MDF 방법에서의 인식률을 그림 3(a)와 (b)에 나타내었다. 그림 3에서 볼수 있는 것처럼 차수 $p = 1$ 인 경우가 $p = 0$ 인 원래 얼굴을 이용하는 경우에 비해서 인식률이 약간 향상됨을 알 수 있다. 이는 입력 얼굴의 변위에 대해서는 고려하지 않은 결과이다. 그리고 차수가 $0 < p < 1$ 인 경우, 즉 공간 성분과 주파수 성분이 적절히 섞인 경우에는 차수에 따라서 규칙적인 인식률을 얻을 수 없었으며 차수가 1인 경우보다 더 낮다고 볼 수 없었다.



(a)



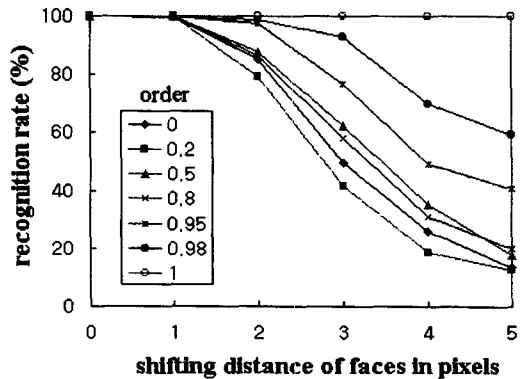
(b)

그림 3. 변환 차수에 따른 변화된 얼굴의 인식률 (a) OSL 얼굴에 대한 인식률 (b) ORL 얼굴에 대한 인식률

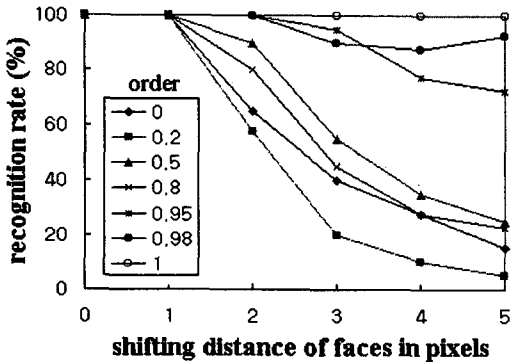
Fig. 3. Recognition rates for varied facial images as the order of the transform increases. (a) For OSL faces (b) For ORL faces

즉 입력의 공간좌표 성분과 주파수 성분을 적절히 가지는 분수차 Fourier 변환 스펙트럼의 크기성분을 이용하는 것보다 차수가 1인 Fourier변환 스펙트럼의 크기성분을 이용하는 것이 변화된 얼굴에 대해서 더 좋은 인식률을 얻을 수 있었다.

2) 입력얼굴 영상의 위치 이동에 따른 인식률 입력이 이동된 얼굴인 경우, 이들의 분수차 Fourier 변환하고 그 진폭스펙트럼을 사용할 때 인식률이 어떻게 달라지는가를 조사하였다. 여기서는 학습할 때 사용한 영상을 이동시켜 시험영상으로 사용하였다. 그 결과, MEF와 MDF 모두 차수가 0.9이하인 경우는 2 픽셀정도의 이동에도 인식률이 급격히 떨어짐을 알 수 있었다. 한가지 예로 MDF방법을 사용하였을 경우에 있어서, 얼굴의 위치 이동에 대한 평균 인식률의 변화를 변환차수를 파라미터로 하여 그림 4에 나타내었다.



(a)



(b)

그림 4. 얼굴영상의 위치 이동에 따른 MDF 방법의 인식률

(a) OSL 얼굴에 대한 인식률 (b) ORL 얼굴에 대한 인식률

Fig. 4. Recognition rates of the MDF method as facial images shift.

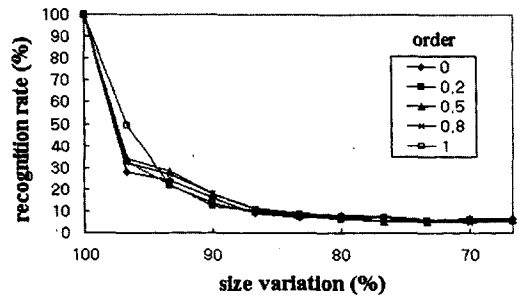
(a) For OSL faces (b) For ORL faces

MEF의 경우도 이와 비슷한 결과를 주었다. 그림 4에서 알 수 있듯이 차수변화에 따라 변위불변적 성질이 비례해서 나타나는 것이 아니라, 변환차수가 1에 가까워짐에 따라 급격히 변위불변적 성질이 나타남을 볼 수 있다. 결국 인식하고자 하는 영상이 학습된 영상과 정확히 일치하지 않는 지점에 입력되더라도 제대로 인식되기 위해서는 변환차수 p 가 1에 매우 가까워야 하고, 낮은 차수 p 의 Fourier 변환은 위치이동에 둔감한 얼굴인식에 거의 도움이 되지 않음을 알 수 있다.

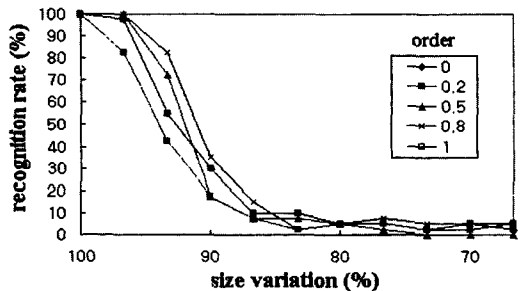
3) 입력영상의 크기변화에 따른 인식률

일반적으로 $p=1$ 인 Fourier 변환은 입력영상의 크기변화에 매우 민감하다고 알려져 있다. 이 효과를 확인하기 위해 입력의 얼굴영상의 크기변화에 따른 인식률의 변화를 조사하였다. 이때 입력영상은 학습할 때 사용하였던 바로 그 얼굴영상이며 크기만 바꾸어 준 것이다. MDF를 사용한 경우의 결과를 그림 5에 나타내었다. MEF를 사용하여도 이와 유사한 결과를 얻었다. 그림 5에서 볼 수 있는 것처럼 원래얼굴을 이용하는 경우나 분수차 Fourier 변환을 이용하는 경우나 모두가 크기변화에 아주 민감하게 인식률이 떨어짐을 알 수 있다. 한가지 주목할 것은 ORL 얼굴영상보다 OSL 얼굴영상에 대한 인식률이 크기변화에 좀 더 민감하게 보인다는 점이다. 사실 OSL 얼굴들은 크기변

화가 거의 없고 ORL 얼굴은 크기변화가 다소 있다. 따라서 5개의 학습영상들은 ORL 영상의 경우 약간의 크기변화를 갖고 있었다. 즉 MDF나 MEF 방법에서는 크기가 조금씩 다른 여러 가지 학습영상을 사용함으로써 크기변화에 약간 둔감한 인식율을 얻을 수 있음을 의미한다. 컴퓨터 메모리와 학습시간을 고려하면 학습영상의 수를 임의로 충분히 크게 할 수 없다. 따라서 입력영상의 크기변화가 매우 심할 때에는 크기불변적 인식을 위해 Mellin 변환^[14]과 같은 크기 무관한 결과를 주는 변환을 도입하는 연구가 필요할 것이다. 중요한 것은 MDF나 MEF 방식의 인식에서 입력영상의 분수차 Fourier 변환을 사용하여도 (p 값에 관계없이) 크기 변화에 대해 인식률이 더 나빠지거나 민감해 지는 것은 아니라는 점이다.



(a)



(b)

그림 5. 얼굴영상의 크기 변화에 따른 MDF 방법의 인식률 (a) OSL 얼굴에 대한 인식률 (b) ORL 얼굴에 대한 인식률

Fig. 5. Recognition rates of the MDF method as the size of facial images varies. (a) For OSL faces (b) For ORL faces

V. 토의 및 결론

MDF와 MEF 방식을 이용한 얼굴인식에 있어서,b

입력영상을 그대로 사용하지 않고 분수차 Fourier 변환하여 그 진폭스펙트럼을 사용할 때의 얼굴인식 효과를 조사하였다. Fourier 변환의 차수에 관계없이 또 얼굴영상 데이터베이스에 관계없이 MDF 방식이 MEF 방식 보다 더 좋은 결과를 주었다. 그리고 MDF와 MEF 모두 얼굴영상의 Fourier 변환의 차수가 1일 때가 그렇지 않을 때 보다도 여러 가지 변화된 시험영상에 대해 약간 높은 인식율을 나타내었다. Fourier 변환의 차수가 1에 가깝지 않으면, 입력영상의 이동에 대해 둔감한 인식효과를 얻을 수 없었으며, 변환 차수에 관계없이 입력영상의 크기변화에 대해서는 분수차 Fourier 변환이 인식율에 별 영향을 주지 않았다. 이상을 종합해 볼 때, MDF나 MEF 방법을 사용한 얼굴인식에서는 얼굴영상을 차수가 1인 종래의 Fourier 변환을 통해 변환하고 그 진폭 스펙트럼을 사용하는 것이, 본래 영상을 사용하거나 분수차 Fourier 변환을 통해 변환한 것을 사용하는 것보다, 인식율이나 변위불변적 성질에 있어서 가장 유리함을 알 수 있었다.

특히 얼굴영상이 약간의 크기변화가 있으면, 특징얼굴을 계산할 때 (학습할 때) 여러 가지 크기 변화된 얼굴을 사용함으로써 입력얼굴영상의 크기변화에 다소 둔감한 인식을 할 수 있음을 알 수 있었다. 이것으로부터 다음과 같은 사항을 추측할 수 있다. 만약 입력되는 얼굴영상의 위치가 심하게 변하고, 크기가 별로 변하지 않는다면, 본 논문에서처럼 Fourier 변환된 영상을 사용하고, 크기변화는 특징영상을 계산할 때 적절한 크기변화가 있는 학습영상을 채택하는 것이 유리하다. 또 반대로 영상의 입력위치는 거의 중앙에 고정되어 있고 영상의 크기변화가 심하다면 Mellin 변환¹⁴⁾과 같은 크기 불변적변환을 사용하고, 위치변화가 약간씩 있는 학습영상을 채택하여 특징영상을 계산하는 것이 유리할 것이다. 마찬가지로, 심하게 회전된 영상이 입력된다면 회전불변적 변환성질을 갖는 회전좌표축에 대한 Fourier 변환인 circular harmonic 변환¹⁴⁾을 택할 수도 있을 것이다. 이와 같은 여러 가지 변환기법을 도입한 얼굴인식 방법이 계속 연구될 예정이며, Fourier 변환은 광학적으로 매우 쉽게 얻어지므로 실시간 얼굴인식을 위해 광학적 얼굴인식 연구도 시도될 예정이다.

본 연구에서는 Pentium 급 PC를 사용하여 한 사람의 얼굴을 분수차 Fourier 변환하는데는 약 1분이

소요되었으며, 분수차 Fourier 변환된 얼굴로부터 특징얼굴을 계산하고 분수차 변환된 한 사람의 얼굴을 인식하는데는 약 3초가 걸렸다. 이러한 분수차 Fourier 변환에도 fast Fourier 변환 즉 FFT의 개념을 적용시킴으로써¹¹⁾ 더 빠르게 얼굴인식을 수행할 수 있을 것이다.

감사의 글

※ 본 연구를 지원해 준 논문문화재단에 감사드린다.

참 고 논 문

- [1] M. Turk and A. Pentland, "Eigenface for recognition," J. Cognitive Neuroscience, vol. 3, no. 1, pp. 71-86, 1991.
- [2] A. J. O'Toole, H. Abdi, K. A. Deffenbacher and D. Valentin, "Low dimensional representation of faces in higher dimension of the face space," J. Opt. Soc. Am. A, vol. 10, no. 3, pp. 405-411, 1993.
- [3] A. P. Pentland and M. A. Turk, "Face recognition using eigenfaces," in Proc. Int. Conf. on Pattern Recognition, pp. 586-591, 1994.
- [4] D. L. Swets and J. Weng, "Using discriminant eigenfeatures for image retrieval," IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 18, no. 8, pp. 831-836, 1996.
- [5] H. Peng and D. Zhang, "Dual eigenspace method for human face recognition," Electron. Lett. vol. 33, no. 4, pp. 283-284, 1997.
- [6] L. Sirovich and M. Kirby, "Low-dimensional procedure for the characterization of human faces," J. Opt. Soc. Am. A, vol. 4, no. 3, pp. 519-524, 1987.
- [7] M. Kirby and L. Sirovich, "Application of the Karhunen-Loeve Procedure for the Characterization of Human Faces," IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 12, no. 1, pp. 103-108, 1990.

- [8] 심영미, 김종규, 장주석, "Fourier 변환된 열 굴의 진폭스펙트럼의 Karhunen-Loeve 근사 방법에 기초한 변위불변적 얼굴인식," 대한전 자공학회 논문지 C편 vol. 35, no. 3, pp. 97-107, 1998
- [9] D. Mendlovic and H. M. Ozaktas, "Fractional Fourier transforms and their optical implementation: 1," J. Opt. Soc. Am. A, vol. 10, pp. 1875-1881, 1993.
- [10] H. M. Ozaktas and D. Mendlovic, "Fractional Fourier optics," J. Opt. Soc. Am. A 4, pp. 743-751, 1995.
- [11] H. M. Ozaktas, O. Ankan, M. A. Kutay and G. Bozdagi, "Digital Computation of the fractional Fourier Transform," IEEE Trans. on Signal Processing, vol. 44, no. 9, pp. 2141-2150, 1996.
- [12] S. Lawrence, C. L. Giles and A. C. Tsoi, "Face recognition: A convolutional Neural network approach," IEEE Trans. on Neural Networks, vol. 8, no. 1, pp. 98-113, 1997.
- [13] K. Fukunaga, Introduction to Statistical Pattern Recognition, 2nd ed. (Academic Press, SanDiego, 1990) chap. 9.
- [14] J. W. Goodman, Introduction to Fourier Optics, 2nd ed. (McGraw-Hill, New York, 1996), pp. 252-256.

 저 자 소 개

沈 英 美(學生會員) 第 35卷 C編 第 3號 參照

주관심분야는 광정보처리,
광패턴인식, 광메모리, 광연결 등임

張 珠 錫(正會員) 第 35卷 C編 第 3號 參照

현재 부경대학교 정보통신공학과 조
교수. 주관심분야는 광정보처리, 광메
모리, 광패턴인식, 신경정보처리 모델
링 등임