

손가락 면 영상 판별에 의한 개인 식별 연구

김희승[†], 배병규^{**}

요 약

본 논문에서는 손가락 면의 영상으로 개인 식별이 가능한지를 실험하고 그 결과를 제시하였다. 이를 위하여 구배치(*gradient*)를 산출할 수 있는 오퍼레이터인 FFG 마스크(Facet Function Gradient mask)를 사용하고, F-알고리즘이라 명명한 새로운 방법으로 매칭 처리를 하였다. 이 알고리즘에서 손가락 면의 영상을 일정한 크기의 부영역(subregion)으로 나누고, 부영역은 다시 일정한 크기의 패치(patch)들로 나눈다. 각 패치에 같은 크기의 FFG 마스크들을 컨볼루션시키고, 마스크 별로 하나의 수치를 얻는다. 이들 수치를 특징매트릭스(feature matrix)로 삼고, norm에 의하여 동일인 여부를 판정한다. 두 개의 손 영상이 동일인의 것인 경우와 그렇지 않은 경우에 FFG 컨볼루션 수치 차 제곱 총화의 분포를 관찰한 결과 뚜렷한 차별성을 보였다. 이것은 손가락 면 영상의 식별 능력을 입증하는 결과이다. 100명의 손 영상을 5벌씩 촬영한 500장의 영상을 F-알고리즘에 의하여 실험한 결과 95.0%의 개인 식별률을 얻었다. 이러한 식별 능력과 식별률에 비추어 손가락 면(finger face)은 다른 biometric들과 대등한 수준으로 개인 식별을 위한 biometrics의 하나로 손색이 없음을 말할 수 있다.

A Study for Individual Identification by Discriminating the Finger Face Image

Hee-Sung Kim[†], Byung-Kyu Bae^{**}

ABSTRACT

In this paper, it is tested that an individual is able to be identified with finger face images and the results are presented. Special operators, FFG(Facet Function Gradient) masks by which the gradient of a facet function fit on a gray levels of image patches can be computed are used and a new procedure named F-algorithm is introduced to match the finger face images. The finger face image is divided into the equal subregions and each subregions are divided into equal patches with this algorithm. The FFG masks are used for convolution operation over each patch to produce scalar values. These values from a feature matrix, and the identity of fingers is determined by a norm of the elements of the feature matrices. The distribution of the norms shows conspicuous differences between the pairs of hand images of the same persons and the pairs of the different persons. This is a result to prove the ability of discrimination with the finger face image. An identification rate of 95.0% is obtained as a result of the test in which 500 hand images taken from 100 persons are processed through F-algorithm. It is affirmed that the finger face reveals to be such a good biometrics as other hand parts owing to the ability of discrimination and the identification rate.

Key words: Individual identification(개인 식별), Finger face image(손가락 면 영상), FFG(Facet Function Gradient), F-algorithm(F-알고리즘)

※ 교신저자(Corresponding Author): 김희승, 주소: 서울 동대문구 전농동 90(130-743), 전화: 02)2210-2518, FAX: 02)2210-5275, E-mail: hskim@uos.ac.kr
접수일: 2009년 5월 14일, 수정일: 2009년 11월 13일
완료일: 2010년 1월 20일

[†] 정희원, 서울시립대학교 컴퓨터통계학과 정교수
^{**} 정희원, 서울시립대학교 컴퓨터통계학과 박사과정
(E-mail: bbknavy@uos.ac.kr)

※ 이 논문은 2006년도 서울시립대학교 학술연구조성비에 의하여 연구되었음.

1. 서 론

컴퓨터의 응용분야가 넓어짐과 더불어 자동적인 개인 식별 또는 인증시스템의 필요성이 증대하고 있다. 인간이 개인의 얼굴 모습, 목소리, 걸음걸이 등의 신체적인 특징으로 개개인의 차이를 식별하듯이 인공시각, 즉 컴퓨터 비전 처리에 의해서도 개인의 식별이 가능해지고 있다. 여러 신체 부분에서 나타나는 개인별 차별성을 컴퓨터 영상처리를 통하여 자동 식별함으로써 개개인을 자동 식별하려는 노력이 구현되어 왔다. 인체의 각 부위에는 평생을 통하여 변하지 않는 특징적인 모습을 보이는 부분이 많이 있다.

손가락의 지문은 개인별로 다르다는 인정을 받아 그 식별방법이 개발되었고 현재 널리 사용되고 있다. 유사하게 눈의 홍채 무늬가 개인별로 다르다는 것이 인정되었고 이를 응용한 개인 식별도 자동화되고 있다. 인간의 눈이 얼굴 모습에 의하여 개개인을 구별하는 만큼 컴퓨터 비전도 이를 인지할 수 있으리라는 전제하에 얼굴인식에 관한 연구도 계속되고 있다.

그러나 개개인을 식별할 수 있는 여러 가지 생체 인식 방법들 중에는 여러 가지 장단점이 존재한다. 얼굴 영상은 머리 모양, 안경 착용, 화장 등에 의하여 많이 좌우되고, 홍채인식은 영상채집 과정 중에 눈의 근접 촬영 등 거부감을 줄 소지가 높으며, 지문인식은 지문이 닳아지는 경우도 있고 페인트나 물감 또는 이물질의 부착 등으로 오인식되는 경우가 많으며 영상 채집과정에 시간이 소모되는 점 등으로 개선의 소지를 안고 있다.

그리하여 다른 생체 특징에 눈을 돌리고 연구하는 사례가 늘고 있다. 그 중에는 손 모양, 손금, 손의 내부에 있는 정맥선, 손가락의 배면(finger back) 또는 전면(finger face) 등이 그러한 대상이 되고 있다.

본 논문에서는 이러한 생체 부위 중 손가락의 전면에 초점을 두고 그것이 개인별로 식별 가능한 것인지, 그것을 위한 인식 방법은 어떠한 것이 가능한지, 그리고 얼마나 정확하게 식별할 수 있는지 등에 대해 고찰하고 실험하여 그 결과를 제시하고자 한다.

2. 관련 연구

개인 식별을 위하여 손 부위의 특징에는 손 모양, 지문, 손금이나 손바닥 모양, 손가락 혈관, 손가락 배

면(finger back), 손가락 전면(finger face) 등, 여러 가지 손 부위를 개인 식별의 매체로 활용코자 하는 노력과 연구가 진행되고 있다. 표 1 은 개인 식별을 위하여 손을 사용한 여러 가지 사례와 방법을 발췌 요약한 것이다. 손의 기하학적 모양에 근거한 개인 식별은 매우 유효한 방법이라는 연구가 있으며[1], 손의 기하학적 모양을 분석한 연구도 제안된 바 있다 [2,3]. 손의 폭과 두께를 측정한 실험도 주장되었다 [4,5]. 손가락의 길이와 너비의 측정은 고정시키는 못이나 고정대 없이 가능하다는 연구도 수행되었다 [4,6]. 손금은 근자에 적극적으로 연구되고, 손금 인식에 대한 여러 가지 기법이 보고되었다[7,8]. 손금들의 모멘트(moment)를 산출하여 개인 식별을 위한 수치자료로 사용한 바 있었다[9,10]. 손가락 배면(finger back)에 있는 작은 주름들을 기준으로 삼아 특징벡터로 삼은 연구도 있다[11]. 이에 의하면 주름 모양을 기하학적인 특징으로 삼고 그에 관한 PCA(Principal Component Analysis), LDA(Linear Discriminant Analysis), ICA(Independent Component Analysis) 등을 산출하여 특징벡터를 구성하였다.

최근에는 발광 다이오드 불빛에 조사한 손가락 영상으로부터 손가락 내부의 혈관 모양을 취득하여 이를 개인 인식에 사용하는 사례가 늘고 있다. 손가락 혈관의 기하학적인 모양은 개인별로 독특하다는 사실이 인정되고 있으며 이의 식별을 위한 여러 가지 방법이 연구되고 있다. Zhang 등[12]은 wavelet를 이용하여 혈관의 패턴에서 특징 벡터를 추출했으며, Lian 등[13]은 혈관의 교차점을 계수하여 특징으로 삼기도 했다.

Junta Doi[5,14] 등은 손가락의 골격선을 연장하여 손금과 만난점들을 얻었다. 이 점들을 연결하여 매쉬(mesh)를 구축하고, 정합에 응용하였다. 이 생각은 손금을 손가락의 골격선과 연관시켰다는 점에서 유용하기는 하지만, 이 매쉬의 고유성을 규정하는 데에는 몇 가지 문제가 있다.

첫째, 손바닥 영상에는 선명도가 다른 손금과 매듭선이 존재하므로 에지 검출을 위한 문턱치에 따라서 검출되는 손금 선이 다양할 수 있다는 문제가 있다. 둘째, 손가락 매듭에는 단선의 매듭만이 아니고 두 줄 이상의 매듭선이 있거나, 그 선이 비스듬하기도 하여 일률적이지 않다는 문제가 있다. 사람에 따라 손가락에 흐르는 정맥선이 희미하게나마 비쳐 보

표 1. 손을 이용한 개인 식별의 여러 가지 방법들

손 부위	저 자	매체 혹은 방법	인식률(%)	실험 대상 수 또는 대조 수
손 모양	G.Ameyeh, et al [3]	peg-free, moments		
	A.Jain, N.Duta[15]	hand contour	96.5	
	Xiong, Xu[4]	peg-free, 손 모양	95.5	
	S.Malassiotis, N.Aifanti, M.Strintzis[16]	3-D finger geometry	75~99.4	
	E.Yoruc, E.Konukoglu, B.Sankar, J.Darbon[17]	hand contour Hausdorff distance, ICA1, ICA2	97.3	458
지문	A.Jain, Pankanti[18]	automated fingerprint identification	75~99	
손금 손바닥	H.Madasu, H.Gupta, N.Mittel, S.Vasikarla[19]	wavelet feature, fuzzy feature	Wavelet 94 Fuzzy 100	125명×7장 = 875영상
	Diaz, Travieso, Alonso, Ferrer[20]	Sobel, morphology	98.5	
	Dublet, Lepetit, Revenu[21]	손 모양과 texture	ERR 1.85, FRR=2.2	16
	Doi[5,14]	손가락의 골격선과 손금과의 매쉬		
손가락혈관	Zhang, Wu, Ma[12]	wavelet, Neural net	99.8	
	Z.Lian, Z.Rui, Y.Chengbo[13]	혈관 교차점 계수	99	대조수 200
손가락 등 (finger back)	Ravikanth, Kumar[11]	geometric feature, PCA, LDA, ICA	98.1	
	P.Chaikan, M.karnjanadecha[22]	nail code	96.6	100명 800영상
손가락 전면 (finger face)	D.Woodard, P.Flynn[23]		85	
	본 논문에서 제시한 방법. H.Kim. B.Bae	FFG, F-algorithm	95.0	100명×5장 = 500영상

이기도 하다. 그러므로 손가락 영상은 단순한 손가락 매듭선만으로 구성된 것으로 간주할 것이 아니라, 여러 가지 성분으로 구성된 패턴으로 보고, 이를 종합적으로 반영하는 판별 처리에 따라야 할 것으로 보인다. 셋째, 손금은 손의 포즈에 따라 손금 형상이 다르게 나타날 수 있다는 점이다. 손바닥을 완전히 펼쳤을 때와 엉거주춤 펼쳤을 때의 손금 영상은 다소나마 차이가 있다. 넷째, 손가락의 좌우 벌림 여부에 따라 손가락 골격선과 손금과의 교차점은 다르게 형성되므로 매쉬 모양은 변화될 수 있다. 그러므로 손바닥의 손금에 근거한 매쉬 구성과 그에 근거한 개인 식별은 불확실성을 내포한다.

우리의 연구에서는 손가락의 전면(finger face)(편의 상 이를 손가락 면이라고 줄여 부르기로 하자.)을 인식 대상으로 삼았다. 이것이 다른 부위에 비해서 월등한 조건의 패턴을 가진다고는 볼 수 없으나 손가락 전면 영상에는 다음과 같은 특성이 있다. 손가락은 일정한 방향으로 펴지며, 비교적 바르게 펴진다. 일정한 거리에서 촬영한 손가락 영상에는 당연히 손

가락의 굵기와 크기에 따른 정보가 포함된다. 손가락 면에는 눈에 잘 띄이면서도 변화가 없는 손 매듭과 잔금의 패턴이 있다.

손의 어떤 부위를 선택하여 인식 대상으로 삼든간에 손 부위에 대한 인식 처리는 대체로 다음과 같은 카테고리의 방법으로 분류할 수 있다. 첫째는 기하학적인 계측량을 특징 벡터로 취하는 경우이고, 둘째는 국소적 모양의 분석을 들 수 있다. 셋째는 패턴 수치화를 통하여 얻은 수열이나 매트릭스를 특징 벡터로 삼는 경우이다. 첫째 카테고리의 예를 들면, 손 모양에 의한 인식처리 방법들 거의 모두가 여기에 속한다[3,4,15,17]. 둘째 카테고리의 모양에 대한 분석 방법은 대표적으로 지문 인식방법에서 찾을 수 있으며, 손바닥 손금분석의 손가락 골격선과 손금으로 이루어지는 매쉬를 분석한 사례[5,14]와 손가락 혈관 인식에서 혈관 교차점을 계수한 사례[13], 그리고 손가락 등(finger back)의 인식에서 nail code를 사용한 예[22]에서 찾을 수 있다. 셋째 카테고리의 패턴 수치화를 통한 수열이나 매트릭스를 이용한 경우인데,

wavelet feature를 사용한 사례[12,19]가 있고, sobel 혹은 morphology 연산을 한 사례가 있으며[20], PCA, LDA, ICA 등을 사용한 사례[11]가 있다. 본 논문에서는 손가락 면(finger face) 부위에 대하여 FFG를 사용한 F-알고리즘을 적용하였는데 이는 셋째 카테고리에 속한다.

여러 가지 손 영상에 대한 인식률은 75%에서 99%에 분포한 것으로 제시되고 있으나 대체적으로 신뢰할 수 있는 수치가 아니다. Malassiotis[16] 등은 그러한 사실을 적시하였다. 똑같은 사람에 대하여 처음 인식 실험을 했을 때는 99.4%의 식별률을 보였으나 1주후에 다시 실험했을 때는 75%로 떨어진 것으로 나타났다고 서술하였다. 또 Jain 등[18]은 99% 인식률을 보인 실험을 다른 사람이 검증했을 때 75%로 나타났다고 기술하고 있다. 이러한 인식률의 변화는 세 가지 요인으로 추정된다. 첫째는 특징치 수치를 얻기 위하여 정확한 부위의 영역을 추출해 내는 과정에서의 오류, 둘째는 측정 당시의 명암이나 조도 등의 환경에 따른 요인, 셋째는 모집단의 선정에 따른 오류 등을 들 수 있다. 영상의 정확한 부위의 추출 과정과 영상에 대한 scaling이나 rotation을 시행하는 과정에서 본래의 영상을 정확하게 유지할 수 없으며, 인체의 놀림이나 붓거나 살이 빠지는 등 생체의 불확정성이 본연적으로 개입되지 않을 수 없다. 또 명암이나 빛의 조사를 항상 일정하게 유지할 수 없으며 여러 각도로 조사되는 빛의 방향에 따라서는 오류가 개입될 수 있다.

무엇보다도 손의 특정 부위와 방법에 따라서 특징 벡터에 참여되는 수치의 개수가 인식률에 중요한 요인으로 작용하며, 실험 대상의 개체 수를 몇 개로 정하느냐에 따라 인식률은 크게 변할 수 있다. Yoruk[17] 등은 손 모양에 따른 기하학적인 측정치를 분류 기준으로 삼은 경우, 특징 벡터에 참여되는 수가 많은 방법일수록 정확도가 크다는 것을 암시했다. 또 실험 대상의 개체 수가 적을수록 정밀도를 맞추기 쉽다는 사실을 지적했다.

3. 손가락 면의 영상

3.1 손가락 면 영상의 특성

손가락 면 영상에는 다음과 같은 특성이 관찰된다. (1) 손가락은 인체의 여타 부위에 비하여 유연하

지 않다. 다시 말하면 손가락 뼈 때문에 펼친 손가락은 좌우로 휘어지거나 구부러지지 않는다. 그러한 손가락 면 영상은 촬영환경에 따라 크게 변하지 않는다. (2) 손가락의 길이와 너비는 개인에 따라, 혹은 검지 중지 등에 따라 다르다. 너비는 손가락 내의 위치에 따라서도 다르다. (3) 손가락 면에는 손가락 매듭선 뿐만 아니라 기타 자잘한 잔금(flexion line)들이 있다. (4) 손가락 매듭 선도 단선이 아니며 구부러지거나, 이중 삼중으로 겹치는 등 복잡한 선 모습으로 나타난다. (5) 일정한 거리에서 손가락 영상을 촬영하면, 같은 손가락에 대한 영상들은 크기와 너비, 매듭선의 상대적 위치 등에 변화가 없다.

그림 1에는 여러 가지 손가락 면의 모습을 보이고 있다. 손가락 매듭선을 관찰하면 (a), (b), (c)는 서로 다른 사람의 손이라는 것을 알 수 있다. 그러나 (b)와 (d)는 서로 같은 사람의 손임을 알 수 있다. (a)와 (c)는 같은 사람인 것 같으나 검지의 첫 매듭선과 둘째 매듭선에서 다른 차이를 볼 수 있다. 중지의 첫 매듭도 (a)의 경우에는 복선인데 (c)의 경우에는 뚜렷한 단선이다. 또 (a)의 검지는 (c)의 검지에 비하여 다소 휘었고, (c)의 약지는 (a)의 약지에 비하여 안쪽으로 휘었다. (b)와 (d)의 모든 매듭선은 일치하기에 동일인임을 부인할 수 없다. (a)와 (b)의 손가락 너비를 비교하면 (b)쪽이 굵다는 것을 알 수 있다. 손의 영상을 항상 같은 거리에서 촬영하도록 장치한다면 이렇게 얻은 영상의 손매듭, 실루엣 등이 같은 사람의 손에 대해서는 일정하게 나타날 것이고 다른 사람의 손에 대해서는 차이가 있을 것이다.

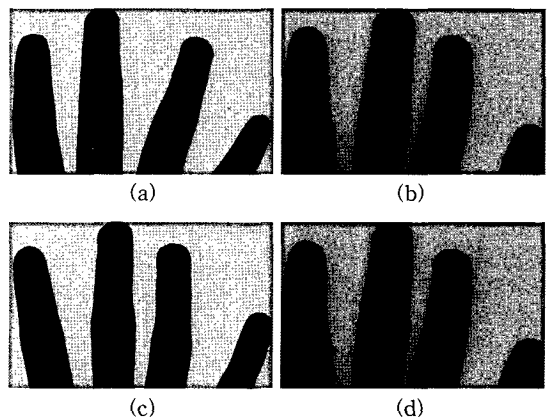


그림 1. 여러 가지 손가락 면의 모습 (a), (b), (c), (d)

3.2 손가락 영상의 매칭 프로세스

상기한 손가락 영상의 특성에 따라서 다음과 같은 매칭 방법을 고려할 수 있다. 그림 2에서와 같이 손가락의 중심선을 구한다. 중심선은 손끝에서 t_1 및 t_2 만큼 떨어진 곳에서 손가락 가로 선의 중심점들을 연결한 선으로 선택한다. 이를 위한 구체적인 방법은 다음과 같다. 손의 손가락들이 위쪽으로 향하도록 손영상을 촬영하고, 이에 대한 2진 영상을 만든다. 영상의 위에서부터 아래로 scanning을 하면서 내려온다. 골격선을 따라 내려가면서 손가락 끝점으로부터 t_1 및 t_2 에 해당하는 두 지점을 구한다.

손가락 영역은 그림 3에서 보는 바와 같이 손가락 중심선을 가운데 선으로 하는 너비 w , 길이 $n \times l$ 의 직사각형으로 정하고, 이것을 n 개의 부영역(subregion)으로 나눈다. 따라서 하나의 부영역은 가로 w , 세로 l 인 직사각형이다.

중심선이 y좌표에 대하여 각도 θ 만큼 기울어져 있는 손가락 영상은 그림 4에서 보는 바와 같이 수직 방향으로 바로 세운다. 이는 매칭 연산을 위한 마스크들을 간단하게 컨벌루션하기 위해서 필요하다.

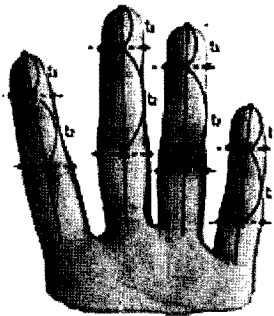


그림 2. 각 손가락의 중심선

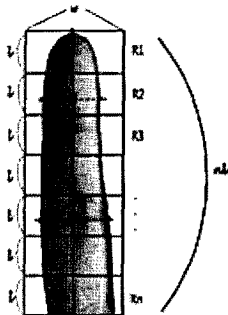


그림 3. 손가락 패턴 매칭을 위하여 설정한 직사각형 영역

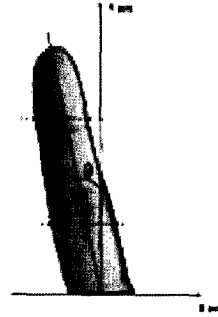


그림 4. 기울어진 손가락은 오퍼레이터 연산을 쉽게 하기 위하여 Y축에 평행하게 회전시킨다.

FFG 연산에 적용하기 위한 손가락 영역 준비과정에 대하여 우리의 실험에서 실행한 구체적인 프로시저를 요약하면 아래와 같다.

프로시저: 손가락 수직화

1단계; RGB color threshold 에 의한 이치화(손바닥 영역 추출)

2단계; skeletonization(또는 thinning)

3단계; (0,0)부터 1 line 씩 탐색해서 가장 처음 나오는 검은 pixel 을 중지 끝 pixel 로 판정.

4단계; 중지 line(skeletonization을 수행한 후 중심라인)을 따라가면서 해당 line 좌측으로 처음 나오는 검은 pixel 을 중지 끝 pixel 로 판정.

5단계; 중지 line 을 따라가면서 해당 line 우측으로 처음 나오는 검은 pixel 을 약지 끝 pixel 로 판정.

6단계; 각 손가락(3개)의 끝 pixel 부터 y 축 방향으로 5 pixel 째에 해당하는 pixel 을 회전 기준 a 로 지정.

7단계; 각 손가락(3개)의 회전 기준 a 부터 y 축 방향으로 50 pixel 째에 해당하는 pixel 을 회전 기준 b 로 지정.

8단계; a~b 사이가 수직이 될 수 있도록 회전.

```

RGB color threshold 에 의한 이치화(손바닥 영역 추출)
Skeletonization
SET w to width of palm picture, h to height of palm picture
SET x to 0, y to 0
; 중지끝점탐색
REPEAT
  IF (x, y)좌표의 명암도 = black THEN
    (x_mf, y_mf) = (x, y) ; 중지 끝점의 좌표를 저장
  ELSE IF x = width THEN
    x = 0
    y = y + 1
  ELSE
    x = x + 1
  END IF
UNTIL 중지끝점이 탐색될 때까지
    
```

```

; 검지끝점탐색
SET j to 중지끝점y좌표(y_mf)
REPEAT
  j = j + 1
  ; 중지 라인을 따라 탐색
  SET i to 중지끝점x좌표(x_mf)+3
  REPEAT
    IF (i, j)좌표의 명암도 = black THEN      ; 중지라인이면
      CALL 검지끝점탐색(i, j)
    END IF
    i = i - 1
  UNTIL i >= 중지끝점x좌표(x_mf)-3
UNTIL 검지끝점이 탐색될 때까지

; 약지끝점탐색
SET j to 중지끝점y좌표(y_mf)
REPEAT
  j = j + 1
  ; 중지 라인을 따라 탐색
  SET i to 중지끝점x좌표(x_mf)-3
  REPEAT
    IF (i, j)좌표의 명암도 = black THEN      ; 중지라인이면
      CALL 약지끝점탐색(i, j)
    END IF
    i = i + 1
  UNTIL i <= 중지끝점x좌표(x_mf)+3
UNTIL 약지끝점이 탐색될 때까지

; 각 손가락의 회전 기준 a 탐색
CALL 중심라인탐색(x_ff, y_ff, 5) RETURNING (x_ff_a, y_ff_a) ; 검지
CALL 중심라인탐색(x_mf, y_mf, 5) RETURNING (x_mf_a, y_mf_a); 중지
CALL 중심라인탐색(x_rf, y_rf, 5) RETURNING (x_rf_a, y_rf_a) ; 약지

; 각 손가락의 회전 기준 b 탐색
CALL 중심라인탐색(x_ff_a, y_ff_a, 50) RETURNING (x_ff_b, y_ff_b) ; 검지
CALL 중심라인탐색(x_mf_a, y_mf_a, 50) RETURNING (x_mf_b, y_mf_b) ; 중지
CALL 중심라인탐색(x_rf_a, y_rf_a, 50) RETURNING (x_rf_b, y_rf_b) ; 약지

; 각 손가락 회전 기준 a, b를 통해 각 손가락이 수직이 되도록 각각 회전 및 추출
    
```

```

FUNCTION 검지끝점탐색(i, j)      ; x 축 역방향으로 검은 점 탐색
  REPEAT
    i = i - 1
    IF (i, j)좌표의 명암도 = black THEN
      (x_ff, y_ff) = (i, j)      ; 검지끝점의 좌표를 저장
    END IF
  UNTIL i > 0
END FUNCTION
    
```

```

FUNCTION 약지끝점탐색(i, j)      ; x 축 정방향으로 검은 점 탐색
  REPEAT
    i = i + 1
    IF (i, j)좌표의 명암도 = black THEN
      (x_rf, y_rf) = (i, j)      ; 약지끝점의 좌표를 저장
    END IF
  UNTIL i < w
END FUNCTION
    
```

```

FUNCTION 중심라인탐색(x, y, distance)
  SET i to x-3
  FOR j = y to y+distance
    REPEAT
      IF (i, j)좌표의 명암도 = black THEN
        xn = i      ; 새로운 라인 기준점 지정
      END IF
      i = i + 1
    UNTIL i <= x+3 and 새로운 라인 기준점이 발견되지 않았을 때
  END FOR
END FUNCTION
    
```

패턴 매칭을 위한 연산자는 정방형 매트릭스로 선정한다. 부영역을 연산자 크기의 패치로 나누고 각 패치별로 연산자를 컨벌루션하여 하나의 특성치를 계산한다. 실험에서는 FFG(Facet Function Gradient) 마스크를 연산자로 선택하였다. FFG 마스크에 의하여 임의의 패치 영역에서의 구배특성, 에지특성, 굴곡특성을 표현할 수 있는 수치를 산출할 수 있다. 하나의 부영역을 같은 크기의 패치 영역으로 나누고, FFG 마스크 연산에 의하여 특성치 매트릭스들을 산출한다. 프로토타입 손가락 영상과 테스트 손가락 영상에 대한 특성치 매트릭스의 차이가 부영역의 매칭 여부를 결정짓는 요소가 된다. 같은 방법으로 개의 부영역에 대하여 패턴 매칭 여부가 결정되며, n 개의 부영역 중 다수가 매칭된다면, 테스트 손가락은 프로토타입 손가락과 매칭되는 것으로 인정한다. 이 같은 방법을 검지, 중지, 약지에 대하여 차례로 적용한다. 3개의 손가락 모두가 매칭되는 것으로 드러나면 최종적으로 정합 대상이었던 두개의 손은 동일한 개인의 것으로 식별한다.

4. FFG 연산과 이를 이용한 여러 가지 알고리즘

4.1 FFG(Facet Function Gradient)

FFG 오퍼레이터는 에지, 구배, 곡률 등과 같은 정보를 구하는데 도움이 되므로 생체인식을 위한 연산에 유용하다. FFG 오퍼레이터는 면함수(facet function)를 통하여 산출된다. 면함수에는 여러 가지가 있으나 이 실험에서는 다음과 같은 2변수 3차 함수를 이용한다.

$$h(r, c) = \begin{bmatrix} k_1 + k_2r + k_3c + k_4r^2 + k_5rc + k_6c^2 + \\ k_7r^3 + k_8r^2c + k_9rc^2 + k_{10}c^3 \end{bmatrix} \quad (1)$$

손가락 영상의 $n \times n$ 크기의 패치마다 상기한 면함수를 적합시킴으로써 상수 k_1, k_2, \dots, k_{10} 을 결정한다. 실제적으로는 다음과 같이 적합시킨 면함수 $h(r, c)$ 와 해당 패치영역의 명암도 $f(r, c)$ 의 차이에 대한 자승합을 최소화시키는 계수를 구한다. 이는 다음과 같이 최소자승오류의 계산으로부터 유도된다.

$$e^2 = \sum_{r \in R} \sum_{c \in C} [h(r, c) - f(r, c)]^2 = \sum_{r \in R} \sum_{c \in C} \begin{bmatrix} k_1 + k_2r + k_3c + k_4r^2 + k_5rc + \\ k_6c^2 + k_7r^3 + k_8r^2c + k_9rc^2 + \\ k_{10}c^3 - f(r, c) \end{bmatrix}^2 \quad (2)$$

여기서 R 과 C 는 패치 내부의 픽셀에 대한 색인이며, 중심 픽셀의 좌표를 $(0,0)$ 으로 설정하고 $-(n-1)/2, \dots, -2, -1, 0, 1, 2, \dots, (n-1)/2$ 과 같은 색인 값을 매긴다. 이 식을 10개의 계수에 대하여 미분하고 0으로 놓음으로써 각 계수를 구하기 위한 마스크를 구할 수 있다. 즉, $\frac{\partial e^2}{\partial k_i} = 0, i = 1, 2, \dots, 10$ 에 의하여 10개의 방정식을 얻고, 이를 풀면 각 계수를 구하기 위한 마스크를 얻을 수 있다. 패치의 중심점에서 r 과 c 에 대한 미분은 아래와 같다.

$$\frac{\partial h}{\partial r}|_{(0,0)} = k_2, \quad \frac{\partial h}{\partial c}|_{(0,0)} = k_3 \quad (3)$$

따라서 $h(r,c)$ 의 구배는 다음 식으로 구할 수 있다.

$$\Delta h(r,c)|_{(0,0)} = ik_2 + jk_3 \quad (4)$$

여기서 i, j 는 각각 r 과 c 방향으로의 단위 벡터이다. 이와 같이 패치 중심에서의 구배는 FFG 마스크에 의하여 산출한 값으로 나타낼 수 있다. (4)식으로 표현된 이 구배는 구배의 크기뿐만 아니라 방향 정보까지도 가지고 있다. 예지는 이 구배치의 극대 또는 극소치에 의하여 산출된다. 이 구배는 손가락 매듭선과 잔금의 정보를 내포한다.

k_2 와 k_3 에 대한 두 개의 마스크를 손가락 영상의 부영역별 패치에 컨벌루션함으로써 각 패치별로 각각 두 개의 스칼라 수치를 얻는다. 손가락 영역을 손가락 중심선이나 골격선을 중심으로 직사각형으로 선정하고, 그것을 다시 n 개의 부영역으로 나눈다고 앞에서 언급한 바 있다. 부영역을 다시 FFG 마스크 크기로 분할하여 $p \times q$ 개의 패치로 나눈다면, 한 개의 부영역에 대하여 얻는 FFG 오퍼레이터, K_2 와 K_3 연산에 의하여 두 개의 $p \times q$ 매트릭스를 얻는다. 이들 매트릭스는 임의의 부영역에 속한 패턴의 특성을 표현하는 특징 매트릭스로 활용할 수 있다.

프로토타입 손가락 영상과 미지의 손가락 영상이 동일한 것으로 판명되려면 동일한 위치에 대응하는 부영역의 매트릭스 값들이 각각 부합해야 할 것이다. 또 검지부터 약지까지의 3개의 손가락에 대하여 각각 정합여부를 따져서 동일인의 손인지 아닌지를 확인할 수 있다. 이러한 생각에 기초하여 다음의 여러 가지 FFG-알고리즘을 구성한다. 이들 알고리즘은 FFG 연산의 효율성을 개선하려는 의도로 고안되고 비교되었다.

4.2 F-알고리즘

개인 A의 q 번째 손가락의 프로토타입 영상을 $F^{A,q}$ 라 하고, 미지의 개인 T의 q 번째 손가락 영상을 $F^{T,q}$ 라 하자. 손가락 영상에서 손가락의 중앙선을 중심으로 너비 w 이고 길이 $n \times l$ 인 직사각형 영상을 그림 3에서 보는 바와 같이 n 개의 부영역으로 나눈다. i 번째 부영역을 A와 T에 대하여 각각 R_i^A 와 R_i^T 라 하자.

R_i^A 와 R_i^T 를 FFG 마스크의 크기로 잘게 나눈다. 그 각각에 대하여 k_2 와 k_3 계수를 구하기 위한 마스크들을 (m,j) 번째 패치에 컨벌루션하여 얻는 매트릭스를 각각 $M_{R_i^A}^{k_2}(m,j)$ 와 $M_{R_i^A}^{k_3}(m,j)$ 라 하고, 다음과 같은 절차에 따라 정합 여부를 결정한다. 이 절차를 F-알고리즘으로 명명한다.

- (i) 이 단계는 R_i^A 와 R_i^T 의 정합 여부를 결정짓는 과정이다. 만일 다음 식

$$\sum_j \left((M_{R_i^A}^{k_2}(m,j) - M_{R_i^T}^{k_2}(m,j))^2 + (M_{R_i^A}^{k_3}(m,j) - M_{R_i^T}^{k_3}(m,j))^2 \right) \leq \epsilon \quad (5)$$

을 만족하면 $R_i^A = R_i^T$ 로 판정하고, $H_{R_i} = 1$ 로 설정한다. 그렇지 않으면 $R_i^A \neq R_i^T$ 로 판정하고, $H_{R_i} = 0$ 으로 설정한다. 여기서 H_{R_i} 는 i 번째 부영역 R_i 의 정합 여부를 나타내는 벡터원이다. 이 벡터는 n 개의 원을 가진다.

- (ii) 다음은 (i)의 결과를 가지고 A의 손 영상 F^A 와 T의 손 영상 F^T 에 대한 정합 여부를 결정한다. 작은 정수 s 에 대하여 다음 식

$$\sum_i H_{R_i} \geq n - s \quad (6)$$

을 만족하면 $F^A = F^T$ 이고, $F^A \neq F^T$ 로 판정한다.

- (iii) 엄지와 단지를 제외한 나머지 손가락에 대하여 상기한 (i), (ii)를 거쳐서 정합 여부를 판정한다. 실험에 참여시킨 모든 손가락이 정합되는 것으로 나타나면 $A = T$ 로 판정한다.

4.3 FFG 균일 연산, FFG 선별 연산 등과의 비교 고찰

FFG 균일 연산은 부영역으로 나누지 않고 각 손

가락 영상을 하나의 영역으로 취급하여 FFG 연산을 하고 비교연산을 수행하는 방법이다. 이 경우에는 오차가 생기는 부분을 고려할 수가 없다. 예를 들어 손가락 시작 부분이나 끝 부분은 영상 촬영 시에 다소 밀리거나 당겨질 수가 있어서 오류가 생길 수 있는데, 전부 하나로 고려하여 모두 비교 연산에 참여시키면, 오류 부분을 제거할 수가 없다.

반면 FFG 선별 연산을 고려할 수 있다. 이 방법에서는 FFG 값이 큰 부분만을 선별하여 선별된 패치에서만 FFG 값을 계산한다. FFG 값이 크다는 것은 다시 말하면 명암도의 변화가 심한 곳이라는 의미므로 일반적으로 에지 픽셀인 부분이다. 손가락의 매듭 선이라든가 잔금 부분은 모두 에지로 나타난다. 이를 위하여 에지 픽셀을 먼저 구하고 에지 픽셀 부분에서 FFG 값을 연산하고 그 값을 비교하는 방법으로 연산하였다.

그림 5에는 손가락 면에 적용한 FFG 값의 범위에 따른 분포를 도시하였다. FFG 값의 범위는 차별화를 둔 3가지의 색으로 표현하였다. 노란색은 10~20 안에 분포하는 영역, 오렌지색은 20~70 안에 분포하는 영역(손가락 매듭이나 윤곽선 부분), 빨간색은 70 이상의 값이 분포하는 영역이다.

그림 5에서 보는 바와 같이 손 매듭선, 윤곽선 등에서 FFG 연산값이 큰 것으로 나타난다. 손가락 비교를 위한 식에서 이들 수치는 주요한 역할을 한다. 손가락 매듭선에 차이가 나타나는 경우, 또는 실루엣에 차이가 있는 경우에 그러한 지점에서 비교를 위한 식 (5)나 (6)에 큰 기여를 하기 때문이다.

FFG 균일 연산에 의한 손가락 정합 여부는 다음 절차에 의거한다.

(i) A 의 손 영상 중 임의의 손가락과 T 의 손 영상 중 대응하는 손가락 영상의 정합 여부는 다음 식에 의거한다.

$$\sum_j \sum_m \left((M_A^{k_1}(m,j) - M_T^{k_1}(m,j))^2 + (M_A^{k_2}(m,j) - M_T^{k_2}(m,j))^2 \right) \leq \epsilon \tag{7}$$

을 만족하면 $F^A = F^T$ 이고, $F^A \neq F^T$ 로 판정한다. 여기서 m과 j는 패치의 열과 행 번호이다.

(ii) 선택한 손가락들이 (i)의 관계를 모두 만족하면 $A=T$ 로 판정하고, 그렇지 않으면 $A \neq T$ 로 판정한다.

부영역으로 나누지 않고 하나의 영역으로 고려하여 실험한 F-알고리즘의 경우와 FFG 균일 연산에 의한 실험 비교 결과는 아래 표와 그림에 제시하였다. 부영역을 나누지 않고 하나의 영역으로 비교 연산하는 FFG 균일 연산은 두 가지로 나누어 확인하였다. 첫 번째 것은 손가락의 윗부분만을 고려하여 4×7 개의 패치만을 고려하는 실험이고, 두 번째 것은 손가락 전체를 고려한 4×10 개의 패치에 대한 실험이다. 이는 비교연산에 참여하는 부분의 많고 적음이 인식 결과에 미치는 영향을 파악하는데 도움이 된다.

그림 6에는 여러 가지 FFG-알고리즘에 사용한 손가락 영역의 모습을 보여주고 있다. 1) 은 F-알고리즘에 사용한 손가락 영역이다. 5개의 부영역으로 나누고 그것을 다시 패치 크기로 분할한 모습이며, 2)는 FFG 균일 연산에 사용한 4×7 개의 패치 모습이며, 부영역으로 나누지 않았다. 3)은 FFG 균일 연산에 사용한 4×10 개의 패치 모습이며, 이 역시 부영역으로 나누지 않는다. 4)는 FFG 값이 큰 부분에서만 FFG 비교 연산을 행하는 경우로서 노란 패치 부분은 FFG 값이 큰 부분이고 나머지 부분은 상대적으로 작은 값의 패치들이다.

그림 7과 그림 8은 각각의 알고리즘에 대한 FRR (False Rejection Ratio) 및 FAR(False Acception Ratio)을 보여준다. 이들 그림은 각각 threshold에 대한 FRR 및 FAR ratio의 백분율을 나타내고 있다.

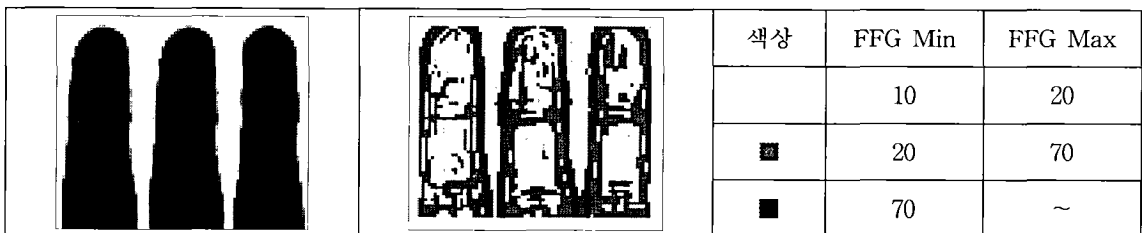


그림 5. 손가락 면에 적용한 FFG 값의 범위에 따른 분포

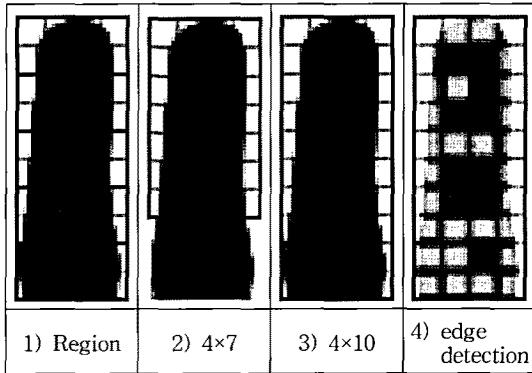


그림 6. 여러 가지 FFG-알고리즘에 사용한 손가락 영역의 모습. 1) F- 알고리즘에 사용한 손가락 영역: 5개의 부영역(region)으로 나누고 그것을 패치 크기로 분할한 모습, 2) FFG 균일 연산에 사용한 4×7 개의 패치 모습: 부영역으로 나누지 않음, 3) FFG 균일 연산에 사용한 4×10 개의 패치 모습: 부영역으로 나누지 않음, 4) FFG 값이 큰 부분에서만 FFG 비교 연산을 행하는 경우: 노란 패치 부분은 FFG 값이 큰 부분이고 나머지 부분은 상대적으로 작은 값의 패치들임

그림에서 FRR과 FAR을 살펴보면 다음과 같은 사항을 발견할 수 있다. 부영역으로 나누지 않고 FFG 값으로 인식률을 구한 경우의 threshold 값이 작으면 FRR은 높아지고 threshold가 커지면 FAR이 급격히 커진다. 특히 4×10 개의 패치에서 보다 4×7 개의 패치일 경우에 심하다. 이는 인식률에 기여하는 특징벡터의 요소 수가 많을수록 인식률이 높다고 보고한 Yoruk 등[17]의 관찰과 일맥상통한다.

FFG 값이 큰 경우, 즉 그림에 edge라고 표현된 자료를 보면 FRR은 적으나 FAR은 상대적으로 매우 크다. 다시 말하면 같은 사람의 손을 오류로 거부하는 비율은 낮으나, 다른 사람의 손을 인정하는 비율은 상대적으로 높게 나타난다.

FRR과 FAR이 모두 낮은 것은 역시 부영역으로 나누어 연산한 F-알고리즘으로써, 결과가 가장 좋다는 것을 알 수 있다.

이러한 특성들을 고려하여 threshold 값은 FRR 곡선과 FAR 곡선이 만나는 지점의 x 좌표값으로 선정한다. 다시 말하면 오거부율과 오수락률을 모두의 관점에서 가능한 한 적은 오류를 허용한다는 뜻이다. 선정된 threshold 값은 표 2에 수록되었다.

표 2는 여러 가지 FFG 알고리즘에 따른 인식률 비교표이다. 부영역으로 나누어 FFG 연산을 하고 비교한 경우에는 패치의 개수가 적으므로 상대적으로

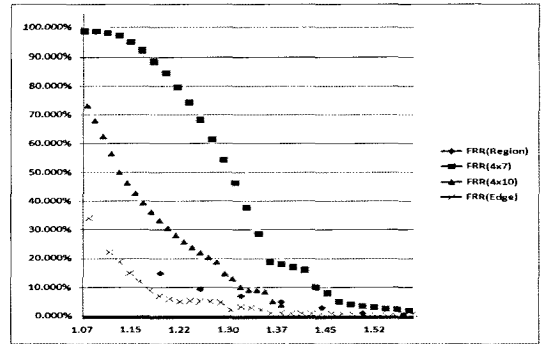


그림 7. 여러 가지 FFG 알고리즘에 대한 FRR(False Rejection Ratio) x 좌표는 threshold(ε) 값이고 y 좌표는 그에 따른 FRR임.

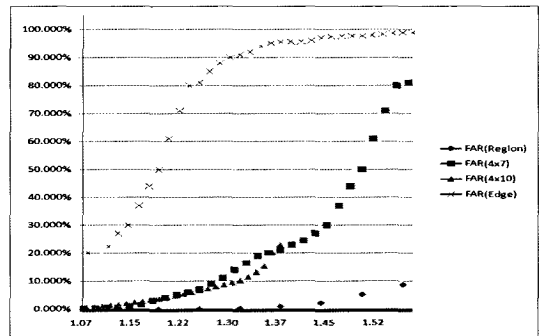


그림 8. 여러 가지 FFG 알고리즘에 대한 FAR(False Acceptance Ratio) x 좌표는 threshold(ε) 값이고 y 좌표는 그에 따른 FAR임.

차의 제곱에 대한 합의 값이 작다. 따라서 threshold 값도 작을 수밖에 없으나 인식률에는 차이를 보이고 있다. 4×10 FFG 균일 알고리즘의 경우에 79.7%의 인식률을 보이며 이것은 F-알고리즘의 95.0%의 인식률에 비하여 훨씬 뒤쳐지는 수준이다. 이 결과에 따라 우리의 실험에서는 F-알고리즘을 선택한다.

5. 손가락 면의 FFG 연산자에 의한 식별성

같은 사람의 손가락 영상과 서로 다른 사람의 손가락 영상에 적용한 FFG 연산자, K_2 와 K_3 의 효과를 살펴보고자 한다. 이들 연산자에 의하여 산출된 매트릭스가 손가락 영상의 매듭과 잔금을 반영하여 식별성을 보일 수 있는가에 대한 실험적 논증을 보이고자 한다. 마스크 K_2 와 K_3 를 (r,c) 번째 패치에 컨볼루션하여 얻는 매트릭스를 각각 $M^{K_2}(r,c)$ 와 $M^{K_3}(r,c)$ 라 하고 P 를 프로토타입 영상, T 를 테스트 영상이라

표 2. 여러 가지 FFG 알고리즘의 threshold와 인식을 비교표

	Threshold	인식률	인식을 기여 패치 수
F-알고리즘(Region)	1.44	95.017%	120
FFG 균일 알고리즘(4×7)	1.36	61.159%	84
FFG 균일 알고리즘(4×10)	1.31	79.709%	120
FFG 선별 알고리즘(Edge)	1.18	55.423%	선별 수에 따라 다름

하자. P 와 T 의 m 번째 각 매트릭스 요소의 차 제곱 합을 $K2_{fm}$ 과 $K3_{fm}$ 이라 하면 이는 다음과 같다.

$$K2_{fm} = \sum_{r=1}^{M_r} \sum_{c=1}^{M_c} [M_{P_f}^{k_2}(r,c) - M_{T_{fm}}^{k_2}(r,c)]^2 \quad (7)$$

$$K3_{fm} = \sum_{r=1}^{M_r} \sum_{c=1}^{M_c} [M_{P_f}^{k_3}(r,c) - M_{T_{fm}}^{k_3}(r,c)]^2 \quad (8)$$

여기서, f 는 손가락 번호를 의미한다. 이것은 프로토타입 영상과 테스트 영상의 f 번째 손가락에서의 k_2, k_3 의 컨벌루션 수치에 대한 차이를 합산한 식이다. 이들을 통해 다음과 같이 모든 손가락에 대한 합산을 취한다.

$$S_{k_2}(m) = \sum_{f=1}^3 (K2_{fm}) \quad (9)$$

$$S_{k_3}(m) = \sum_{f=1}^3 (K3_{fm}) \quad (10)$$

여기서, $K2_{fm}, K3_{fm}$ 은 상기한 연산 결과이고, m 번째 영상에 나타난 손가락 전체에 대하여 비교된 결과이다. 각 변수는 아래 정의한 바와 같다.

- M_w : 가로 방향 Mask 개수(실험에서 5개)
- M_h : 세로 방향 Mask 개수(실험에서 12개)
- r : 가로 방향 Mask 번호
- c : 세로 방향 Mask 번호
- f : 손가락 번호(1:검지, 2:중지, 3:약지)
- m : 영상 번호 (총 n 장: $m \in \{1, 2, 3, \dots, n\}$)
- $M_{P_f}^{k_2}$: Prototype 영상의 f 번째 손가락 영역에서의 패치별 k_2 컨벌루션 총화
- $M_{P_f}^{k_3}$: Prototype 영상의 f 번째 손가락 영역에서의 패치별 k_3 컨벌루션 총화
- $M_{T_{fm}}^{k_2}$: m 번째 Test 영상의 f 번째 손가락 영역에서의 패치별 k_2 컨벌루션 총화
- $M_{T_{fm}}^{k_3}$: m 번째 Test 영상의 f 번째 손가락 영역에서의 패치별 k_3 컨벌루션 총화

그림 9에 표시된 붉은 점과 푸른 점 $p(x,y)$ 는 $p(S_{k_2}(m), S_{k_3}(m))$ 을 의미한다. 즉, 프로토타입 영상과 테스트 영상 m 에 대하여, k_2 컨벌루션 수치 차이의 제곱을 총화한 값은 x 좌표, k_3 컨벌루션 수치 차이의 제곱을 총화한 값은 y 좌표가 된다. 동일인의 손 영상들에 대한 $p(S_{k_2}(m), S_{k_3}(m))$ 는 붉은 점으로 표시하고, 동일인이 아닌 손 영상들에 대한 $p(S_{k_2}(m), S_{k_3}(m))$ 는 푸른 점으로 표시하였다.

실험 대상이었던 100여명에 대하여 개인당 5장의 영상을 촬영하여, 총 500 장에 대한 영상으로 계산한 점을 그림 9에 나타내었다. 두 개의 영상에 대하여 (7), (8), (9), (10) 식에 의하여 한 점의 좌표를 산출한다. 동일한 사람의 손 영상들에 대한 점은 붉은 점으로 표현하고, 다른 사람의 손 영상에 대한 점은 푸른 점으로 나타내었다. 그림 9에서 보는 바와 같이 동일인과 동일인이 아닌 경우의 점들은 뚜렷하게 구별되어 두 개의 클러스터를 형성한다. 동일인의 경우에는 k_2 컨벌루션 수치 차 제곱의 총화와 k_3 컨벌루션 수치 차 제곱의 총화는 동일인이 아닌 경우에 비하여 상대적으로 작다. 대부분의 경우에 임의의 점 m 에 대한 원점으로부터의 거리는 다음 식으로 나타낸다.

$$d(m) = \sqrt{(S_{k_2}(m))^2 + (S_{k_3}(m))^2} \quad (11)$$

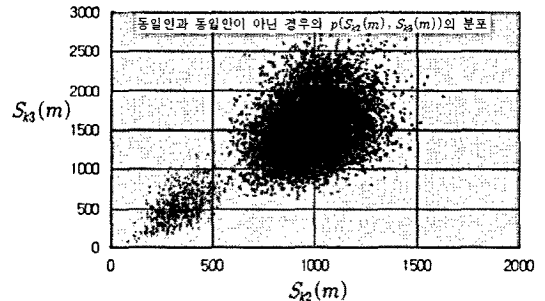


그림 9. 동일인과 동일인이 아닌 경우의 $p(S_{k_2}(m), S_{k_3}(m))$ 의 분포 : 동일인의 경우에는 붉은 점으로, 동일인이 아닌 경우에는 푸른 점으로 표시하였다.

대부분의 붉은 점과 푸른 점에 대하여 이 거리는 분명한 차이를 보이고 있다. 붉은 점에 대해서는

$$0 \leq d \leq 1600 \tag{12}$$

정도의 범위에 있고, 푸른 점에 대해서는

$$1600 \leq d \leq 3100 \tag{13}$$

정도의 범위에 있다. 붉은 점들의 클러스터를 X , 푸른 점들의 클러스터를 Y 로 명명하고, 두 개의 점 x, y 를 $x \in X, y \in Y$ 라 한다면, 두 개의 클러스터에 대한 거리를 다음과 같이 정의하자.

$$d(x, y) = \sqrt{(S_{k_2}(x))^2 + (S_{k_3}(x))^2} - \sqrt{(S_{k_2}(y))^2 + (S_{k_3}(y))^2} \tag{14}$$

그림 9에서 대부분의 푸른 점과 붉은 점의 쌍 x, y 에 대해서 $d(x, y) \geq 0$ 임을 말할 수 있다. 이는 손가락면 영상이 FFG 연산자에 의하여 충분히 식별 가능함을 반증한다.

6. 실험 결과

실험에서 손 영상으로부터 손가락을 인식하고 손가락별로 중심선을 기준으로 직사각형 영역을 구한다. 이 손가락 영역을 중심선이 y 축과 일치하도록 회전시킨다. 손가락 끝을 기준으로 중심선을 따라 28×70 (단위는 픽셀) 크기의 직사각형을 추출한다. 이것을 다시 5개의 부영역으로 나눈다. 부영역의 크기는 28×14 , 즉 $w=28, l=14$ 이다. 마스크 K_2 와 K_3 는 7×7 로 선택하였으며, 그 이유는 실험적으로 가장 인식이 좋은 크기로 관측되었기 때문이다. 각각의 마스크가 마스크 크기의 영역으로부터 한 개의 값을 산출해냄으로써 얻어지는 요소들을 배열한 매트릭스들, $M_{R_1}^A$ 와 $M_{R_1}^T$ 는 4×2 매트릭스가 된다.

그림 10에는 Threshold(ϵ) 및 FFG 마스크 크기로 실험된 FRR(False Rejection Rate)과 FAR(False Acceptance Rate)의 값을 보이고 있다. FFG 마스크 크기가 7×7 인 경우에 다른 마스크 크기에 대한 오류율에 비하여 대부분의 ϵ 에 대하여 작은 오류율을 보이고 있다. 그러므로 마스크 크기는 7×7 으로 선정하는 것이 바람직하다.

그림 11에서 보는 바와 같이 FAR(False Acceptance Rate)과 FRR(False Rejection Rate)은 $\epsilon=1.44$ 에서

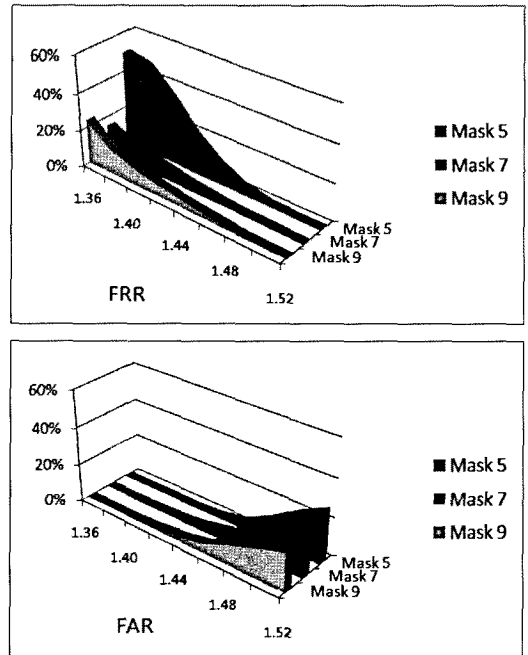


그림 10. Mask 크기와 Threshold(ϵ) 별 FRR, FAR

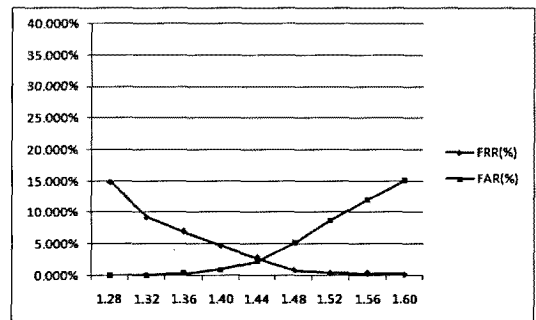


그림 11. FFG Mask 크기 7×7 일 때 Threshold ϵ 값에 따른 FRR 과 FAR

교차하기 때문에 문턱치 ϵ 는 1.44로 선택한다. 이는 프로토타입(prototype) 손 영상 A와 테스트 손 영상 T의 손가락 영역에 대해서 각 부영역에 대한 평균자승오류(MSE: Mean Square Error)의 값이 1.44 이하이면 해당 부영역들이 정합되는 것으로 판정하고, 그렇지 않으면 부정합으로 판정함을 의미한다.

F-알고리즘의 (ii)단계에서의 s 값은 1로 선정하였다. 이는 5개의 부영역 중 4개 이상이 정합되면 손가락을 동일한 사람의 것으로 판정한다는 의미이다. 프로토타입 손 영상과 테스트 대상인 손 영상은 손가락별로 판정한다. 검지로부터 약지에 이르는 3개의

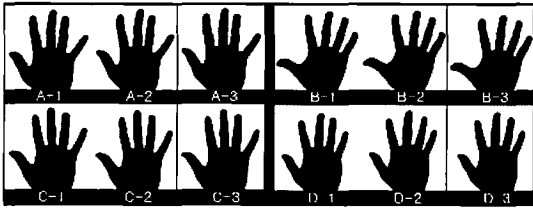


그림 12. 실험에 사용된 손 영상 (개인 A~D 까지의 손 영상이며 각 사람 당 3장씩의 사진을 보임.)

손가락이 정합되는 것으로 판정되면 프로토타입 손 영상은 테스트 손 영상과 동일한 손의 영상으로 인식한다.

그림 12는 실제 실험에 사용된 손 영상들이다. A, B, C, D는 각 사람의 손을 구분한 것이고, 각 사람의 손 영상의 다른 버전들 중 A-1, B-1, C-1, D-1 등은 프로토타입 영상으로 지정했다.

실험 대상 인원은 총 100 명이며, 개인별로 5 개의 손 영상을 촬영하였다. 5개 중 1개는 프로토타입 영상으로 정하고, 나머지 영상은 모두 테스트 영상으로 정하였다. 여기에 F-알고리즘을 적용하여 95.017%의 인식률을 얻었다. 이 결과와 다른 논문들에서 제기된 실험 결과와의 비교는 이미 서론에서 언급한 바 있다(표 1). 기존의 연구에서 손의 여러 부위에 대한 인식률은 75%에서 99%에 분포한 것으로 제시되고 있다. 본 실험 결과는 손 모양에 대한 기하학적인 거리 측정에 의한 인식률과 흡사한 수준이다. 손금이나 손바닥 영상에 대한 논문은 대체로 인식률을 공개하지 않고 있다. Madasu[19] 등은 fuzzy 방법에 의하여 100%의 인식률을 보이고 있다고 주장하고 있으나 그 근거를 뚜렷하게 제시하지 않고 있다. Zang[12]과 Lian[13]은 손가락 혈관 인식률이 99%에 달한다고 주장하나 실험 대조 수가 고작 200회에 불과하여 신빙성이 없다. 손가락 면 인식을 보고한 Woodard[23]의 경우에는 인식률이 85%에 불과한 것으로 보고되고 있다.

몇몇 연구논문[16,18]에는 인식률의 고저에 큰 의미를 부여하고 있지 않다. Malassiotis[16] 등은 인식률은 고정적인 것이 아니라는 사실을 지적하면서, 처음 실험에서 99.4%의 식별률을 보였어도 1주후에는 75%로 떨어진 것으로 나타났다고 서술하였다. Jain 등[18]은 99%의 인식률을 보인 실험을 다른 사람이 검증했을 때 75%로 나타났다고 기술하고 있다.

이러한 인식률의 큰 오차는 세 가지 요인으로 추

정된다. 첫째는 정확한 부위의 영역을 추출해 내는 과정에서의 오류이다. 본 실험에서도 손 영상으로부터 손가락을 분리했으므로 손가락을 나타내는 픽셀 수가 극히 적다. 고작 28×70이기 때문에 중심점의 계산, 회전 연산을 통하여 정밀한 부분이 훼손된다.

명암이나 조도 등의 환경에 따른 요인도 크다. 영상을 촬영하는 특별한 장비가 제작된 것이 아니기 때문에 임의의 환경에서 촬영해야 한다. 본 실험에서는 손을 벽면에 부착한 판지 위에 대고 일정 거리에 장치한 카메라에 의하여 촬영했다. 당연히 주변의 조명 등에 변화가 있을 것이고, 손의 퍼진 상태에 의해서도 오차가 발생할 수 있을 것으로 추정된다.

무엇보다도 손 부위와 방법에 따라서 특징벡터에 참여되는 수치의 개수가 인식률에 중요한 요인으로 작용한다. 본 실험에서는 고작 $4 \times 10 \times 3 = 120$ 개의 특징치(120개의 패치, 각 패치 당 하나의 특징치를 산출한)를 가지고 비교 연산을 하였다. 만일 손가락 촬영 장비를 제작하여 손가락 영상의 화소 수를 늘린다면 더 많은 영역과 패치로 분할할 수 있다. 그런 경우에는 비교에 참여되는 특징벡터 수를 증가시켜서 보다 정밀한 비교 연산이 가능하고, 인식률 또한 개선될 것이다. Yoruk[17] 등은 458개를 사용하는데 비해 120개는 매우 적은 수치라 하겠다.

이러한 실험적 약조건에도 불구하고 95.0%의 인식률을 보인 손가락 면은 다른 바이오메트릭스와 대등한 수준의 유용성을 암시한다. 손가락 면(finger face)은 개인 식별을 위한 손 부위의 하나로서 손색이 없음을 확인할 수 있다.

7. 결 론

손가락 면의 매듭선, 잔금 등으로 이루어진 영상을 FFG 연산자에 적용시킴으로써 손가락을 개인 식별을 위한 바이오메트릭스로 사용할 수 있는지에 대하여 검증하였다. 손가락의 중심선을 중심으로 직사각형 영역을 구축하고 이 영역을 n개의 부영역으로 나누어 정합 단계를 구축하였다. 부영역별로 FFG 오퍼레이터를 적용시킴으로써 손가락 면의 매듭선, 잔금 등을 식별 대상으로 삼을 수 있음을 실험하였다. 결과로 나타난 인식률로 보아 손가락 면의 패턴을 개인 식별의 미디어로 이용하는데 손색이 없다는 것이 검증되었다. 다른 것과의 차별성은 손가락 면 패

턴이 비교적 명백하게 드러나 보이고, 그 모양도 변화 없이 일정하다는 점에 있다. 또한 영상 촬영의 간편성에도 강점이 있고, 계산의 간략성에도 의미가 있다. 손가락 패턴의 식별 연산에 사용한 FFG 연산자의 식별성은 4절에서 실험적으로 검증한 바 있다.

손가락 면 촬영 장치를 개선하면, 좀 더 간편하고 정확하게 처리할 수 있을 것으로 기대된다. 예를 들면 손가락 한 개를 밀어 넣는 구멍을 만들고 그 밑에 카메라를 장착하여 손가락 면을 촬영하도록 장비를 만든다. 이러한 장비에 의하면 손가락을 손 영상으로부터 분리하는 과정을 생략할 수 있다. 손가락의 중심선 구하기, 손가락 영역 추출, 손가락 영상의 회전 처리 등을 모두 생략할 수 있으므로 시간이 절약되고 그 과정에서 발생하는 오류를 원천적으로 제거할 수 있다. 당연히 인식률은 상승할 것이다. 이 장치는 지문 인식 장치에서와 같은 조작이 전면 배제되므로 검증 대상 개인에게 혐오감과 번거로움을 주지 않을 것이다.

본 실험에서는 손바닥 전체를 촬영하고, 그 영상으로부터 손가락을 하나하나 분리하였기 때문에 손가락 영상의 해상도가 떨어지고 그 정밀성이 약하다. 하지만, 손가락 면을 하나씩 촬영하는 장비를 만든다면 정밀성이 높아질 것이다. 그런 경우에는 FFG 패치의 개수를 대폭 증가시킬 수 있다. 서론에서도 언급한 바와 같이 특징벡터에 참여되는 수치의 개수가 늘어나면 그만큼 식별률이 높아질 것이다. 그러므로 식별률 자체가 중요한 것이 아니고 연산 속도, 사용자의 접근성, 이용의 편리성, 장비의 간편성 등이 개인 식별과 인증 문제에서 중요한 이슈이다. 그러므로 여러 가지 바이오메트릭스(biometrics)를 연구하고 테스트하여 다양한 각도에서 고찰해 본다는 것은 의미가 있다.

참 고 문 헌

- [1] Anil K. Jain, Arun Ross, and Sharath Pankanti, "A Prototype Hand Geometry-based Verification System," *Proc. of 2nd Int'l Conf. on AVBPA*, pp. 166-171, 1999.
- [2] A. Kumar and H. C. Shen, "Palmprint identification using palmcodes," *Proceedings of Third International Conference on Image and Graphics*, pp. 258-261, Dec. 2004.
- [3] G. Amayeh., G. Bebis., A. Erol., and M. Nicolescu., "Peg-Free Hand Shape Verification Using High Order Zernike Moments," *Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Digital Object Identifier 10.1109/CVPRW, pp. 40-40, June 2006.
- [4] Wei Xiong, Changsheng Xu, and Sim Heng Ong, "Peg-free Human Hand Shape Analysis and Recognition," *IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing, 2005. Proceedings. (ICASSP '05)*. Vol.2, pp. 77-80, Mar. 18-23, 2005.
- [5] Junta Doi and Masaaki Yamanaka, "Personal Authentication Using Feature Points on finger and Palmar Creases," *IEEE Proceedings of the 32nd Applied Imagery Pattern Recognition Workshop*, 2003.
- [6] S. Ribaric., D. Ribaric., and N. Pavesic., "Multimodal biometric user-identification system for network-based applications," *IEE Proceedings*, online No.20031038, 2003.
- [7] Hee-Sung Kim and Jun-Chul Yang, "Authentication by Digital Recognition of Palmar Features," *IEEE ISIE 2006*, pp. 696-699, 2006.
- [8] Hee-Sung Kim and Jun-Chul Yang, "A Scheme for Identification Computation of Palm Lines," *The 2nd Int'l Conf. on Computational Intelligence*, IASTED, 2006.
- [9] P. A. Recobos Rodriguez and J. D. Landa Silva, "Biometric identification by dermatoglyphics," *IEEE International Conference on Image Processing*, 0-7803-3258-X, pp. 319-322, 1996.
- [10] Ying-Han Pang, T. B. J. Andrew, N. C. L. David, and Hiew Fu San, "Palmprint verification with moments," *Journal of WSCG*, Vol.12, No.1-3, ISSN 1213-6972, 2003.
- [11] C. Ravikanth and A. Kumar, "Biometric Authentication using Finger-Back Surface," *Computer Vision and Pattern Recognition*,

CVPR '07. IEEE Conference, pp. 1-6, June 17-22, 2007.

[12] Zhong Bo Zhang, Dan Yang Wu, Si Liang Ma, and Jie Ma, "Multiscale Feature Extraction of Finger-Vein Patterns Based on Wavelet and Local Interconnection Structure Neural Network," *ICNN&B '05. International Conference on Neural Networks and Brain*, Vol.2, pp. 1081-1084, Oct. 13-15, 2005.

[13] Zhang Lian, Zhang Rui, and Yu Chengbo, "Study on the Identity Authentication System on Finger Vein," *The 2nd International Conference on Bioinformatics and Biomedical Engineering, ICBBE 2008*, pp. 1905-1907, May 16-18, 2008.

[14] Junta Doi and Masaaki Yamanaka, "Biometric Authentication Using Finger and Palmar Creases," *VECIMS 2004-IEEE international Conference*, 0-7803-8339-7, pp. 72-76, 2004.

[15] Anil K. Jain and Nicolae Duta, "Deformable matching of hand shapes for user verification," *IEEE International Conference on Image Processing*, pp. 857-861, 1999.

[16] S. Malassiotis, N. Aifanti, and M. G. Strintzis, "Personal authentication using 3-D finger geometry," *Information Forensics and Security*, IEEE Transactions on Vol.1, Issue 1, pp. 12-21, Mar. 2006.

[17] E. Yoruk, E. Konukoglu, B. Sankur, and J. Darbon, "Shape-based hand recognition," *Image Processing*, IEEE Transactions on Vol.15, Issue 7, pp. 1803-1815, July 2006.

[18] A. Jain and Sharath Pankanti, "Automated Fingerprint Identification and Imaging Systems," *Advances in Fingerprint Technology*, 2nd ed. New York: Elsevier Science, pp. 65, 2001.

[19] H. Madasu, H. M. Gupta, N. Mittal, and S. Vasikarla, "An Authentication System Based on Palmprint," *Sixth International Conference on Information Technology: New Generations*,

pp. 399-404, Apr. 27-29, 2009.

[20] M. Rafael Diaz, C. M. Travieso, J. B. Alonso, and M. A. Ferrer, "Biometric system based in the feature of hand palm," *38th Annual 2004 International Carnahan Conference on Security Technology*, pp. 136-139, Oct. 11-14, 2004.

[21] J. Doublet, O. Lepetit, and M. Revenu, "Contactless hand recognition using shape and texture features," *The 8th International Conference on Signal Processing*, Vol.3, pp. 16-20, 2006.

[22] P. Chaikan and M. Karnjanadecha, "The Use of Top-View Finger Image for Personal Identification," *Image and Signal Processing and Analysis, ISPA 2007. 5th International Symposium*, pp. 343-346, Sept. 27-29, 2007.

[23] D. L. Woodard and P. J. Flynn, "Personal identification utilizing finger surface features," *Computer Vision and Pattern Recognition, CVPR 2005. IEEE Computer Society Conference*, Vol.2, pp. 1030-1036, June. 20-25, 2005.

김희승



1970년 서울대학교 물리학과 학사
 1978년 서울대학교 전산학과 석사
 1987년 Texas A&M Univ. Electrical Engineering 박사
 1987년~현재 서울시립대학교 컴퓨터과학부 정교수

관심분야 : 영상처리, 컴퓨터비전, 인공지능, 의학영상처리

배병규



2002년 서울시립대학교 컴퓨터 통계학과 학사
 2007년 서울시립대학교 컴퓨터 통계학과 석사
 2007년~현재 서울시립대학교 컴퓨터통계학과 박사

관심분야 : 영상처리, 통신시스템, OCT, 웨이브렛응용, 검사자동화