

손가락 마디지문을 이용한 생체인식 알고리즘

최한수[†], 김대원

명지대학교 공과대학 정보통신공학부
449-728 경기도 용인시 남동산 38-2

(2001년 1월 2일 받음, 2001년 4월 23일 채택)

A Biometric Algorithm Utilizing Finger Crease Pattern

Hwan-Soo Choi[†] and Dae-Won Kim

School of Information Control Engineering, Myongji University, Yongin, Kyunggi-do, 449-728, Korea

(Received 2 January 2001, accepted for publication 23 April 2001)

Abstract Biometrics are methodologies for human identification or authentication utilizing unique features of body. This paper proposes a biometric person identification algorithm utilizing finger crease pattern, which is a methodology for biometrics. Finger crease pattern is a type of finger prints which is formed on a front surface of fingers by finger joint movement. Our research results show that this finger crease pattern may be an excellent feature for effective biometrics. Since the finger crease pattern may be well-imaged utilizing low cost imaging devices : low-end CCD camera with LED illumination, the feasibility of commercialization of the algorithm may well be if the finger crease pattern is a reasonable choice as a biometric feature. In this paper, we exploit this possibility and show the potential of using the finger crease pattern as a feature for biometric person identification.

Key Words: Biometrics, authentication, finger crease pattern, person identification

요 약 생체인식이란 개인의 고유한 신체특징을 이용하여 개인식별 또는 인증을 수행하는 것을 말한다. 본 논문은 기존의 생체인식 시스템에서 사용한 수단이 아닌 새로운 생체인식의 한 방법으로 손가락 마디지문(finger crease pattern)을 이용하여 개인식별을 수행하는 알고리즘을 제안한다. 손가락 마디지문은 각 손가락 관절 운동에 의해 손바닥 면에 형성된 지문의 한 형태로서, 연구결과 개인인증에 의한 생체특징으로 매우 훌륭한 수단이 될 수 있음을 확인하였다. 본 알고리즘은 CCD 카메라로 취득한 원시 영상에 손가락의 세로 경계영역 강화와 마디지문을 강화하는 전처리 후 각 손가락의 마디지문들을 군집화 하여 특징을 추출한 다음 개인식별을 수행한다. 제시한 알고리즘은 인식성능은 물론 생체인식을 위한 영상취득의 간편함과 사용자 편리성에서도 우수함을 보인다. 알고리즘의 상세 설명과 성능평가 결과를 본 논문에 제시한다.

1. 서 론

최근 개인 식별의 방법으로 생체인식(biometrics)의 중요성이 점차 확대되고 있다. 생체인식이란 개인

의 독특한 신체특징 또는 행동특징을 이용하여 개인 식별을 수행하는 것을 말한다. 이러한 특징으로는 손가락 지문(fingerprint), 손의 형상(hand shape), 눈의 홍채(iris), 얼굴(face), 손등의 정맥패턴(hand vein pattern), 음성패턴(voice pattern)등 다양한

[†] hschoi@mju.ac.kr

데 각각의 특징마다 사용자 편의성, 친밀도, 인식성능 등에서 장, 단점을 보이고 있다.

본 논문은 기존의 생체인식 알고리즘과는 달리 새로운 생체인식의 한 방법으로서 손가락 마디지문(finger crease pattern)을 이용하여 개인식별을 수행하는 알고리즘을 제안하고자 한다. 손가락 마디지문을 이용한 개인식별 알고리즘의 경우 지문에 비하여 비교적 안정적으로 영상을 취득할 수 있다는 장점이 있으나 그 특징이 많은 사람들로부터 특정인임을 확인하기에는 다소 부족하다는 관점 때문에 많은 연구가 실행되지는 않았으나 D. G. Joshi^[1]와 장석원^[2] 등의 연구에서 그 가능성이 충분히 입증되었다고 판단된다.

Joshi는 손 영상에서 손가락 부분에 직사각형 영역을 정의하여 본 사각형 영역에서 손가락의 횡방향으로 화소 값을 프로젝션(projection)하여 얻은 wideline intensity profile (WLIP)을 생체 특징으로 하여 개인을 식별하는 알고리즘을 제시하였는데 인식성능이 매우 양호하다. 그러나 Joshi의 알고리즘은 손가락의 회전, 그리고 조명등의 왜곡에 크게 강인하지 못함을 확인하였다. 장석원 등이 제시한 알고리즘은 Joshi의 WLIP 성능을 조명 측면에서는 향상시켰으나 역시 원시영상에서 손의 회전왜곡이 생겼을 경우 이를 효과적으로 대처하지 못하는 결함이 존재하는 것으로 판단된다.

그러나 제안하고자 하는 알고리즘은 특별히 회전왜곡에 대한 보상이 없어도 인식율이 크게 저하되지 않았을 뿐 아니라 회전왜곡의 보상을 매우 효과적으로 할 수 있어 상기의 알고리즘들과 대비하여 우수한 성능을 보임을 확인하였다. 이는 제시된 알고리즘이 CCD 카메라로 취득한 입력영상에 손가락의 세로 경계영역 강화와 마디지문을 강화하는 전처리 후 각 손가락의 마디지문들을 군집화(clustering)^[3]하여 최종적으로 시스템에 저장하는 데이터는 분리된 각 마디지문 군(群)의 비트맵 영상이기 때문에 개개의 마디지문 군집을 독립적으로 매칭시키기 때문이다. 따라서 입력영상에 다소 회전오차가 발생되었거나 혹은 특정 손가락이 입력영상에서 제외되어도 안정적으로 개인식별을 할 수 있다. 이러한 장점은 마디지문을 이용한 생체인식시스템의 상용화를

위해 매우 중요한 점들로 사료된다.

제안 알고리즘의 핵심은 개개의 마디지문을 군집화하여 각각의 마디지문을 독립적으로 정합을 한다는 점인데, 100%에 가까운 성공률로 군집화하기 위해서는 손가락 경계의 정확한 정의가 필요로 하게 된다. 따라서 손가락 경계선들을 안정적으로 정의하기 위해 Hough 변환을 사용하는 것을 제안하였으며 정의된 손가락 경계는 이후 마디지문의 군집화 성공률에 결정적으로 영향을 미치게 됨을 확인하였다.

본 논문은 우선 II절에서는 영상의 입력 및 전처리 알고리즘에 관한 설명을, III 절에서는 마디지문의 추출에 관한 알고리즘의 설명을, IV절에서는 알고리즘의 성능 평가를 위한 구현 및 실험환경에 관한 설명을 하였으며 마지막으로 V절에서 본 연구의 결과에 관한 결론을 맺는 것으로 구성되었다.

II. 영상의 입력 및 전처리

1. 영상의 입력

본 논문에서 제시하는 알고리즘을 효과적으로 설명하기 위해 저자가 알고리즘을 개발한 환경을 우선 설명한 다음 본 환경을 기준으로 알고리즘을 묘사하고자 한다. 입력영상은 황색 LED 조명을 이용하여 CCD 카메라로 취득한 640×480 크기의 8-bit 그레이 스케일(gray scale) 영상을 사용한다. 그림 1에서는 취득한 원시영상(입력영상)의 한 예를 보인다.

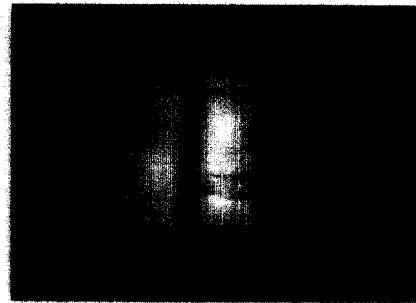


Figure 1. Raw image.

2. 전처리 과정

취득한 원시영상에는 입력장치에 설치된 hood 등의 잡영이 존재하는데 이러한 부분들이 제거되고 손가락 마디지문 부분이 포함된 ROI(region of interest) 영역을 추출한 후, 이 영역에서 마디지문을 추출하기 위한 전처리 과정은 다음과 같다. 참고로 ROI 크기는 345x245 이다.

그림 2에서 보여주는 ROI 영역은 손바닥의 울긋불긋함, 불균일한 조명, 손가락의 굴곡 등으로 마디지문과 손가락 부분 및 잡영이 서로 엇비슷한 화소값에서 혼재하게 된다. 따라서 입력영상의 잡영성분을 줄이기 위하여 식 (1) 과 같은 11x11 가우시안 마스크(Gaussian mask)를 사용하는 저대역 필터링을 적용하여 잡영이 제거된 영상 $f_1(x, y)$ 를 얻는다.

1	5	15	30	45	51	45	30	15	5	1
5	25	75	150	225	255	225	150	75	25	5
15	75	225	450	675	765	675	450	225	75	15
30	150	450	900	1350	1530	1350	900	450	150	30
45	225	675	1350	2025	2295	2025	1350	675	225	45
51	255	765	1530	2295	2550	2295	1530	765	255	51
45	225	675	1350	2025	2295	2025	1350	675	225	45
30	150	450	900	1350	1530	1350	900	450	150	30
15	75	225	450	675	765	675	450	225	75	15
5	25	75	150	225	255	225	150	75	25	5
1	5	15	30	45	51	45	30	15	5	1

$$\times \frac{1}{59049} \tag{1}$$

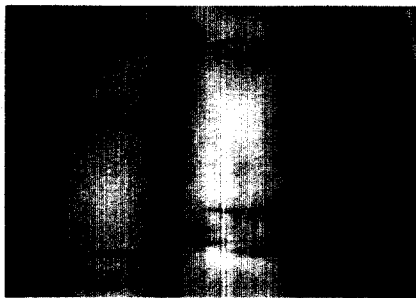


Figure 2. ROI region.

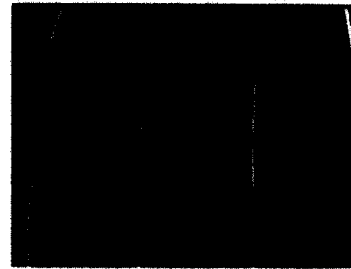
잡영을 제거한 $f_1(x, y)$ 영상에서 손가락 마디지문을 추출하기 위해서는 크게 두 가지 과정이 필

요하다. 첫째, 각각의 마디지문 군집화 과정에서 한 손가락의 마디지문이 다른 손가락의 마디지문과 하나의 군집으로 묶이는 것을 방지하기 위해 각 손가락의 경계 영역을 추출하는 과정과 둘째로 군집화를 실행하기 위한 각 손가락의 마디지문을 추출하는 과정으로 나눌 수 있다.

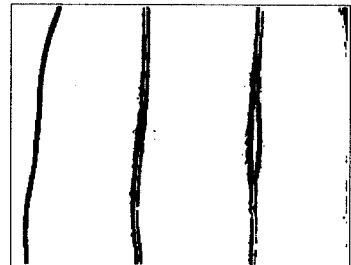
2.1 손가락 경계 영역 추출

$f_1(x, y)$ 영상에서 손가락 경계영역을 추출하기 위한 과정은 다음과 같다. 먼저, $f_1(x, y)$ 영상에 식 (2)에 나타난 것과 같이 세로경계를 강화하는 마스크를 적용하여 손가락의 세로 경계부분을 강화한 영상 $f_2(x, y)$ 를 얻은 다음 이치화를 실행하여 손가락 사이의 경계영역을 추출한다. 그림 3의 (a)에 $f_2(x, y)$ 의 한 예를 도시하였다.

$$f_2(x, y) = f_1(x, y) \times \begin{bmatrix} -2 & -1 & 0 & 1 & 2 \end{bmatrix} \tag{2}$$



(a) Vertical boundary image



(b) Threshold vertical boundary

Figure 3. Threshold processing of finger boundary.

이치화 알고리즘은 N. Otsu^[4]가 제안한, 그레이 레벨 히스토그램(gray level histogram)으로부터 그레이 레벨의 확률적 분포에 따른 이치화 값을 자동적으로 선택하여 주는 알고리즘을 사용한다. $f_2(x, y)$ 영상을 배경과 손가락의 세로 경계 부분으로 이치화시킨 영상 $f_3(x, y)$ 의 한 예를 그림 3의 (b)에서 보인다.

다음은 $f_3(x, y)$ 를 이용하여 손가락 경계영역을 정의하여야 하는 데, 그림 3에서 예시된 것과 같이 $f_3(x, y)$ 는 잡영에 의한 영향으로 일반적인 경계 트래킹(boundary tracking) 기반 알고리즘^[3,5]을 적용할 경우 연결되지 않은 경계선 등에 의해 손가락 경계선 정의에 실패하는 확률이 상당히 높음을 관찰하였다.

따라서 본 논문에서는 정확한 경계선에 대한 정의보다는 인접한 손가락 사이의 경계선을 안정적으로 추출하고자 Hough 변환을 사용하여 손가락의 경계를 정의한다. 즉, 주어진 손가락의 세로 경계 영역에 대하여 Hough 변환을 실행한 다음, $f_3(x, y)$ 영상에서 일정 길이 이상의 직선성분으로 추정되는 직선들을 선택한 다음 이들 직선을 이용하여 손가락의 경계를 정의한다. 그림 4는 그림 3을 Hough 변환을 하여 얻은 두드러진 직선성분들을 보여준다. 그러나 손가락의 경계를 구분하기 위해서는 Hough 변환을 통해 얻어진 손가락의 세로 성분을 나타내는 직선들 중에서 손가락의 경계 영역을 설정할 하나의 기준 직선을 결정해야 한다. 본 논문에서는 이렇게 얻어진 직선 성분들 중에서 가장 중앙에 있는 직선을 선택하여 해당 손가락들의 경계를 나타내는 직선으로 정의하여 사용한다. 그림 5는 이와 같이 정의된 손가락의 경계영역을 도시하고 있다.

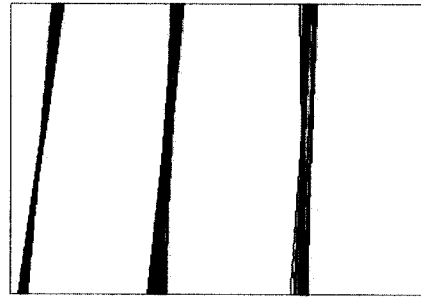


Figure 4. Hough transform.

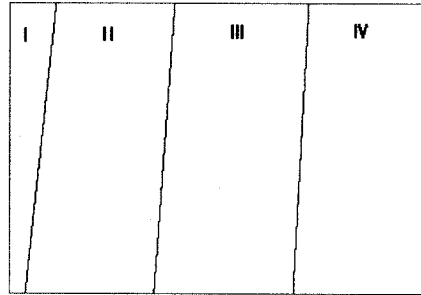


Figure 5. Finger boundary area.

2.2 손가락 마디 지문 추출

$f_1(x, y)$ 영상에서 손가락 마디지문을 추출하기 위해서는 식(3)과 (4)에 도시한 것 같은 3×11 언샤프 마스크(unsharp masking) 필터를 사용한다. 이 필터는 손가락 각각의 영역에 적용하지는 않고 잡영 처리과정을 마친 원시영상, $f_1(x, y)$ 에 직접 적용한다. 본 필터는 일종의 높은 부스팅 저대역(high boosting lowpass) 필터로서 가로방향의 윤곽선 성분이 강한 마디지문을 강조하며, 또한 불균일한 조명에서 유발되는 영상왜곡을 평활화 해주는 효과까지 가지고 있다.

$$f_2'(x, y) = f_1(x, y) \times \begin{matrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \\ \dots & \dots & \dots \\ 1 & 1 & 1 \end{matrix} \times \frac{1}{(3 \times 11)} \quad (3)$$

$$f_3'(x, y) = f_1(x, y) - f_2'(x, y) + 127 \quad (4)$$

이렇게 마디지문을 강화한 $f_3'(x, y)$ 영상에 대하여 이치화를 적용하고, 8-커넥티비티(connectivity)에 의해 연결된 요소들에 각각의 레이블 번호를 부여하는 레이블링 과정을 실행한다. 이 때, 일정 크기 이하를 가지는 레이블들과 세로 성분으로 일정한 높이를 가지는 레이블들은 손가락 마디지문이 아닌 잡영으로 판단하여 제거한다. 그림 6에서 이치화된 마디지문 영상을, 그림 7에서 레이블링 과정을 통하여 잡영이 제거되고 마디지문 부분만 추출된 영상을 예시한다.

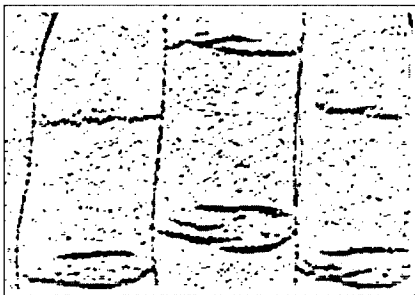


Figure 6. Threshold image.



Figure 7. Finger crease image.

III. 마디지문 군집화 및 정합

1. 마디지문 군집화

마디지문을 추출한 다음 단계는 본 알고리즘의 가장 큰 특징이라고 할 수 있는, 각 손가락의 마디지문의 독립적인 매칭을 위해 각 마디지문의 군집화를 실시하는 것이다. Hough 변환을 이용하여 정의한 각 손가락의 경계 영역을 레이블링 과정을 통하여 손가락 마디지문을 추출한 영상에 적용하여 손가락 마디지문의 군집화를 다음과 같이 실행한다. 다음에 설명한 군집화 과정은 그림 8에 도식화하여 예시한다.

Step 1.

- ① 각 마디지문 레이블의 외접사각형을 구하고 외접사각형의 중심점 (centroid), L_c 를 찾는다.
- ② 각 레이블의 중심점사이의 거리 L_d 를 구한다.
- ③ 군집화를 하기 위한 기준거리를 $L_Distance$ 라 하고 레이블의 중심점사이의 거리의 평균값을 상수 κ 로 나눈 값으로 정한다.

$$L_Distance = \frac{\text{레이블 중심점의 평균거리}}{\kappa} \quad (5)$$

$L_Distance$ 값은 군집화 파라미터로서 본

값의 물리적 의미는 입력된 손의 크기를 반영하는 값이다. 여기서 사용한 상수값 κ 는 실험적으로 2.5 정도에서 가장 좋은 성능을 보인다.

- ④ $l_d < L_Distance$ 인 마디지문 레이블들을 하나의 군집으로 묶는다. 이 때, 손가락 마디지문이 Hough 변환에 의해 나뉘어진 동일 영역 내에 위치하지 않으면 하나의 군집으로 묶지 않는다.

Step 2.

- ① Step 1의 ④에서 찾은 각 군집들의 중심점 c_c 를 찾는다.
- ② 각 군집의 외접사각형의 중심점들 사이의 거리 c_d 를 구한다.
- ③ 각 군집의 병합여부를 판단하기 위한 기준 거리를 $C_Distance$ 라 하고, 각 군집들의 평균거리를 2로 나눈 값에 가중치 ι 을 더한 값을 $C_Distance$ 로 놓는다.

$$C_Distance = \frac{\text{군집 중심점의 평균거리}}{2} + \iota \quad (6)$$

$C_Distance$ 또한 군집의 병합여부에 손의 크기를 반영하기 위한 값이다. 여기서 ι 은 각 군집사이의 거리 편차를 감안하기 위한 값으로 10 정도가 적당하다.

Step 3. 두 개로 인식된 하나의 군집의 병합

- ① 두 개의 군집이 step 2에서 구한 $C_Distance$ 이내에 위치하고 있으면 하나의 마디지문 그룹이 둘로 나뉘어진 그룹 후보로 놓고 두 후보군집의 병합여부를 판정한다.
- ② 두 후보 군집의 해당 마디지문들의 외접사각형의 각 꼭지점들 사이의 최소거리가 $C_Distance/2$ 이하이면 하나의 군집으로 판단하고 두 군집을 하나의 군집으로 병합한다.

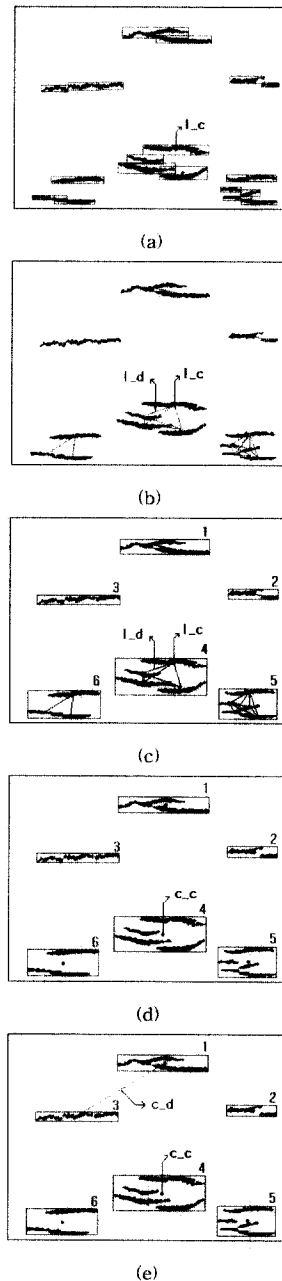


Figure 8. Clustering of finger crease pattern. (a) central point of finger crease, (b) distance between central points, (c) crease pattern clustering, (d) central point of clustering group, (e) distance between groups.

2. 각 군집의 정합

두개의 마디지문영상의 유사도(similarity)를 판정하기 위해 손가락 마디지문 각각의 군집에 대하여 독립적인 정합을 실행하는 것이 바람직하다고 판단된다. 특히 입력영상의 ROI내에서 2개의 영상이 포함하고 있는 마디지문의 개수가 다를 수가 있다. 이 경우 같은 위치의 마디지문 군집으로 판단되는 군집들만 부분적으로 정합을 해야 하는 경우가 발생할 수도 있다.

설명된 편의상 2개의 영상을 입력영상과 등록영상으로 구분하기로 한다. 정합 과정은 그림 9에서 보여주는 것과 같이 등록영상의 각 마디지문 군집의 외접사각형을 구하여, 외접사각형의 중심점 c를 찾아낸 다음 c를 기준으로 입력영상에서 일정 범위 내에 위치하고 있는 마디지문 군집들의 외접사각형의 중심점 c' 과 일치시킨 후 상하좌우로 마디지문 군집을 이동하면서 정합을 시킨 다음 그 결과가 가장 좋은 값을 취하게 된다. 이런 방법으로 각각의 손가락 마디지문 군집을 특징벡터로 하여 독립적으로 정합을 시키게 되면 영상이 입력될 때 특정 손가락이 제외되거나, 균일하지 못한 조명과 사용자의 미숙함에 의해 발생할 수 있는 특정 부위의 마디지문 소실에 의한 오차에도 나머지 손가락의 마디지문 군집의 정합에 의해 상당히 신뢰할 수 있는 정합 결과를 얻을 수 있음을 관찰하였다.

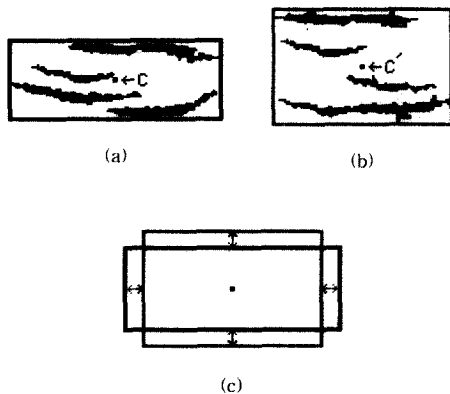


Figure 9. Matching of finger crease pattern group. (a) Template image, (b) Matching image, (c) Translate matching image.

3. Unbiased matching

각 마디지문 군집의 정합은 가중치를 적용한 원형정합을 이용한다. 정합의 가중치라 함은 각 군집의 외접사각형 내에서 등록영상의 마디지문 영역, 등록영상의 바탕영역, 입력영상에서의 마디지문 영역, 입력영상의 바탕영역에 대해 구해진 정합계수들에 각각 1/4씩 가중치를 둘을 의미한다. 이는 마디지문과 바탕영역에 같은 가중치를 둘으로서 마디지문영역과 바탕영역의 면적의 불균형에서 오는 바이아스(bias)를 방지하기 위함이다. 즉 정합계수를 구하기 위한 식은 다음과 같다.

$$c(s, t) = \frac{\sum_x \sum_y f(x, y)w(x-s, y-t)}{\sum_x \sum_y f(x, y)} \times \frac{1}{4} + \frac{\sum_x \sum_y \bar{f}(x, y)\bar{w}(x-s, y-t)}{\sum_x \sum_y \bar{f}(x, y)} \times \frac{1}{4} + \frac{\sum_x \sum_y f(x, y)w(x-s, y-t)}{\sum_x \sum_y w(x-s, y-t)} \times \frac{1}{4} + \frac{\sum_x \sum_y \bar{f}(x, y)\bar{w}(x-s, y-t)}{\sum_x \sum_y \bar{w}(x-s, y-t)} \times \frac{1}{4} \tag{7}$$

위 식에서 s와 t는 최대 정합치를 구하기 위해 입력영상을 이동시키기 위한 변수이며 $f(x, y)$ 는 이치화된 입력영상, $\bar{f}(x, y)$ 는 $f(x, y)$ 의 complement, $w(x, y)$ 는 이치화된 등록영상을 나타낸다. 그리고 최종 정합계수는 s와 t를 일정 값까지 변화시키면서 계산된 계수 값의 최대값이다. 즉 정합계수는 $\max_{s, t} c(s, t)$ 로 구한다.

IV. 구현 및 실험결과

제안된 알고리즘의 성능을 평가하기 위해 사용한 실험환경은 범용 CCD 카메라와 BT-848 PCI 오버레이 보드(overlay board)를 사용하여 영상을 입력하였으며, 알고리즘 구현은 C++을 이용하여 펜티엄 PC에서 이루어졌다. 실험용 시료는 무작위로 취득한 129명의 손가락 영상을 사용하였다. 입력영상은 한 사람 당 3번씩 입력을 받아서 이들을 토대로

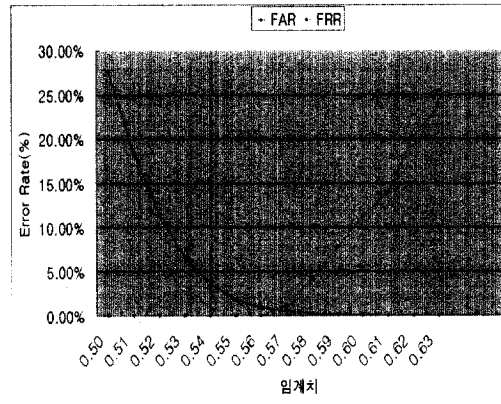
손가락 마디지문 군집을 각각 독립적으로 정합하고, 오인식률(FAR) 및 오거절률(FRR)을 계산하였다. 즉, 각 개인당 입력한 3개의 영상 중 1개를 등록영상으로 선정한 다음, 본인의 나머지 영상과 비교하여 오거절율을 계산하고, 다른 사람의 영상과 비교하여 오인식율을 계산하였다. 따라서 오인식율은 49,536 (129 x 128 x 3)개의 영상을 비교하여 값을 얻었으며 오거절율은 258 (129 x 2) 개의 영상을 비교하여 계산하였다.

표 1은 위에서 설명한 방식으로, 식 (7)에서 제시된 정합계수에서 인식기준 임계치를 0.50 부터 0.63까지 변화시켰을 때 발생하는 오인식률과 오거절률을 보여준다. 표 1에서 FA 및 FR은 각각 오인식 회수 및 오거절 회수이다.

Table 1. Result of Algorithm Evaluation

임계치	FA	FAR	FR	FRR
0.50	14497	27.525%	0	0.000%
0.51	9734	18.482%	0	0.000%
0.52	6007	11.405%	0	0.000%
0.53	3464	6.577%	0	0.000%
0.54	1944	3.691%	0	0.000%
0.55	1000	1.899%	0	0.000%
0.56	524	0.995%	0	0.000%
0.57	259	0.492%	3	1.163%
0.58	139	0.264%	11	4.264%
0.59	71	0.135%	20	7.752%
0.60	25	0.048%	29	11.240%
0.61	7	0.013%	36	13.954%
0.62	5	0.009%	52	20.155%
0.63	0	0.000%	61	23.643%

또한 생체인식시스템의 성능지수로 자주 사용되는 척도인 equal error rate (EER; 오인식율과 오거절율이 같아지는 파라미터 세팅(parameter setting)시의 에러율)을 살펴보면 임계치 0.56 근처에서 FAR = FRR ≈ 0.600%로 나타난다. EER을 계산하기 위해 인식 임계치를 변화시켜가며 오인식율과 오거절율을 도시한 그래프를 그림 10에 보인다.



V. 결론

본 논문은 손가락 마디지문 패턴을 생체특징으로 삼아 개인식별을 하는 알고리즘을 제안한다. 제안 알고리즘의 핵심은 개개의 마디지문을 군집화하여 각각의 마디지문을 독립적으로 정합을 한다는 점이다. 따라서 100%에 가까운 성공률로 손가락 마디지문들의 군집화가 필수조건이었으며 이를 위해 본 연구에서는 Hough 변환을 이용하여 손가락의 경계선을 정의하는 것을 제안하였으며, 정의된 경계선을 이용하여 각기 다른 손가락의 마디지문이 하나의 군집으로 병합되는 것을 방지하였다.

또한 생체인식시스템의 성능사항 중 정성적으로 밖에 제시할 수 없는 사항들, 즉 영상취득의 간편함과 사용자 편리성 면에서도 제안된 방법은 우수함을 보여 주었으며, 인식성능 면에서도 손가락 마디지문의 군집화를 통한 각 군집의 독립적인 정합으로 임계치 0.57에서 오인식률 0.4918%, 오거절률 1.1628%의 결과치를 보여줌으로써 본 논문은 손가락 마디지문을 이용한 생체인식의 실용화 가능성을 보여주었다고 판단된다.

본 알고리즘의 단점으로 지적될 수 있는 바는 마디지문의 군집화 성공률을 높이기 위해 손가락의 경계를 찾는 과정에서 Hough 변환을 사용함으로써 비교적 계산량이 많은 알고리즘이라는 평가를 할 수 있다는 점이다. 그러나 본 알고리즘에서 Hough 변

환을 사용하는 목적이 단지 손가락 경계영역을 정의하기 위한 것임을 감안하면 변환영역(transform domain)의 해상도를 대폭 줄여도 무방할 것으로 판단되며 향후 Hough 변환에 의한 계산량을 대폭 줄이기 위한 연구를 진행 중이다.

참고문헌

[1]. D. G. Joshi, Y. V. Rao, S. Kar, V. Kumar, and R. Kumar, "Computer-Vision-Based Approach to Personal Identification Using Finger Crease Pattern," *Pattern Recognition, Vol. 31*, No. 1, pp. 15-22, 1998.

[2] 장석원, 정희철, 최환수, "손가락 마디지문 패턴을 이용한 개인 식별 알고리즘," *1999년도 대한 전기학회 하계학술대회 논문집, G*, pp. 2891-2894, 1999.

[3] A. K. Jain, *Fundamentals Of Digital Image Processing*, Prentice Hall, 1989.

[4] N. Otsu, "A Threshold Selection Method from Gray-level Histograms," *IEEE SMC-9*, No. 1, pp. 62-66, January 1997.

[5] R. C. Gonzalez and R. E. Woods, *Digital Image Processing*, Addison Wesley, 1993.



최 환 수

1984년 서울대학교 제어계측공학과
 1986년 워싱턴 주립대 석사.
 1990년 워싱턴 주립대 박사.
 1990년 - 1992년 (주)금성사 컴퓨터연구소 선임연구원.
 1992년 - 현재 명지대학교 정보제어공학부 부교수.

관심분야:

컴퓨터비전, Biometrics, 멀티미디어 정보처리

Tel: (02)523-4715 Fax: (031)523-4765

Email: hschoi@mju.ac.kr



김 대 원

1983년 서울대학교 제어계측공학과
 1985년 동대학원 졸업(공학석사).
 1990년 동대학원 졸업(공학박사).
 1987년~1992년 대우중공업(주) 중앙연구소 선임연구원.
 1992년~현재 명지대학교 정보제어공학부 부교수.

관심분야:

자동화 네트워크, 실시간 시스템, 웹기반 응용

Tel : (031)330-6472 Fax : (031)330-6226

E-mail : dwkim@mju.ac.kr