

클러스터링 기법을 이용한 손가락 마디지문 식별 알고리즘

주 일 용, 안 장 용, 최 환 수
명지대학교 전기공학과
전화 : 031-330-6363 / 핸드폰 : 019-221-8493

A Finger Crease Pattern Identification Algorithm Utilizing Clustering Method

Il Yong Joo, Jang Yong Ahn, Hwan Soo Choi
Dept. of Electrical Engineering, Myongji University
E-mail : xquiz@chollian.net

Abstract

This paper proposes a finger crease pattern identification algorithm utilizing a clustering method. The algorithm has been developed for the use of biometric person identification system. Since the finger crease pattern may be well-imaged utilizing low cost imaging devices such as low-end CCD camera with LED lighting, the feasibility of commercialization of the algorithm and the system utilizing the algorithm may be well justified if the finger crease pattern is a reasonable choice for the 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.

I. 서론

최근 개인 식별의 방법으로 생체인식(biometrics)의 중요성이 점차 확대되고 있다. 생체인식이란 개인의 독특한 신체특징 또는 행동특징을 이용하여 개인식별을 수행하는 것을 말한다. 이러한 특징으로는 손가락 지문(finger print), 손의 형상, 눈의 홍채, 얼굴 윤곽, 손등의 정맥 패턴, 음성 패턴 등 다양한데 각각의 특징마다 사용자 편의성, 친밀도, 인식성능 등에서 장, 단점을 보이고 있다.

본 논문은 현재 연구되고 있는 새로운 생체인식의 한 방법인 손가락 마디지문(finger crease pattern)을 이용한 개인식별을 수행하는 알고리즘을 제안하고자 한다. 손가락 마디지문을 이용한 개인식별 알고리즘의 경우 지문에 비하여 비교적 안정적으로 영상을 취득할 수 있다는 장점이 있으나 그 특징이 많은 사람들로 부터 특정인임을 확인하기에는 다소 부족하다는 관점 때문에 많은 연구가 실행되지는 않았으나 D.G. Joshi^[1] 와 장 석원^[2] 등의 연구에서 그 가능성이 충분히 입증되었다. 제안하고자 하는 알고리즘은 LED 조명을 이용하여 CCD 카메라로 취득한 원영상에 손가락의 세로 경계영역 강화와 마디지문을 강화하는 전처리 후 각 손가락의 마디지문들을 군집화(clustering)^[3] 하여 최종적으로 시스템에 저장되는 데이터는 분리된 각 마디지문 군(群)의 비트맵 영상이다. 개개의 지문군집을 독립적으로 매칭 시킴으로서 입력영상이 다소 회전오차가 발생되었거나 혹은 특정 손가락이 입력영상에서 제외되어도 안정적으로 개인식별을 할 수 있음을 확인하였다.

II. 영상입력 및 전처리

2.1 영상의 입력

본 논문은 황색 LED 조명을 이용하여 CCD 카메라로 취득한 640 × 480 크기의 8 bit gray scale의 영상을 입력영상으로 하였으며, 그림 1에서 취득한 원영상을

보여주고 있다.



그림 1. 원영상

2.2 전처리 과정

취득한 원영상으로부터 손가락부분이 포함된 345×245 크기의 ROI(Region Of Interest) 영역을 얻는다. 그림 2에서 보여주는 ROI 영역은 손바닥의 울긋불긋함과, 불균일한 조명, 손가락의 굴곡등으로 마디지문과 손가락 부분 및 잡영이 서로 엇비슷한 gray scale level에서 혼재하게 된다. 이에 입력영상의 노이즈 성분을 줄이기 위하여 식 (1) 과 같은 11×11 Gaussian mask를 사용하는 저대역 필터링을 적용하여 $f_1(x, y)$ 영상을 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	2601	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

$$\times \frac{1}{59049} \quad (1)$$

노이즈를 제거한 $f_1(x, y)$ 영상에 대하여 손가락 마디 지문을 균집화 하기 위해서는 크게 두 가지 과정이 필요하다. 첫째, 균집화 과정에서 다른 손가락의 마디지문이 하나의 균집으로 묶이는 것을 방지하기 위한 각 손가락 경계 영역의 추출과정. 둘째로 균집화를 실행하기 위한 각 손가락의 마디지문을 추출하는 과정으로 나눌 수 있다.

2.2.1 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

얻는다. 여기에 N. Otsu^[4] 가 제안한, 주어진 gray level histogram으로부터 gray level의 확률적 분포에 따른 이치화 값을 자동적으로 선택하여 주는 알고리즘을 사용하여 $f_2(x, y)$ 영상을 배경과 손가락의 세로 경계 부분으로 이치화 시킨 영상 $f_3(x, y)$ 을 얻는다. 그림 3에서 이치화된 손가락의 세로 경계영역을 보여주고 있다.

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



그림 2. ROI 영역

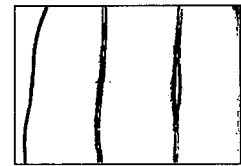


그림 3. 이치화된 세로 경계

손가락 마디지문의 균집화를 수행하기 위해서는 먼저 각 손가락의 세로 경계의 구분이 선행되어야 한다. 손가락 사이의 경계선을 추출하기 위한 방법으로 boundary tracking 기반 알고리즘을 적용할 경우 잡영 등에 의해 실패하는 확률이 높음을 관찰하여 본 논문에서는 정확한 경계선보다는 안정적인 경계위치를 찾는 방법을 시도하고자 Hough transform을 사용하여 손가락의 경계를 구분하였다. 경계구분 과정은 먼저 주어진 손가락의 세로 경계 영역에 대하여 Hough transform을 실행하여 얻어진 직선들을 나타내고, 얻어진 직선 성분들 중에서 가장 중앙에 있는 직선을 선택하여 해당 손가락의 경계를 나타내는 직선으로 정한다. 그림 4, 5 는 Hough transform을 이용하여 찾은 손가락 경계의 한 예를 보여준다.



그림 4. hough 변환

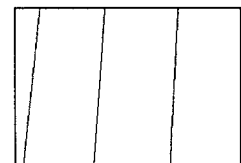


그림 5. 손가락 경계 영역

2.2.2 손가락 마디 지문 추출

$f_1(x, y)$ 영상에서 손가락 마디 지문을 추출하기 위한 과정은 다음과 같다. 손가락 마디 지문을 강화하기 위하여 식 (3)을 이용하여 3×11 mask를 적용한 영상 $f_2'(x, y)$ 와, 고대역 필터링을 수행한 영상 $f_3'(x, y)$ 을 구한다.

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

$$f_3'(x, y) = f_1(x, y) - f_2'(x, y) + 127 \quad (3)$$

마디지문을 강화한 $f_3'(x, y)$ 영상에 대하여 123을 기준으로 이치화를 적용하고, 8-connectivity에 의해 연결된 요소들에 각각의 레이블 번호를 부여하는 레이블링 과정을 실행한다. 이 때, 일정 크기 이하로 레이블링 된 요소들은 마디지문이 아닌 잡영으로 판단하여 제거를 한다. 그림 6에서 레이블링 과정을 통하여 잡영이 제거되고 마디지문 부분만 추출된 영상을 보여주고 있다.

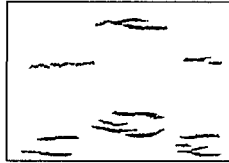


그림 6. 마디지문 영상

III. 마디지문 군집화 및 정합

3.1 마디지문 군집화

Hough transform을 시행하여 각 손가락의 경계 영역을 설정한 그림 5와, 레이블 과정을 통하여 손가락 마디지문을 추출한 그림 6을 이용하여 손가락 마디지문의 군집화를 실행한다. 그림 7에서 보여주는 군집화의 단계를 살펴보면 다음과 같다.

Step 1.

- ① 각 마디지문 레이블의 중심점 c 를 구하고 중심점사이의 거리 L_d 를 구한다.
- ② 군집화를 하기 위한 기준거리를 $L_Distance$ 라 하고 레이블의 중심점사이의 거리의 평균값을 상수 κ 로 나눈 값으로 정한다.

$$L_Distance = \frac{\text{레이블중심점의평균거리}}{\kappa}$$

여기서 사용한 상수값 κ 는 실험적으로 2.5 정도에서 가장 좋은 성능을 보였다.

- ③ $L_d < L_Distance$ 인 마디지문 레이블들을 하나의 군집으로 묶는다. 이 때, 손가락 마디지문이 Hough transform에 의해 나뉘어진 동일 영역 내에 위치하지

않으면 하나의 군집으로 묶지 않는다.

Step 2.

- ① Step 1의 ③에서 찾은 각 군집들의 중심점을 찾고, 중심점들 사이의 거리 c_d 를 구한다.
- ② 각 군집들의 평균거리를 2로 나눈 값에 가중치 ι 을 더한 값을 $C_Distance$ 로 놓는다.

$$C_Distance = \frac{\text{군집중심점의평균거리}}{2} + \iota$$

여기서 ι 은 각 군집사이의 거리 편차를 감안하기 위한 값으로 10 정도가 적당하였다.

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.

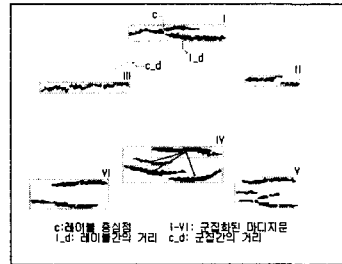


그림 7. 군집화

3.2 각 군집의 독립적인 정합

손가락 마디지문을 포함하는 각각의 군집에 대하여 독립적인 정합을 실행한다. 정합 과정은 그림 8에서 보여주는 것과 같이 마디지문을 포함하는 등록영상의 각 군집의 외접사각형을 구하여, 외접사각형의 중심점 c 를 찾아낸다. 그 후, 일정 범위 내에 위치하고 있는 매칭영상의 군집 외접사각형의 중심점 c' 과 일치시킨 후 상하좌우로 마디지문 군집을 이동하면서 정합 결과가 가장 좋은 값을 취하게 된다. 이런 방법으로 각각의 손가락 마디지문 군집을 특정벡터로 하여 정합을 시키게 되면 영상 입력 시 특정 손가락이 제외되거나, 균일하지 못한 조명과 사용자의 미숙함에 의해 발생할 수 있는 특정 부위의 마디지문 소실에 의한 오차에도 나머지 손가락의 마디지문 군집의 정합에 의해 신뢰할 수 있는 정합 결과를 얻을 수 있다.

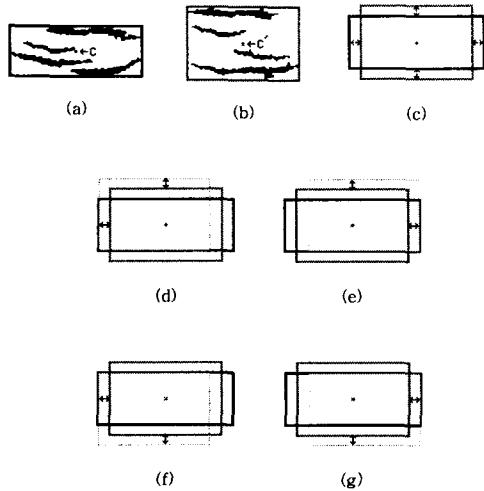


그림 8. 마디지문 군집의 정합 과정 (a) 등록영상; (b) 매칭영상; (c) 중심점 정합; (d),(e),(f),(g) 매칭영상의 이동 정합

IV. 구현 및 실험결과

영상 입력 장치로는 CCD 카메라와 BT-848 PCI overlay board를 사용하였고, 알고리즘 구현은 C++을 이용하여 펜티엄 PC에서 이루어졌다. 실험 데이터는 무작위로 취득한 100명의 손가락 영상을 사용하였다. 입력영상은 한 사람당 3번씩 입력을 받아서 이들을 토대로 손가락 마디지문 군집을 각각 독립적으로 정합하고, 오인식률(FAR) 및 오거절률(FRR)을 계산하였다. 각 개인당 받은 3개의 영상을 서로 정합하여 가장 결과가 좋은 것을 등록영상으로 선정한다 다음, 본인의 나머지 영상과 비교하여 오거절률을 계산하고, 다른 사람의 영상과 비교하여 오인식률을 계산하였다.

표 1. 제안 알고리즘 실험 결과

임계치	FA	FAR	FR	FRR
0.5000	8125	27.3569%	1	0.5000%
0.5100	5407	18.2054%	1	0.5000%
0.5200	3295	11.0943%	1	0.5000%
0.5300	1906	6.4175%	1	0.5000%
0.5400	1065	3.5859%	1	0.5000%
0.5500	549	1.8485%	2	1.0000%
0.5600	269	0.9057%	3	1.5000%
0.5700	129	0.4343%	5	2.5000%
0.5800	74	0.2492%	11	5.5000%
0.5900	38	0.1279%	18	9.0000%
0.6000	12	0.0404%	25	12.5000%
0.6100	3	0.0101%	31	15.5000%
0.6200	1	0.0034%	44	22.0000%
0.6300	0	0.0000%	54	27.0000%

제안하는 알고리즘을 실험 구현하였을 때 주어지는 임계치에 따라 변화하는 오인식률과 오거절률을 표 1에서 보여주고 있다. 임계치를 0.57으로 설정하였을 때 나타나는 오인식률은 0.4343%이며 이 때의 오거절률은 2.5%로 나타난다. 또한 개인식별에 자주 사용되는 적도인 FAR 과 FRR 이 같아지는 parameter setting 시의 error rate(Equal Error Rate; EER)를 살펴보면 임계치 0.5587 근처에서 FAR = FRR ≃ 1.0%로 나타난다. 그림 9에서 EER 그래프를 보여주고 있다.

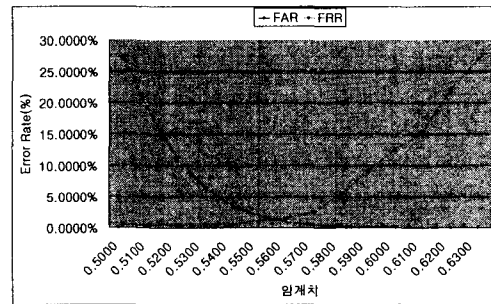


그림 9 EER 그래프

V. 결론

본 논문에서는 손가락 마디지문을 군집화하여 개인식별을 하는 알고리즘을 제안하였다. 제시한 알고리즘은 영상취득의 간편함과 사용자 편리성에서도 우수함을 보여 주었으며, 손가락 마디지문의 군집화를 통한 각 군집의 독립적인 정합으로 임계치 0.57에서 오인식률 0.4343%, 오거절률 2.5%의 결과치를 보여줌으로써 마디지문을 이용한 생체인식의 가능성을 보여주었다.

참고문헌(또는 Reference)

- [1] D.G. Joshi, Y.V. Rao, S. Kar, Valli 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 대한전기학회 하계학술대회 논문집, G, pp. 2891-2894, 1999.
- [3] Anil 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] Rafael C. Gonzalez, Richard E. Woods, *Digital Image Processing*. Addison Wesley, 1993