Journal of Institute of Control, Robotics and Systems (2012) 18(9):887-893
http://dx.doi.org/10.5302/J.ICROS.2012.18.9.887 ISSN:1976-5622 eISSN:2233-4335

다양한 형태의 지문 이미지 분류를 위한 영역별 방향특징 추출 방법

A Directional Feature Extraction Method of Each Region for the Classification of Fingerprint Images with Various Shapes

정 혜 욱, 이 지 형*
(Hye-Wuk Jung[1] and Jee-Hyong Lee[1])
[1]Sungkyunkwan University

Abstract: In this paper, we propose a new approach to extract directional features based on directional patterns of each region in fingerprint images. The proposed approach computes the center of gravity to extract features from fingerprint images of various shapes. According to it, we divide a fingerprint image into four regions and compute the directional values of each region. To extract directional features of each region from a fingerprint image, we spilt direction values of ridges in a region into 18 classes and compute frequency distribution of each region. Through the result of our experiment using FVC2002 DB database acquired by electronic devices, we show that directional features are effectively extracted from various fingerprint images of exceptional inputs which lost all or part of singularities. To verify the performance of the proposed approach, we explained the process to model Arch, Left, Right and Whorl class using the extracted directional features of four regions and analyzed the classification result.

Keywords: direction feature, ridge flow, fingerprint image, fingerprint classification

I. 서론

지문분류는 과학수사, 공항 출입국관리 시스템과 같이 대용량 데이터베이스를 사용하는 지문인식시스템에서 입력 지문의 클래스를 1차적으로 분류하여 전체 시스템의 속도 및 정확도를 높이기 위해 사용하는 방법이다[1]. 최근 소형화된 전자식 입력 센서 방식이 보편화됨에 따라 입력된 지문의 특징 중 일부분이 습득되지 않는 경우가 있다. 예를들어 지문분류에 사용되는 특이점 중 삼각점 부분이 습득되지 않거나 중심점 부분이 특정 위치에 치우쳐 찍히는 등 예외적인 형태를 보일 수 있다. 따라서 다양한 예외 입력 상태의 지문을 고려한 특징 추출 방법이 요구된다.

지문분류에 일반적으로 사용되는 지문의 특징은 특이점(중심점, 삼각점)과 융선의 방향정보가 있다. 특이점 추출은 Poincare index를 이용하거나 보다 개선된 방법으로 변형하여 사용한다[1-3]. 그러나 특이점 부위가 잡음에 의해 손상되거나 일부 훼손된 경우와 같이 지문에 많은 잡음이 존재하는 경우 특이점을 정확하게 추출 할 수 없다[1,4].

특이점을 추출하고 이를 기준으로 주변의 방향정보를 이용해 특징추출을 하는 경우 지문 융선의 최대 곡률을 나타내는 중앙부분에 중심점이 존재함을 근거로 한다[5-8]. 그러나 중심점이 잘못 습득 되거나 또는 중심점 주위 융선이 훼손되는 등 예외적인 형태를 보일 수 있다.

특이점 정보를 사용하지 않고 지문 융선의 방향정보 및 곡률 정보를 특징으로 추출하는 방법은 고주파필터 또는 영상 개선 방법을 이용하여 지문의 품질을 개선 후 지문 융선으로 부터 특징을 추출한다[9-11]. 이러한 방법은 원본 지문의 융선 정보가 왜곡될 수 있는 문제점이 있다.

본 논문에서는 다양한 예외적인 상태의 지문 이미지로부터 효과적으로 특징을 추출하는 방법을 제안한다. 지문분류를 위한 특징을 추출하기 위해 gray scale 원본 지문 이미지를 16×16 크기의 블록으로 나눈 후 각 블록에 FFT (Fast Fourier Transform)를 적용하여 방향 성분을 구한다. 각 블록의 방향성분에 line fitting을 수행 한 후 융선의 대표방향을

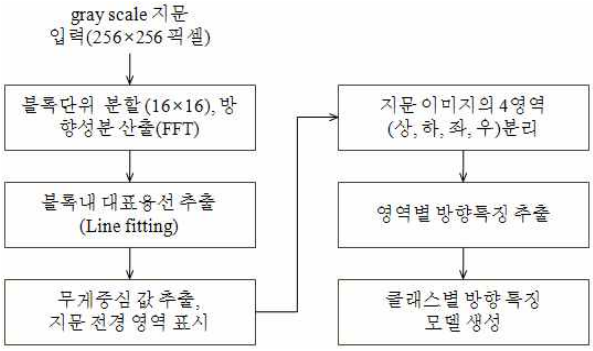


그림 1. 지문 특징추출 과정.
Fig. 1. Process of fingerprint feature extraction.

* 책임저자(Corresponding Author)
논문접수: 2012. 2. 16., 수정: 2012. 7. 24., 채택확정: 2012. 8. 2.
정혜욱, 이지형: 성균관대학교 컴퓨터공학과
(wukj@skku.edu/jhlee@ece.skku.ac.kr)
※ 이 논문(저서)은 2010년도 정부재원(교육과학기술부 인문사회연구역량강화사업비)으로 한국연구재단의 지원을 받아 연구되었음(NRF-2010-32A-H00011).

Copyright© ICROS 2012

하나의 직선으로 나타내어 블록내 대표 융선을 추출하고 기울기를 산출 한다. 또한 블록내 x, y 좌표 값을 산출하고 이를 이용하여 지문 이미지의 무게중심을 구한 후 무게중심 값을 기준으로 4개의 영역으로 분할한다.

분할된 영역의 방향 값을 10° 간격으로 나누어 누적도수 분포를 구하여 영역별 방향 값의 확률 분포를 산출한다. 이렇게 블록내 융선의 방향 값을 확률 분포로 나타내어 지문의 클래스들을 대표하는 방향패턴 특징을 모델링하고 다양한 형태의 지문을 이용하여 클래스별 방향패턴 모델의 성능을 검증한다. 그림 1은 제안하는 지문 특징추출 알고리즘의 처리 과정을 설명하고 있다.

본 논문의 II 장에서는 특징 추출을 위한 방향 값 추출 및 영역 분할에 대해 설명한다. III 장에서는 지문의 영역별 특징 추출 및 방향 특징 모델링에 대해 기술한다. IV 장에서는 영역별 방향특징 모델을 이용한 실험결과를 분석하고 성능을 검증한다. 마지막으로 V 장에서는 결론 및 향후 연구에 대해 기술한다.

II. 블록단위 융선의 방향 값 추출 및 영역 분할

본 장에서는 지문 분류에 사용하는 클래스별 특징 추출을 위해 블록단위로 융선의 방향 값을 추출 하여 블록내 대표 융선을 추출 하고 지문이미지의 무게중심을 구한 후 지문이미지의 영역을 분할하는 과정을 설명한다.

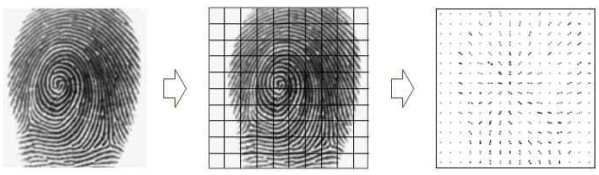
1. FFT와 line fitting을 이용한 지문 융선의 방향 값 산출

FFT는 주파수 공간으로의 변환을 위해 제안된 알고리즘으로 신호의 주기성 검출 및 영상의 방향성 검출에 사용된다[12]. 영상의 방향성검출을 위해 FFT를 사용 하는 경우 공간상에서의 직선 성분을 주파수 영역으로 변환하여 직선 방향과 수직인 방향 성분을 검출한다.

지문의 방향 값은 지문분류 및 인식에 사용되는 대표적인 특징이다. 이러한 방향 특징을 영상개선 및 다양한 전처리 과정을 거친 후 산출하게 되면 연산 시간이 많이 걸린다. 따라서 본 논문에서는 gray scale의 원본 지문 이미지를 사용하였다.

그림 2는 원본지문의 분할된 각 블록에 FFT를 적용하여 대표 방향 성분을 산출 하는 과정을 나타낸다. 그림 2(a)의 원본 지문을 그림 2(b)와 같이 16×16 크기의 블록으로 나눈 후 각 블록에 FFT를 적용하여 그림 2(c)와 같이 각 블록의 대표 방향을 구하였다.

이렇게 산출된 각 블록의 대표 방향 성분은 여러 개의



(a) (b) (c)

그림 2. FFT를 이용한 방향 성분 산출과정.

Fig. 2. Computation process of directional components using FFT. (a) Original fingerprint, (b) 116x16 block division, (c) Fingerprint applied FFT.

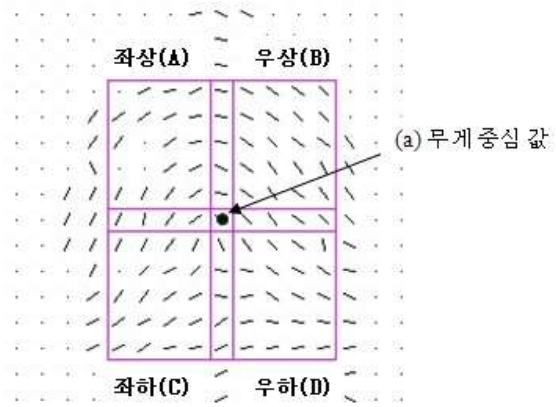


그림 3. 지문 이미지 4영역 분할.

Fig. 3. Four regions division of a fingerprint image.

점으로 표현되므로 블록내 대표 융선을 추출하기 위해 line fitting을 수행 후 하나의 선으로 나타내었다. 이 함수는 line fitting에 필요한 점들의 x, y 좌표를 입력으로 하며, 출력으로는 fitting된 line과 평행한 정규화된 벡터와 직선상의 한 점을 반환함으로써 각 블록의 대표 방향성분을 산출한다. 이러한 과정을 통해 각 블록의 기울기와 좌표 값을 추출한다.

2. 지문의 무게중심 좌표 값 추출 및 영역 분할

무게중심(center of gravity)은 어떠한 도형(원, 직사각형, 삼각형 등)의 중심을 나타내는 위치로 타원 형태를 이루는 지문의 경우 무게중심 좌표 값을 구할 수 있다.

본 논문에서는 지문 이미지의 영역을 분할하기 위한 분할 기준으로 식 (1)에 의해 지문이미지의 무게 중심 값을 추출한다. n개의 x_i, y_i 좌표 값을 각각 모두 더한 후 전체 좌표의 개수로 각각 나누어 x, y 좌표의 무게중심 좌표값 (x_c, y_c)을 계산한다. 이렇게 추출된 무게중심 값을 기준으로 그림 3과 같이 지문 이미지를 4영역-좌상(A), 우상(B), 좌하(C), 우하(D)으로 균등 분할한다. 이때, 지문 이미지의 외각에는 지문의 배경 및 잡음이 많이 존재 한다고 가정하고 무게 중심 값을 기준으로 9×11 블록을 고려한다.

$$x_c = \frac{\sum_{i=0}^{n} x_i}{n}, \qquad y_c = \frac{\sum_{i=0}^{n} y_i}{n} \tag{1}$$

또한 무게중심 값 (a)를 포함하는 4영역간 경계 블록은 영역별 특징 추출에서 제외한다. 그림 4는 Arch, Left, Right, Whorl 클래스의 지문 이미지 상태를 입력상황에 따라 정상입력, 부분입력(전체 지문 크기의 2/3 이상)으로 나누어 방향 특징을 추출한 예이다. 정상적으로 입력된 지문의 경우 지문 이미지의 무게중심 값이 올바르게 산출되었다. 지문의 일부분이 손실되어 특이점이 존재하지 않거나 특이점이 특정 위치에 치우친 부분입력 지문의 경우에도 무게중심 값을 기준으로 영역 분할이 정상적으로 수행됨을 보인다. 이러한 방법으로 분할된 지문 이미지 4영역의 방향 특징 분포를 산출하여 클래스별 방향 특징의 확률 값을 추출하고 모델링에 적용한다.

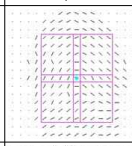
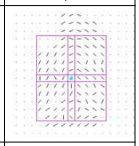
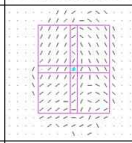
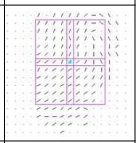
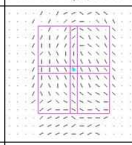
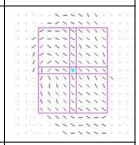
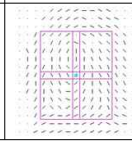
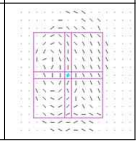
지문의 상태	정상입력		예외입력	
	원본 지문	특징추출 지문	원본 지문	특징추출 지문
Arch				
Left				
Right				
Whorl				

그림 4. 지문의 상태별 특징추출 예.

Fig. 4. Feature extraction example of a fingerprint image by state.

III. 클래스별 방향 특징 모델링

이 장에서는 지문 이미지의 분할된 4영역을 이용하여 클래스별 방향 특징을 모델링 하기위해 각 블록내 융선의 방향 값에 대한 확률 분포를 구하는 방법을 제시한다.

1. 4영역의 방향 값 산출

지문 이미지의 융선은 픽셀단위로 변화하기 때문에 매우 다양한 방향 값을 나타낸다. 이러한 방향 값을 이용해서 지문 융선의 흐름을 파악하기 위해서는 일정 간격의 각도로 정량화 하는 과정이 필요하다. 본 연구에서는 지문 융선의 변화량 측정을 위해 방향 값을 그림 5와 같이 10° 간격(0°~180°)으로 나누어 1부터 18개의 구간으로 정량화 하였다. 이때, 180°인 경우는 융선의 방향이 좌에서 우로 향한다고 가정하고 0°~10°로 통합하여 설정하였다. 총 18개의 방향구간에 대한 지문 융선 방향 값의 확률 분포는 식(2)를 사용하여 산출 하였다.

$$RF_{ij} = \frac{n_{ij}}{mi} \tag{2}$$

RF_{ij}는 확률 분포로 각 영역의 구간별 방향 값 총합 $m_i(i=1\sim4)$로 각 방향 구간 $n_{ij}(j=1\sim18)$을 나누어 산출한다.

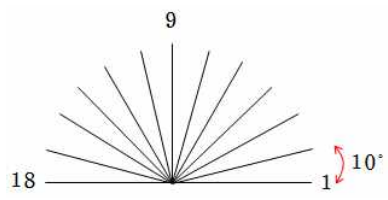


그림 5. 영역별 확률 분포의 방향구간.

Fig. 5. Directional section of probability distribution by regions.

2. 방향 특징 모델링

지문의 클래스는 일반적으로 융선의 흐름 및 특이점의 개수에 따라 Arch, Tented arch, Left loop, Right loop, Whorl의 5가지로 나뉜다[2]. 본 논문에서는 지문의 클래스 중 Arch와 Tented arch가 융선의 흐름에 있어 유사한 패턴을 보이기 때문에 두 개를 Arch로 통합하여 총 4개의 클래스에 대해 방향특징을 모델링 하였다. 또한 Whorl 클래스에는 중심점을 기준으로 외곽으로 넓게 퍼져나가는 plain, 같은 형태의 loop가 대칭을 이루는 twin loop, 지문 중앙에 작은 타원 형태를 보이는 pocket과 같이 다양한 형태를 포함 시켰다.

그림 6은 클래스별 지문 융선 흐름의 특성으로 Arch의 경우 다른 클래스에 비해 융선의 흐름이 전체적으로 완만하며 융선이 시작된 부분에서 반대 방향으로 흐른다. Left와 Right 클래스의 지문은 루프형태로 융선이 흐르기 때문에 융선이 되돌아오는 지점에서 비교적 방향 변화가 많이 있으며 서로 평행한 융선은 유사한 방향으로 흐르는 특성을 보인다. Whorl 클래스는 전체적으로 융선이 나선형으로 흐르지만 중심점을 기준으로 서로 맞물린 이중 루프 형태의 지문도 존재한다[4].

이러한 각 클래스별 지문 융선 흐름의 특성을 이용하여 무게중심 좌표 값을 기준으로 분할된 4영역으로부터 방향 특징을 모델링 할 수 있다.

그림 7은 Left 클래스 지문의 융선 흐름과 융선으로부터 추출한 방향각도의 분포를 비교한 것이다. 그림 7(a)과 같이 원본 지문에 좌측을 기준으로 표시한 화살표의 방향은 그림 7(b)의 A영역 지문의 방향과 유사하다. 이러한 A영역의 융선의 방향 값은 그림 7(c)의 확률 분포의 방향구간 중 50°~80°의 방향 값인 5~8에 많이 분포 되어 있다. 이는 그림 7(a)의 융선의 흐름 방향과 유사한 방향 값이다. 그림 7(d)는 A영역 융선의 구간별 방향 분포를 나타내는 그래프로 다른 구간에 비해 5~8 구간의 확률 값이 높게 분포되어 있음을 보여준다. 따라서 Left 클래스의 A영역 융선의 방향 특징을 나타냄을 알 수 있다. 이렇게 지문의 클래스별 융선

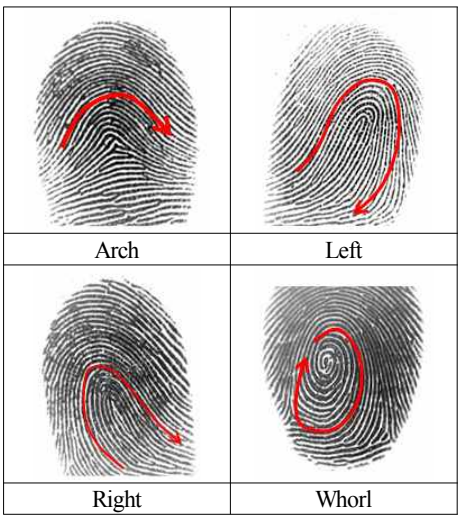


그림 6. 클래스별 지문 융선 흐름의 특성.

Fig. 6. Characteristic of fingerprint ridge flow by classes.

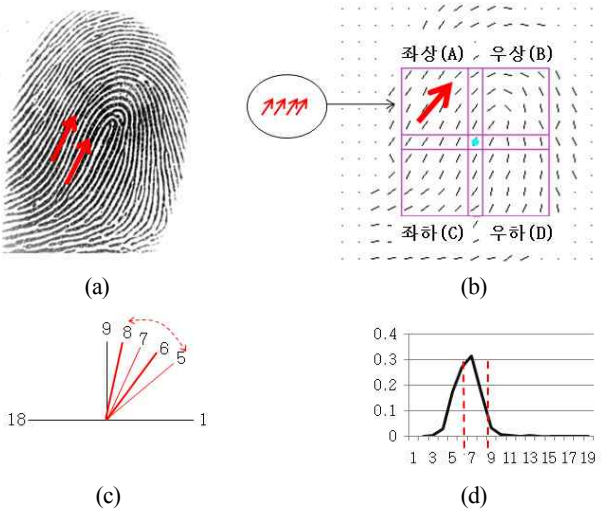


그림 7. Left 클래스 지문의 융선 흐름.

Fig. 7. Ridge flow of a fingerprint included left class.

의 흐름 특징은 분할된 4영역의 방향 분포를 이용해 표현 가능하다. 그림 8은 Arch, Left, Right, Whorl 클래스의 영역별 방향구간의 확률 분포를 이용하여 방향 특징을 모델링 한 결과이다. 이때, 모델링에는 각 클래스 고유의 특징을 포함하는 데이터 즉, 특이점의 개수 및 위치가 정상으로 입력된 상태의 지문을 사용하였다. 각 클래스의 A영역은 융선이 30°~110°의 방향 값인 3~11 구간에 다수 분포되어 있다. 또한 B영역의 융선도 모든 클래스에서 유사한 방향 구간인 11~18 구간 즉, 110°~179°의 방향 값에 많이 분포되어 있다. 이러한 결과로 모든 클래스의 A와 B영역의 융선 흐름이 유사한 구간에 다수 분포되어 있고, 무게중심을 기준으로 지문 상측면의 융선이 유사 패턴을 보인다는 사실을 알 수 있다. C영역의 경우 Arch와 Left 클래스는 5~9 구간, Right와 Whorl 클래스는 11~13 구간에 방향 값이 다수 분포 되어있어 A, B영역에 비해 비교적 클래스의 방향 패턴을 구분 할 수 있는 특징을 보이고 있다. 각 클래스의 D영역은 Arch와 Right 클래스가 11~17 구간 내에 방향 분포가 높은 확률 값을 보이고 Left와 Whorl은 비교적 넓은 범위의 방향 구간에 고르게 방향 값이 분포되어 있다. 이렇게 각 클래스별 방향 특징은 4영역의 각도 구간별 확률 값의 분포를 이용하여 모델링 할 수 있다. 또한 이러한 모델을 지문 분류에 적용 할 수 있다.

IV. 실험결과

1. 실험 데이터

본 논문에서는 영역별 방향 값의 확률 분포로 모델링된 Arch, Left, Right, Whorl 클래스 모델의 성능 측정 실험을 위해 광학식 입력센서로 습득된 FVC2002 DB를 사용하였다[13]. 지문분류 모델은 특이점의 개수 및 위치가 정상으로 입력된 상태의 지문 516개(Arch(37), Left(165), Right(162), Whorl(152))를 사용하여 생성하였고, 테스트 데이터는 잡음이 포함된 지문, 한쪽으로 치우친 지문, 부분입력 지문으로 총 364개(Arch(16), Left(113), Right(117), Whorl(118)를 사용하였다.

2. 지문분류 및 성능평가

지문분류 모델은 *n*개의 학습 데이터 A, B, C, D 영역별로 1~18 구간의 확률 값의 합을 구한 후 이 값을 누적하여 클래스별로 생성하였다.

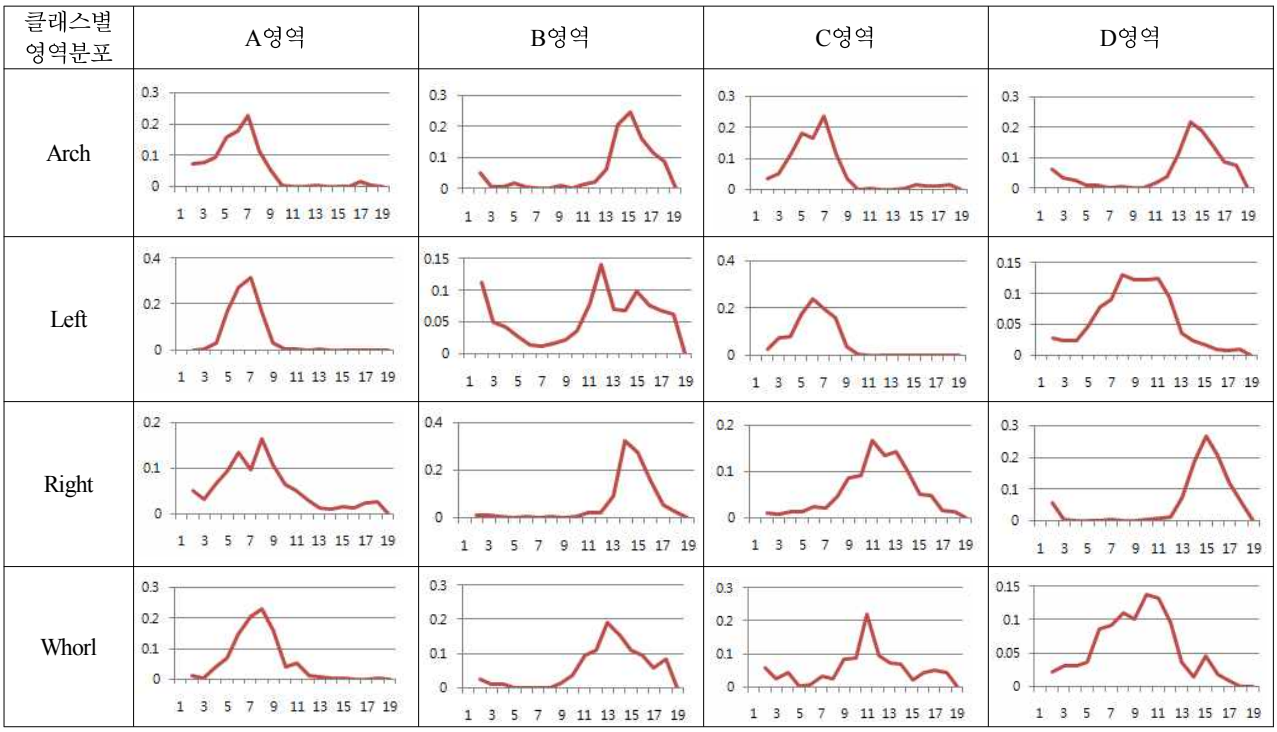


그림 8. 클래스별 방향의 도수 분포.

Fig. 8. Frequency distribution of directions by classes.

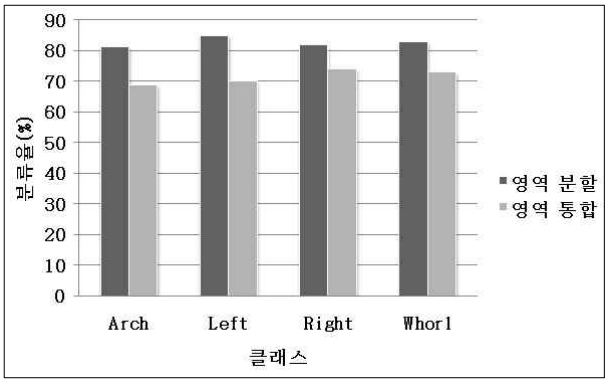


그림 9. 영역 분할 및 영역 통합된 지문의 분류결과.

Fig. 9. Fingerprint classification results of the case of dividing regions and the case of integrating the regions.

지문분류 알고리즘은 모델 데이터와 테스트 데이터 방향 구간의 확률 값 중 최소값을 영역별로 누적하여 지문분류를 수행한다. 식 (3)은 생성된 클래스별 모델과 테스트 데이터를 비교하여 지문분류를 수행하는 방법으로 i 는 방향 구간의 개수, m 은 모델 데이터, t 는 테스트 데이터를 나타낸다.

$$\sum_{i=1}^{18} \min(m_i, t_i) \tag{3}$$

제안한 방법으로 추출한 지문의 방향특징은 분할된 4영역에서 각 방향구간의 확률 값으로 산출하여 지문분류에 사용한다. 이러한 분할 영역의 분류 성능을 평가하기 위해 분할되지 않은 지문 이미지를 이용하여 지문분류를 수행했다. 그림 9는 지문 영역을 분할한 방법과 통합한 방법으로 나누어 지문 분류를 수행한 결과이다. 지문의 특징 영역을 분할한 경우는 83.0 %, 영역 통합의 분류율은 71.5 %로 4영역으로 분할된 지문 이미지를 사용한 경우 분류 평균 정확도가 약 11.5 % 상승하여 통합된 전체 지문을 사용했을 때 보다 각 클래스의 특징을 잘 나타낼 수 있음을 알 수 있다.

표 1은 영역별 방향 특징을 기반으로 분류한 결과에 대한 혼동행렬로 테이블의 행은 테스트 데이터의 클래스, 열은 분류 결과로부터 산출된 클래스 결과를 나타낸다.

제안하는 방법과 특이점 정보를 기반으로 하는 기존 관련연구와의 비교를 위해 지문 이미지로부터 일반적으로 쓰이는 Poincare 방법 [1]을 이용하여 특이점을 추출 후 Henry 시스템을 기준[1,2]으로 지문분류를 수행했다. 그림 10은

표 1. 영역별 방향 특징 기반 지문분류 결과 혼동행렬.

Table 1. Confusion matrix representing the classification result based directional characteristics by regions.

Result \ Test	Arch	Left	Right	Whorl
Arch	13	14	13	0
Left	0	96	3	9
Right	2	1	96	11
Whorl	1	2	5	98

(a) Normal input fingerprint.

(b) Exceptional input fingerprint.

그림 10. Left 클래스 지문으로부터 특이점을 추출한 결과.

Fig. 10. Extraction result of singularities from a fingerprint in left class.

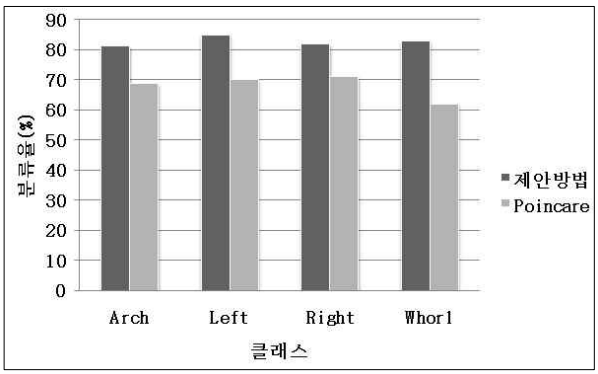


그림 11. 제안방법과 Poincare 방법의 지문 분류결과.

Fig. 11. Comparison of fingerprint classification result between the proposed approach and Poincare method.

Left 클래스 지문으로부터 특이점을 추출한 결과(○: 중심점, △: 삼각점)이다. 그림 10(a)는 정상적으로 입력된 경우로 원본 지문 이미지에 중심점과 삼각점이 모두 존재하고 특이점 추출 결과 또한 특이점 부분을 근사하게 찾아내었다. 이때 추출된 특이점은 유사한 위치에 다수개가 존재 할 수 있다고 가정한다. 지문이미지의 일부분만 입력된 예외 입력 지문은 그림 10(b)와 같이 원본 지문에 중심점만 존재하고 그림 10(a)의 삼각점 부분은 없는 상태이다. 이 경우 원본 지문 자체에 삼각점 정보가 없기 때문에 특이점 추출 결과 또한 삼각점 정보가 존재하지 않음을 알 수 있다. 그림 11은 제안한 방법과 Poincare 방법을 이용하여 추출한 특이점을 기준으로 지문분류를 수행한 결과를 나타낸다. 분류 정확도는 제안한 방법 83.03 %, Poincare 방법 68.0 %로 제안한 방법이 15 % 높은 분류 정확도를 보였다.

3. 제안한 방법의 효용성 검토

본 논문에서는 지문인식 시스템에서 발생 할 수 있는 다양한 예외입력(잡음, 치우침, 부분입력) 지문에 대해 영역별로 방향특징을 추출하여 지문분류 모델을 생성하고 분류를 수행한 결과 83 %의 정확도를 보임을 알 수 있었다. 그러나 지문 이미지의 절반 이상이 입력되지 않은 부분입력 지문이나 한 개 이상의 클래스 특징이 공통으로 존재하는 지문은 분류하기 어려워 오류를 보였다. 그림 12는 오분류된 17 % 데이터의 예이다. 그림 12(a)는 Arch 클래스, 그림 12(b)는 Left 클래스로 입력 과정에서 지문의 일부분만 찍힌 형태이다. 이러한 경우 지문 융선의 흐름을 파악하기 위한 정보가 부족하여 오분류되기 쉽다. 그림 12(c)는 Whorl 클래스 데이터로 역시 지문 위쪽 일부분이 입력되지 않아 Whorl 클래스의 융선 흐름을 파악하는데 문제가 된다. 그림 2(d)는 지문이 올바르게 입력된 Right 클래스 지문이다. 그러나 Right 클래스의 특징을 나타내는 부분이 너무 작고, 지문 이미지의 절반 이상이 Arch 클래스의 형태를 포함하기 때문에 정확히 분류하기 어렵다. 이러한 데이터는 총 38개로 전체 테스트 데이터의 10.4 %에 해당한다. 일반적으로 지문인식시스템에는 입력된 지문 이미지의 품질을 평가하고 거부기준에 의해 저품질의 지문 이미지를 거부하는 과정을 포함한다. 따라서 지문분류에 관련된 기존 연구들 중 실험 데이터에서 저품질의 지문을 제외한 후 실험을 수행하고 분류 정확도를 산출하는 경우도 있다. Jain et al. [9]은 실험데이터 중 입력위치의 오류로 인해 지문의 중앙부분이 한쪽에 치우친 28개의 지문을 제외하고 실험 과정에 거부 단계를 포함하여 분류율을 산출 했다. 이와는 달리 본 논문에서는 다양한 상태의 지문에 대한 실험을 위해 테스트데이터에 품질이 좋지 않거나 다수개의 클래스 특징을 가지는 지문들을 모두 포함하여 실험을 수행하였다. 또한 거부단계를 포함하고 있지 않다. 이러한 상황을 고려하면 분류결과가 17 % 오분류율을 나타내지만, 제안한 방법이 다양한 예외입력 데이터에 효율적으로 적용 될 수 있음을 알 수 있다.

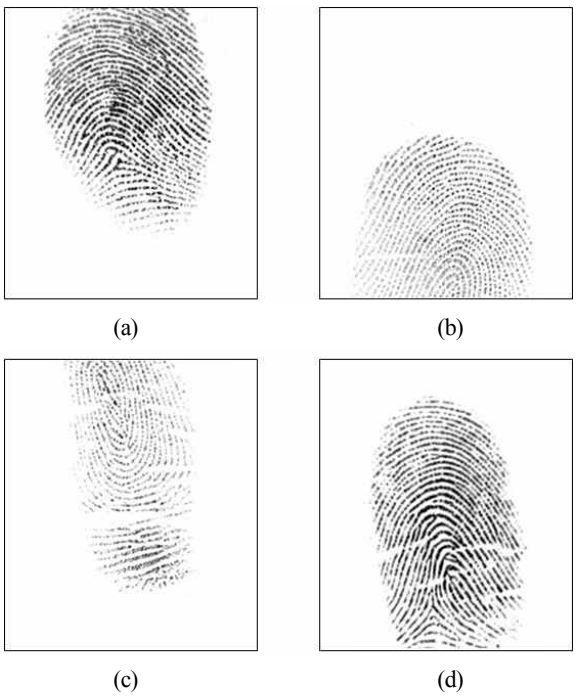


그림 12. 오분류된 지문 이미지의 예.

Fig. 12. Examples of fingerprint images classified incorrectly.

V. 결론

본 논문에서는 지문 이미지 융선으로부터 주파수 특성을 이용하여 방향 성분을 산출 하고 블록내 대표융선을 추출하였다. 또한 지문의 각 클래스별 방향특징을 모델링 하기 위해 지문 이미지를 4영역으로 분할하고 영역별 방향특징을 추출 후 방향분포 확률을 산출하여 지문분류에 적용하는 방법을 제안하였다.

실험결과 제안한 방법은 지문 이미지의 영역을 분할한 경우 통합했을 때보다 높은 분류율을 보였다. 또한 일반적으로 사용하는 특이점 추출방식인 Poincare 방법을 이용한 방법보다 높은 분류 정확도를 나타냈다. 따라서 영역별 방향분포 특징을 이용하여 지문의 각 클래스를 분류하는 방식은 잡음, 입력 오류로 인한 부분 지문 등 예외적인 입력 상태의 지문분류 수행시 유용하게 적용할 수 있을 것으로 보인다. 향후에는 지문의 입력상태에 따라 적응적으로 특징 영역을 선택 및 분할하여 더욱 다양한 예외입력 지문으로부터 클래스별 특징 추출을 효율적으로 하고 이를 지문분류에 적용하여 분류 정확도를 높일 수 있는 방법에 대한 연구를 수행할 계획이다.

참고문헌

[1] D. Maltoni, D. Maio, A. K. Jain, and S. Parbnhankar, *Handbook of Fingerprint Recognition*, Springer, 2003.

[2] E. R. Henry, *Classification and Use of Fingerprint, Routledge*, London, 1900.

[3] K. Karu and A. K. Jain, “Fingerprint classification,” *Pattern Recognition*, vol. 29, no. 3, pp. 389-404, 1996.

[4] H.-W. Jung and J.-H. Lee, “Live-scanned fingerprint classification with markov models modified by GA,” *International Journal of Control, Automation, and Systems*, vol. 9, no. 5, pp. 933-940, Oct. 2011.

[5] D. Maio and D. Maltoni, “A structural approach to fingerprint classification,” *Proc. 13th ICPR 96*, vol. 3, pp. 578, Aug. 1996.

[6] R. Cappeli, A. Lumini, D. Maio, and D. Maltoni, “Fingerprint classification by directional image partitioning,” *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 21, no. 5, pp. 402-421, 1999.

[7] L. Liu, C. Huang, and D. C. Hung, “A directional approach to Fingerprint classification,” *International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, vol. 22, no. 2, pp. 347-365, 2008.

[8] X. Wang, F. Wang, J. Fan, and J. Wang, “Fingerprint classification based on continuous orientation field and singular points,” *Proc. IEEE International Conference on*

Intelligent Computing and Intelligent Systems, vol. 4, pp. 189-193, Nov. 2009.

[9] A. K. Jain, S. Prabhakar, and L. Hong, "A multichannel approach to fingerprint classification," *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 21, no. 4, pp. 402-421, 1999.

[10] A. Senior, "A hidden markov model fingerprint classifier," *Proc. 31st Asilomar Conf. Signals, Systems, and Computers*, vol. 1, pp. 306-310, 1997.

[11] J. Chang and K. Fan, "A new model for fingerprint classification by ridge distribution sequences," *Pattern Recognition*, vol. 35, no. 6, pp. 1209-1223, 2002.

[12] R. Gonzales, R. *Woods Digital Image Processing*, Addison-Wesley Publishing Company, 1992.

[13] D. Maio, D. Maltoni, R. Cappelli, J. L. Wayman, and A. K. Jain, FVC2002: Fingerprint Verification Competition. Biolab internal report, University of Bologna, Italy, April 2002. Available from http://bias.csr.unibo.it/fvc2002/

정 혜 욱

1999년 한성대학교 정보공학과 졸업. 2005년 성균관대학교 정보보호학과 석사. 2007년 성균관대학교 컴퓨터공학과 박사수료. 관심분야는 패턴인식, 생체인식, 지능시스템, 정보보호, 사용자 모델링.

이 지 형

1993년 한국과학기술원 전산학과 졸업. 1995년 동 대학원 석사. 1999년 동 대학 박사. 2002년~현재 성균관대학교 정보통신공학부 교수. 관심분야는 지능시스템, 기계학습, 사용자 모델링.