

마코프 모델 기반 적응적 중심블록을 이용한 불완전한 지문의 분류 성능 향상에 관한 연구

A Study on the Performance Improvement of Incomplete Fingerprint Classification using an Adaptive Core Block Based on Markov Models

정혜옥, 이지형*
(Hye-Wuk Jung¹ and Jee-Hyong Lee¹)
¹SungKyunKwan University

Abstract: We propose a novel approach to classify fingerprints using the extracted adaptive core block for improving classification performance of incomplete fingerprints in this paper. We compute representative directions from fingerprint images by the block unit and learn horizontal and vertical Markov models by deciding the center position of a fingerprint image based on the expert knowledge. The center block of a test image is the block has the highest probability after comparing the Markov model with 11x11 blocks. The proposed approach can effectively classify incomplete fingerprints using the optimal center block.

Keywords: markov models, biometrics, singular points, fingerprint image, fingerprint classification

1. 서론

생체인식(biometrics) 기술은 사람의 생리학적 특징인 지문, 얼굴, 홍채 등을 이용하여 개인을 식별(identification)하거나 인증(authentication) 하는데 사용되는 방법이다. 사람의 생체정보는 개인의 고유한 특징이므로 패스워드와 인증서를 주기적으로 변경하여 사용하는 불편함이 없다. 이중 지문은 개인의 신체 변화에 영향력이 적고 입력장치가 단순하여 사용자에게 거부감을 주지 않기 때문에 다양한 분야에 적용되고 있다.

AFIS (Automated Fingerprint Identification System)는 과학 수사 또는 공항 출입국 시스템과 같이 모든 사람의 지문을 등록한 대용량 지문 데이터베이스에서 하나의 지문을 검색하는데 사용되는 자동 지문 식별 시스템이다. 지문 인식 시스템의 처리 과정은 그림 1과 같이 전처리, 특징추출, 분류, 인식단계로 구성된다. 이중 분류 단계는 입력된 지문을 미리 정해진 클래스(Arch, Left, Right, Whorl)로 카테고리화함으로써 전체적인 지문 인식의 정확도를 향상시키고, 처리 속도를 빠르게 해준다[1].

지문에 존재하는 특이점(singular points)인 중심점(core)과 삼각점(delta)은 지문분류에 사용하는 특징 정보 중 하나다.

중심점은 지문 용선의 곡률 변화가 가장 많은 지점으로 보통 지문의 중앙 부분에 위치한다. 지문 용선이 서로 다른 세 방향으로 흐르는 삼각점은 중심점을 기준으로 좌, 우측에 위치하거나 하단에 존재한다.

이러한 특이점은 일반적으로 지문 용선의 방향이 시계 반대 방향으로 180° 변화하는 지점을 중심점, -180°로 변화하는 위치를 삼각점으로 추출하는 Poincare 방법을 사용한다[2]. 또한 지문 이미지의 지역적, 전역적 방향 정보를 조합하고 다중 해상도 기법을 적용하거나 지문 용선으로부터 중심점에 가까운 방향변화를 보이는 다수개의 곡률 지점을 추출 후 변화율이 가장 큰 지점을 찾는 방법과 같이 Poincare 방법에 보다 개선된 방법을 적용하여 특이점을 추출한다[3,4].

이러한 지문의 특이점은 소형화된 입력장치나 특정 상황에 따라 지문의 일부분만 습득되거나 상처, 땀 등에 의해 중심점이나 삼각점 정보가 훼손될 수 있다. 따라서 기존 중심점 또는 삼각점의 개수 및 위치정보를 기반으로 지문분

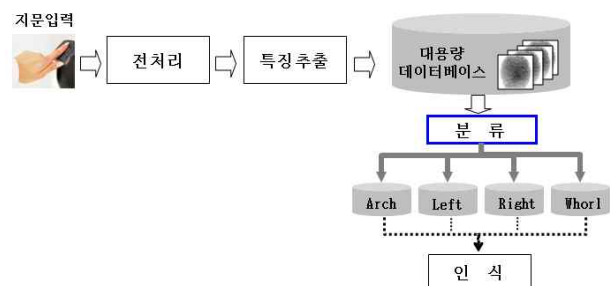


그림 1. 지문 인식 시스템의 처리과정.

Fig. 1. The process of fingerprint verification system.

* 책임저자(Corresponding Author)

논문접수: 2012. 8. 27., 수정: 2012. 9. 14., 채택확정: 2012. 9. 25.
정혜옥, 이지형: 성균관대학교 컴퓨터공학과

(wukj@skku.edu/jhlee@ece.skku.ac.kr)

※ 이 논문(저서)은 2010년도 정부재원(교육과학기술부 인문사회연구
구역량화사업비)으로 한국연구재단의 지원을 받아 연구되었
음(NRF-2010-32A-H00011).

※ 본 연구는 지식경제부 및 한국산업기술평가관리원의 산업융합
원천기술개발사업(정보통신)의 일환으로 수행하였음(KI0018100
41244, 스마트TV 2.0 소프트웨어 플랫폼).

류를 수행 하는 방법은 최근 소형화된 센서를 사용하는 시스템에 적용하기 어렵다[5,6]. 지문의 중심점이나 삼각점을 추출 후 이를 기준으로 주변 융선의 방향정보를 지문분류에 사용하는 방법[7,8,9,10]은 지문의 일부분만 존재하는 불완전한 지문의 경우 분류 성능이 저하된다. 또한 가보필터(Gabor filter)를 이용하여 일정 방향각도 간격으로 지문 융선의 방향 특징을 추출하여 분류에 사용하는 방법[11]은 지문 융선 고유의 특징이 변형될 수 있는 문제점이 있다. 지문의 클래스별 융선의 방향패턴을 정의하거나 방향 템플릿을 생성하여 분류하는 방법[10,12], 지문에 일정한 기준선을 적용하여 융선과 교차되는 지점의 곡률정보 이용하거나 참조 위치를 기준으로 융선의 방향 변화를 이용한 방법[14,15]은 제한된 조건 내에서만 적용되는 한계가 있다[1]. 지문 융선의 특징 추출을 위해 융선 단위로 방향 값을 추적하고 수정된 마코프 모델을 이용하여 분류모형을 생성하는 방법은 끊어진 융선이나 특이점 부분이 손상된 지문에 효과적으로 적용 할 수 있지만, 지문이 특정 위치로 치우쳐 융선 흐름을 파악 할 수 없는 경우 정확하게 분류하기 어렵다[13].

본 논문에서는 지문이 한 쪽으로 치우쳐 찍히거나 일부분만 습득된 불완전한 지문의 분류 성능을 향상 시킬 수 있도록 적응적으로 중심블록을 적용한 지문분류 방법을 제안한다. II 장에서는 마코프 모델을 이용하여 적응적 중심블록을 추출 방법을 설명하고 III 장에서는 KL 다이버전스를 이용하여 지문 이미지를 분류해본다. IV 장에서는 중심블록 추출 및 지문분류에 대한 실험 결과 및 분석하고 마지막으로 V 장에서는 결론을 기술한다.

II. 마코프 모델을 이용한 적응적 중심블록 추출

본 논문에서는 gray scale의 원본 지문 이미지를 블록 단위로 분할 후 각 블록의 대표 방향을 산출하고 마코프 모델을 이용하여 지문 이미지의 중심블록을 추출 한다.

1. 지문 이미지의 블록 단위 방향 값 산출

지문은 그림 2(a)와 같이 검정색의 융선(ridge)과 흰색으로 나타나는 골(valley)로 이루어져 있고 융선이 흐르는 형태로부터 지문의 특징을 추출 할 수 있다. 지문 융선의 방향 값은 지문의 대표적인 특징으로 지문의 클래스를 구분하는데 유용하게 사용될 수 있다. 본 논문에서는 이러한 지문 융선의 방향 값 산출을 위해 지문 이미지를 블록 단위로 분할 한 후 각 블록의 대표 방향 값을 산출하였다. 방향 값 산출 과정은 다음과 같다[16].

- 1) gray scale의 원본 지문 이미지 분할(16×16)
- 2) 분할된 각 블록에 FFT[14]를 적용 후 주파수 영역으로 변환
- 3) line fitting을 수행 후 하나의 선으로 변환
- 4) 선과 평행한 정규화된 벡터와 직선상의 한 점을 반환하여 각 블록의 대표 방향성분 산출

그림 2(b)는 16×16 크기의 각 블록에 FFT를 적용하여 한 결과이고 그림 2(c)은 line fitting을 수행 하여 하나의 선으로 변환한 결과이다. 이러한 과정을 통해 각 블록의 기울기와 좌표 값을 구하여 방향 값을 추출한다.

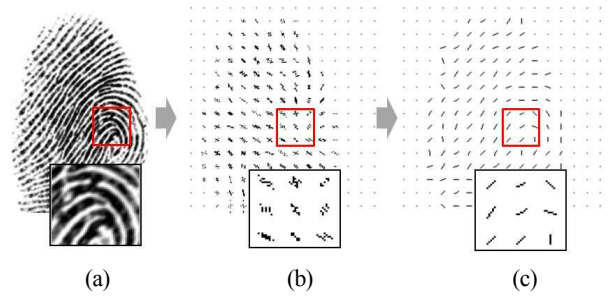


그림 2. FFT를 이용한 방향 성분 산출과정.

Fig. 2. The computation process of directional components using FFT. (a) Gray scale fingerprint image (b) Fingerprint applied FFT (c) Fingerprint applied line fitting.

2. 적응적 중심블록 추출을 위한 마코프 모델 생성

지문 융선의 방향은 시작된 시점에서부터 반대 방향으로 흐르거나, 처음 출발한 위치로 되돌아오는 형태를 보인다. 이러한 지문 융선의 방향 패턴은 지문을 클래스별로 분류하는데 사용하는 경우 지문의 중심부분을 기준으로 방향 패턴을 분할 또는 세분화하여 특성을 비교 할 수 있다. 지문의 중심 부분은 융선의 흐름이 급격하게 변화하는 위치를 말한다[1].

일반적으로 지문의 중심 부분으로 정의되는 중심점이나 최대곡률 점은 지문 융선의 방향 변화가 가장 많이 일어나는 위치로 지문의 중심에 위치한다. 그러나 지문이 불완전한 경우 중심점 부분이 손상될 수 있고 한쪽으로 치우쳐 찍힐 수 있다. 이러한 불완전한 지문에 기존의 방법을 적용하면 중심점 또는 최대 곡률 점이 잘못 추출되거나 추출되지 않을 수 있다. 또한 중심점이나 최대곡률 점을 기준으로 주변 고정 영역의 방향 패턴을 분류에 사용 할 경우 특정 영역의 정보가 존재하지 않으면 분류 성능을 저하시키는 요인이 된다. 따라서 본 논문에서는 지문의 중심이 되는 지점을 전문가의 지식을 기반으로 정의하고 마코프 모델을 이용하여 적응적으로 중심블록을 찾는 방법을 제안한다.

지문에 존재하는 중심점을 Poincare index 방법으로 추출하면 지문 융선이 방향성 영상에서 변화하는 각도가 180°인 경우로 구분한다[1]. 최대곡률의 경우 지문 융선이 가장 급격하게 변화하는 지점을 계산하여 찾는다[1]. 이러한 중심점이나 최대곡률은 지문의 전체적인 패턴을 파악하는 기준이 되기 때문에 정확하게 추출되어야 한다. 그러나 지문이 어느 한 부분으로 치우쳐 찍혔거나 일부분이 습득되지 않은 경우 지문의 중심점 또는 최대곡률을 정확하게 추출하기 어렵다. 따라서 본 논문에서는 지문의 중심을 융선의 변화가 가장 급격하게 일어나는 위치로 정의하고 마코프 모델을 학습 시킬 때 지문의 중심 위치를 전문가가 수동으로 지정하였다. 단, 중심블록 모델의 학습에 사용한 지문은 중심점이 올바르게 존재하는 완전한 지문을 사용하였다.

본 논문에서는 블록단위로 분할된 전체 지문이미지에서 적응적으로 중심블록을 추출하기 위해 좌-우로 상태 전이가 일어나는 마코프 모델을 사용하였다. 마코프 모델은 현재의 상태가 가장 최근에 관찰된 이전의 상태에만 영향을 받는 특징을 가진다. 마코프 모델 M 은 식 (1)과 같이 상태

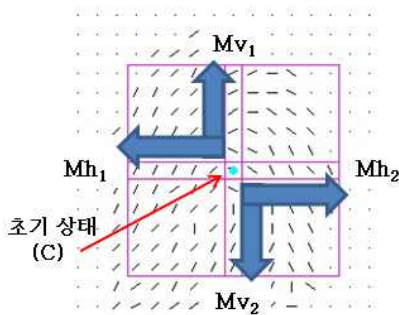
전이 행렬 S 와 초기 행렬 A 로 구성되며 S 는 상태 i 행에서 j 열로 전이되는 확률, A 는 각 상태 i 가 초기에 나타날 확률이다[13].

$$M = \{S, A\}, S = \{s_{ij}\}, A = \{\alpha_i\} \quad (1)$$

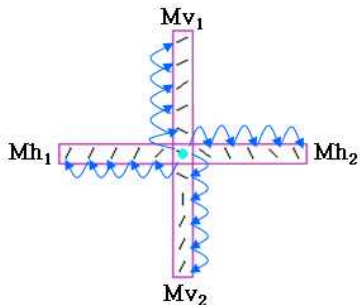
제안된 중심블록 추출을 위한 마코프 모델은 12개의 상태로 전이된다. 4개의 마코프 모델의 상태는 360°의 방향을 10°, 20°, 30° 간격으로 나누어 각각 20회씩 실험하여 이중 가장 좋은 결과를 내는 30°를 선택하고 총 12개의 상태로 정의하였다.

그림 3(a)는 지문의 수평, 수직 블록열에 마코프 모델을 적용하는 방법을 나타낸다. Mh_1, Mh_2 는 좌, 우 수평 블록열, Mv_1, Mv_2 는 수직 블록 열이다. 이때 모든 블록열의 첫 번째 블록은 중앙의 중심블록 (C)이며, 이것은 마코프 모델 상태전이의 초기 값으로 지정한다. 4개의 중심블록 마코프 모델은 미리 선택한 블록을 시작으로 그림 3(b)와 같이 상태전이가 변화한다. 각 모델의 상태는 중심블록에서 시작하여 5블록씩 상태전이가 일어난다. 중심블록 마코프 모델의 생성(학습)하는 단계는 다음과 같다.

- 1) 클래스별로 완전한 지문 이미지를 사용하여 분할된 지문 이미지에 FFT, line fitting 과정을 적용
- 2) 각 블록의 대표방향을 산출
- 3) 전문가의 지식을 기반으로 중심블록을 지정
- 4) 중심블록 기준으로 4영역으로 분할
- 5) 선택한 중심블록 기준 상, 하, 좌, 우 각 5개씩 블록 위치 색인
- 6) 색인된 4방향의 블록들에 대해 수평, 수직 블록열의 마코프 모델 생성 (이때, 중심블록을 상태전이 행렬의 초기



(a) The row of Horizontal and vertical blocks of Markov models.



(b) The state transition of the center block of Markov models.

그림 3. 중심블록 마코프 모델.

Fig. 3. Markov models of the center block.

값으로 지정)

이와 같이 생성된 수평, 수직 블록열의 마코프 모델을 이용하여 임의로 입력되는 테스트 데이터의 중심블록을 찾기 위해 첫째, 수평, 수직 블록열의 마코프 모델 생성 1), 2) 단계와 동일한 과정 반복한다. 둘째, 중심블록을 움직이며 윈도우 내 최댓값(MAX)을 나타내는 중심블록 탐색한다. 이때, 중심점은 이동 규칙은 11x11 윈도우 영역의 1행1열부터 오른쪽 방향으로 이동하며 한 개의 중심블록으로 부터 수평, 수직 블록열(Mh_1, Mh_2, Mv_1, Mv_2)의 상태전이 계산 후 저장 한다. 단, 해당 자리에 방향 값이 없는 경우 제외한다. 마지막으로 최댓값 산출은 수평, 수직 5개의 블록열의 값들을 비교하여 5개의 블록열을 더한 값이 가장 크게 나타나는 지점을 중심블록으로 결정한다. 이렇게 불완전한 지문 이미지로부터 중심블록을 적응적으로 추출하는 과정은 그림 4와 같다.

그림 5는 불완전한 상태로 습득된 각 클래스별 지문 이미지의 예로 그림 5(a)는 Arch 클래스 지문으로 오른쪽 상단 부분으로 치우쳐 있기 때문에 지문 용선 중 최대 곡률을 나타내는 지점을 찾기 어려운 경우이다. 지문의 일부분

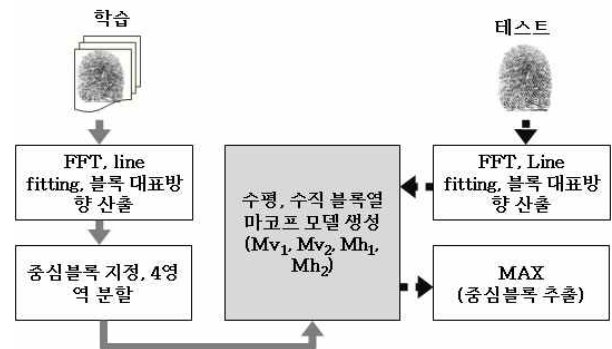


그림 4. 마코프 모델을 이용한 중심 블록 추출 과정.

Fig. 4. The extraction process of the center block using Markov models.

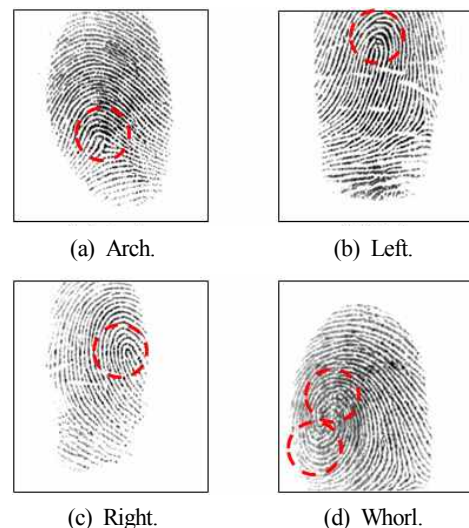


그림 5. 불완전한 지문의 예.

Fig. 5. Examples of incomplete fingerprints.

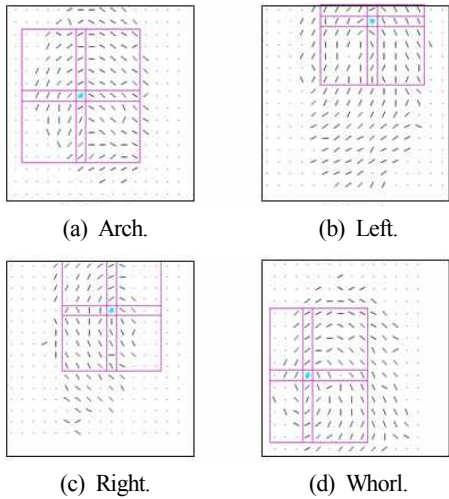


그림 6. 지문의 클래스별 중심블록 추출 결과.
 Fig. 6. The extraction result of the center block to each fingerprint class.

만 습득된 Left 클래스 지문의 경우 그림 5(b)와 같이 지문의 중심점 부분이 명료하게 존재하기도 한다. 그러나 전체 지문의 상단 부분에 중심점이 존재하기 때문에 중심점 부분이 정확히 추출되기 어렵다. 그림 5(c)는 Right 클래스 지문의 왼쪽의 일부가 습득되지 않은 경우를 보여준다.

이러한 경우 중심점 부분이 분명하게 존재지만 중심점 주변 용선 정보가 적기 때문에 정확하게 추출하는데 문제가 생길 수 있다. 그림 5(d)는 불완전하게 습득되고 또한 지문 이미지 자체에 잡음으로 인해 용선정보가 불명확하게 나타난 Whorl 클래스의 경우이다. Whorl 클래스는 일반적으로 중심점이 서로 대칭되는 위치에 2개 존재한다. 그러나 그림 5(d)의 경우 용선의 번짐 현상으로 인해 용선의 곡률 정보를 파악하기 어렵다. 이렇게 Arch, Left, Right, Whorl 4개의 클래스가 모두 불완전 경우를 살펴보았다. 그림 6(a)-(d)는 불완전한 지문인 그림 5(a)-(d)에 제안한 방법을 적용한 결과로 지문의 상태에 따라 적용적으로 올바르게 중심블록이 추출된 결과를 보여준다. 이중 Whorl 클래스는 그림 6(d)와 같이 최종 한 개의 중심블록을 추출하게 된다. 이러한 결과는 불완전한 지문의 경우 Whorl 클래스의 분류 기준인 서로 대칭되는 2개의 중심점 중 한 개가 존재하지 않는 경우에도 효율적으로 지문분류를 수행 할 수 있음을 보여준다.

III. 불완전한 지문의 분류

이 장에서는 앞서 추출한 중심블록을 기준으로 분할된 지문 이미지 4영역의 방향 값 누적 히스토그램을 산출하여 지문 분류 모델을 생성하고 KL 다이버전스 방법을 이용하여 지문을 분류하는 방법을 제시한다.

1. 방향 값 누적 히스토그램

지문 용선이 흐르는 방향은 그림 7(a)과 같이 0°~180° 범위에서 산출하고 각 방향 값은 10°간격으로 나누어 1~18까지 구간으로 인덱싱 한다. 이때, 블록의 대표 방향 값이 180°인 경우 0°와 같은 방향으로 이므로 1구간으로 설정하

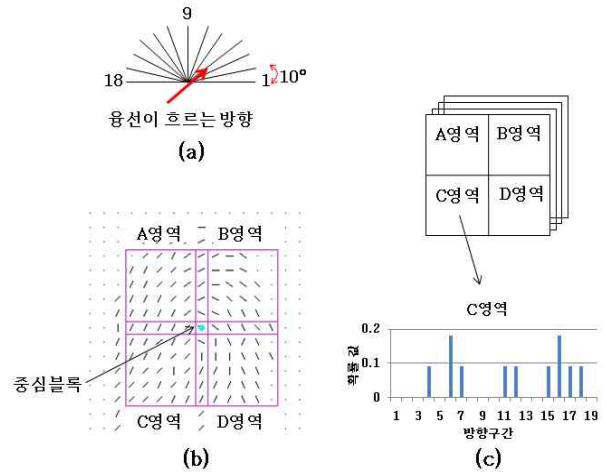


그림 7. 분할된 4영역의 방향 값 산출.
 Fig. 7. The directional value computation of the regions divided into four.

였다. 그림 7(b)는 중심블록을 기준으로 4개의 영역으로 분할된 지문으로 각 영역은 5x5 블록으로 구성되어 있다. 분류 모델에 사용 할 방향 값 누적 히스토그램은 A, B, C, D 각 영역별로 누적한다. 그림 7(c)는 C영역의 누적 히스토그램의 예를 보여주고 있다. 이러한 방향 값 누적 히스토그램은 각 영역별 방향 값의 총합으로 각 방향 구간을 나누어 확률 값으로 산출하였다[16].

2. KL (Kullback-Leibler) 다이버전스를 이용한 지문분류

앞서 추출된 방향 값 확률 분포는 지문분류에 사용되는 모델로 테스트 데이터 입력시 방향 값 확률 분포의 유사도를 측정하는 과정이 필요하다. 본 논문에서는 지문분류 모델과 테스트 데이터의 확률 분포를 비교하는 척도로 KL 다이버전스 방법을 사용하였다.

KL 다이버전스는 확률 분포 P_1 과 P_2 가 주어졌을때, 임의의 벡터 x 에 대해 두 값 사이의 차이를 구하는 것으로 두 개의 확률 분포의 거리(Dist)를 식 (2)와 같이 측정한다 [18]. 이때, 두 확률 분포 P_1 과 P_2 의 계산 순서에 따라 결과가 달라질 수 있기 때문에 대칭을 고려하여 다른 순서로 계산 후 두 경우를 합산하여 구한다.

$$\begin{aligned}
 Dist &= KL(P_1(x), P_2(x)) + KL(P_2(x), P_1(x)) \\
 &= \sum_x P_1(x) \log_2 \frac{P_1(x)}{P_2(x)} + \sum_x P_2(x) \log_2 \frac{P_2(x)}{P_1(x)} \quad (2)
 \end{aligned}$$

KL 다이버전스는 확률 값이 0인 경우 확률에 로그를 취하는 원리에 의해 그 값이 정의되지 않는 특징을 가진다. 제안한 방법의 경우 영역별 지문의 블록내 대표방향을 11x11 크기의 고정된 윈도우 범위 안에서 산출하기 때문에 방향 값이 존재하지 않으면 0값을 포함하게 되어 문제가 될 수 있다. 따라서 이러한 경우 값이 유한한 방향구간에 대한 KL 다이버전스 계산을 수행 후, 0값을 나타내는 방향 구간과의 평균을 구해 해당 구간의 평가점으로 사용하였다. 예를들어, 18개의 방향 구간 중 5개의 구간에 값이 존재하지 않는 경우, 13개의 방향 값의 KL 다이버전스 결과의 평균을 구해 확률 값을 할당한다.

IV. 실험 결과 및 분석

본 논문의 실험에서는 세계 지문인식 경연대회인 FVC (Fingerprint Verification Competition)에 사용되는 데이터베이스 FVC2000, FVC2002를 사용하였다. 각 데이터베이스는 DB1~DB4인 4개의 set으로 구성되어 있고, 각 set은 880개 (110명이 8번씩 서로 다른 상태로 입력)의 지문으로 구성되어 있다. 실험에 사용한 데이터는 총 2,544개로 중심블록 추출을 위해 축전식 센서(capacitive sensor)로 입력된 FVC2000 DB2(784개), 지문분류의 성능평가에는 광학식 센서(optical sensor)로 입력된 FVC2000 DB1(880개), FVC2002 DB1(880개)을 사용하였다[1,19,20].

마코프 모델을 이용한 중심블록 모델 생성을 위해 FVC2000 DB2 데이터 880개 중 지문의 입력상태가 양호한 완전한 지문 328개를 사용하고 테스트를 위해 불완전한 형태를 보이는 지문 456개를 사용하였다. 입력된 지문의 상태가 전체 지문의 1/2 이하이거나 번짐 현상 등으로 인해 용선이 많이 손상된 96개의 데이터는 중심블록 추출 실험에서 제외하였다. 마코프 모델 학습단계에서는 전문가의 지식을 이용해 지문의 중심 부분(지문 용선의 각도 변화가 가장 많이 나타나는 위치)을 수작업으로 선택하여 수평, 수직 블록열 마코프 모델(Mh_1, Mh_2, Mv_1, Mv_2)을 학습 시켰다. 테스트 결과 수평, 수직 블록열 마코프 모델이 지문의 일부 분만 습득된 불완전한 지문의 경우에도 최적의 중심블록을 적응적으로 찾아냄을 확인하였다. 이때, 올바르게 추출한 중심블록의 판단 기준은 상, 하, 좌, 우로 한 블록씩의 오차 범위를 허용했다.

표 1은 제안한 방법으로 중심블록을 추출한 결과와 무게중심(center of gravity) 값을 이용하여 지문의 중심점을 추출 [16]한 결과를 나타낸다. 지문의 상태가 불완전한 456개의 데이터 중 420개의 데이터가 마코프 모델을 이용한 중심블록을 올바르게 추출하는 결과를 보였다. 그러나 무게중심으로 지문의 중심점을 추출한 경우 395개의 지문이 올바르게 중심점을 추출하였다. 그림 8은 지문의 중심위치 추출 결과를 비교한 것으로 그림 8(a)는 전문가의 지식을 기반으로 지정한 지문의 중심 위치를 나타내고, 그림 8(b)는 마코프 모델을 기반으로 추출된 중심블록이다. 두 개의 지문을 비

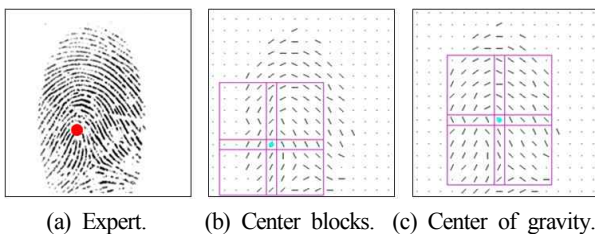


그림 8. 지문의 중심위치 추출 결과 비교.

Fig. 8. The comparison of the extracted center positions.

표 1. 중심블록 추출 결과.

Table 1. The extraction result of the center blocks.

지문상태	중심블록	무게중심
불완전한 지문	420/456(92.1%)	395/456(86.6%)

표 2. 지문 분류 결과.

Table 2. The result of fingerprint classification.

데이터베이스 적용방법	FVC2000DB1	FVC2002DB1	Total
중심블록 & KL 다이버전스	354/400 (88.5%)	282/320 (88.1%)	636/720 (88.3%)
무게중심 & KL 다이버전스	338/400 (84.5%)	267/320 (83.4%)	605/720 (84.0%)
Poincare & KL 다이버전스	317/400 (79.2%)	245/320 (76.5%)	562/720 (78.0%)

교해 보면 전문가가 지정한 지문의 중심위치와 마코프 모델을 이용하여 추출한 중심블록 위치가 유사함을 알 수 있다. 무게중심 방법으로 중심점을 추출한 그림 8(c)는 실제 지문의 중심 위치에 많이 벗어난 것을 확인 할 수 있다.

제안한 방법의 지문분류 성능 평가는 Arch, Left, Right, Whorl 클래스의 누적 히스토그램을 이용한 지문분류 모델을 사용하였다. 실험 데이터는 FVC2000 DB1, FVC2002 DB1 데이터베이스 중 모델생성을 위한 학습데이터는 각 480, 560개로 총 1,040개를 사용하였고 테스트 데이터는 FVC2000 DB1 400개, FVC2002 DB1 320개로 총 720개를 사용하였다.

지문분류 성능을 비교하기 위해 마코프 모델, 무게중심 [16], Poincare[2] 방법으로 각각 중심블록을 추출하고 이를 기준으로 지문이미지를 4영역으로 분할 후 각 영역에 KL 다이버전스 방법을 적용하여 지문분류를 수행하였다.

표 2는 지문분류 결과로 마코프 모델을 이용하여 중심블록을 추출하고 KL 다이버전스를 이용하여 분류한 경우 평균 88.3 %로 무게중심 & KL 다이버전스 84.0 %, Poincare & KL 다이버전스 78.0 % 보다 평균 7.3 % 높은 정확도를 나타냈다. 올바르게 분류된 636개의 지문데이터는 완전하게 찍힌 지문 300개, 불완전하게 찍힌 지문이 336개의 분포를 나타냈다. 잘못 분류된 데이터 84개 중 76개의 데이터는 기존연구[11]의 실험에서 제외시키는 조건에 해당되는 것으로 전체 지문의 1/2 이하로 찍히거나 심한 번짐 현상 등으로 인해 지문 용선이 손상된 상태의 지문이었다.

V. 결론

본 논문에서는 적응적 중심블록을 기반으로 불완전한 지문 이미지를 분류하는 방법을 제안하였다. 전문가의 지식을 기반으로 지문 용선의 변화가 가장 많은 위치를 수작업으로 지정 하여 수평, 수직 마코프 모델을 생성하였다. 이렇게 생성한 마코프 모델을 이용하여 추출된 중심블록을 기준으로 지문을 4영역으로 분할 후 블록단위로 방향값을 추출하여 분류 모델을 생성하고 KL 다이버전스를 이용하여 지문분류를 수행하였다.

불완전한 지문으로부터 추출한 중심블록은 전문가 지식을 기반으로 지정한 지문의 중심과 유사한 위치에 나타남을 확인하였다. 또한 마코프 모델을 이용하여 중심블록을 추출하고 KL 다이버전스를 이용하여 지문을 분류한 결과 무게중심이나 Poincare 방법을 기반으로 중심블록을 추출하여 분류한 것보다 높은 분류 정확도를 보였다.

제한한 방식은 지문이 한쪽으로 치우쳐 찍히거나 일부분만 습득된 불완전한 경우 최적의 중심블록을 추출하여 효율적 분류 할 수 있는 방법이다. 향후에는 지문분류 정확도를 높이기 위해 보다 정확하고 다양한 방법에 대한 연구를 지속 할 계획이다.

참고문헌

- [1] D. Maltoni, D. Maio, A. K. Jain, and S. Parbnhankar, *Handbook of Fingerprint Recognition*, Springer, 2003.
- [2] V. S. Srinivasan and N. N. Murthy, "Detection of singular points in fingerprint images," *Pattern Recognition*, vol. 25, no. 2, pp. 139-153, Feb. 1992.
- [3] D. Weng, Y. Yin, and D. Yang, "Singular points detection based on multi-resolution in fingerprint images," *Neurocomputing*, vol. 74, no. 17, pp. 3376-3388, 2012.
- [4] W. Feng, C. Yun, W. Hao, and W. Xiu-you, "Fingerprint classification based on improved singular points detection and central symmetrical axis," *Proc. AICI'09*, vol. 3, pp. 508-512, Nov. 2009.
- [5] E. R. Henry, *Classification and Use of Fingerprint*, Routledge, London, 1900.
- [6] K. Karu and A. K. Jain, "Fingerprint classification," *Pattern Recognition*, vol. 29, no. 3, pp. 389-404, 1996.
- [7] D. Maio and D. Maltoni, "A structural approach to fingerprint classification," *Proc. 13th ICPR 96*, vol. 3, pp. 578, Aug. 1996.
- [8] 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.
- [9] L. Liu, C. Huang, and D. C. Hung, "A directional approach to Fingerprint classification," *International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, vol. 22, pp. 347-365, 2008.
- [10] X. Wang, F. Wang, J. Fan, and J. Wang, "Fingerprint classification based on continuous orientation field and singular points," *Proc. IEEE Int. Conf. on Intelligent Computing and Intelligent Systems*, pp. 189-193, Nov. 2009.
- [11] 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.
- [12] 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.
- [13] 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.
- [14] A. Senior, "A hidden markov model fingerprint classifier," *Proc. 31st Asilomar Conf. Signals, Systems, and Computers*, pp. 306-310, 1997.
- [15] Z. Ou, H. Guo, and H. Wei, "Fingerprint classifier using embedded hidden Markov models," *Lecture Notes in Computer Science*, vol. 3338, pp. 423-438, 2005.
- [16] H.-W. Jung and J.-H. Lee, "A directional feature extraction method of each region for the classification of fingerprint images with various shapes," *Journal of Institute of Control, Robotics and System (in Korean)*, vol. 18, no. 9, pp. 887-893, 2012.
- [17] R. Gonzales, R. Woods *Digital Image Processing*, Addison-Wesley Publishing Company, 1992.
- [18] Kullback, Solomon, *Information Theory and Statistics*, 2nd ed. New York: Dover Books, 1968.
- [19] D. Maio, D. Maltoni, R. Cappelli, J. L. Wayman, and A. K. Jain, "FVC2000: fingerprint verification competition," Biolab Internal Report, University of Bologna, Italy, September 2000. Available from <http://bias.csr.unibo.it/fvc2000/>
- [20] 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/>



정혜옥

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



이지형

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