https://doi.org/10.5392/JKCA.2017.17.09.132

지문분류 기술 동향 분석

Technical Trend Analysis of Fingerprint Classification

정혜욱, 이승
성균관대학교 정보통신대학

Hye-Wuk Jung(wukj@skku.edu), Seung Lee(mdibt@skku.edu)

요약

대용량 지문 데이터베이스를 사용하는 지문인식 시스템에서 처리 속도와 정확성을 높이기 위해서는 지문을 클래스별로 카테고리화하는 지문분류 기술을 사용해야 한다. 지문분류 방법은 지문 융선으로부터 특징을 추출하고 지문 융선의 흐름과 형상에 따라 정의되어 있는 클래스를 기준으로 학습 및 추론 기법을 이용하여 분류한다. 기존에는 종이에 회전 날인하여 습득된 NIST 데이터베이스를 이용한 연구가 많이 수행되었지만, 지문인식 입력 센서를 이용한 자동화된 시스템이 보편화됨에 따라 FVC에서 공개한 지문 데이터와 같이 센서로부터 입력된 지문 이미지를 이용한 연구가 증가하고 있으며, 최근에는 딥러닝을 이용한 지문분류 방법이 제안되고 있다. 본 논문에서는 지문분류를 위한 특징 추출 및 분류 기술의 동향을 살펴보고 분류 성능을 비교한다. 또한 센서 기반 지문 이미지의 다양한 품질을 고려한 지문분류 기술 연구의 필요성에 대하여 정리하고, 딥러닝 기술을 적용한 지문분류 방법을 분석해 봄으로써 지속적으로 사용이 증가되고 있는 대용량 지문 데이터베이스의 분류 기술 연구에 대한 성능향상에 보탬이 되고자 한다.

■ 중심어 : | 생체인식기술 | 지문분류기술 | 지문인식시스템 | 특징추출 |

Abstract

The fingerprint classification of categorizing fingerprints by classes should be used in order to improve the processing speed and accuracy in a fingerprint recognition system using a large database. The fingerprint classification methods extract features from the fingerprint ridges of a fingerprint and classify the fingerprint using learning and reasoning techniques based on the classes defined according to the flow and shape of the fingerprint ridges. In earlier days, many researches have been conducted using NIST database acquired by pressing or rolling finger against a paper. However, as automated systems using live-scan scanners for fingerprint recognition have become popular, researches using fingerprint images obtained by live-scan scanners, such as fingerprint data provided by FVC, are increasing. And these days the methods of fingerprint classification using Deep Learning have proposed. In this paper, we investigate the trends of fingerprint classification technology and compare the classification performance of the technology. We desire to assist fingerprint classification research with increasing large fingerprint database in improving the performance by mentioning the necessity of fingerprint classification research with consideration for fingerprint images based on live-scan scanners and analyzing fingerprint classification using deep learning.

■ keyword : | Biometrics | Fingerprint Classification | Fingerprint Identification System | Feature Extraction |

* 본 연구는 2016년도 정부(교육부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 기초연구사업임 (No. 2015R1D1A1A01061064)

접수일자 : 2017년 07월 31일
수정일자 : 2017년 08월 28일
심사완료일 : 2017년 08월 29일
교신저자 : 정혜욱, e-mail : wukj@skku.edu

I. 서 론

최근 스마트 디바이스와 IoT 환경에서 지문 인식(Fingerprint Recognition)기술의 사용이 증가되고 있다. 대용량 지문 데이터베이스를 사용하는 자동 지문 인식 시스템(Automated Fingerprint Identification System ; AFIS)도 많이 활용되어져 왔으며 대표적으로 미국은 FBI 범죄자 데이터베이스 구축 및 공항 출입국 심사에 지문정보를 사용하고 있고, 인도의 경우 전체 인구의 신원파악과 체계적인 관리를 위하여 지문정보를 신분증명체계에 도입하였다. 한국도 금융권에서 공인인증 수단으로 지문인식기술을 도입했으며 최근 국제공항의 자동 출입국심사에 지문정보를 연동하여 출입국절차를 간소화시켰다.

이러한 자동지문인식시스템은 대용량 지문데이터베이스를 사용하기 때문에 처리속도와 정확도를 높이기 위하여 1차적으로 지문의 형상을 클래스별로 분류하는 지문분류과정을 필수적으로 포함하고 있다.

지문의 클래스는 Galton-Henry 분류 기술에서 [그림 1]과 같이 Arch(궁상문), Tented Arch(솟은 궁상문), Left loop(좌제상문), Right loop(우제상문), Whorl(와상문) 등 5가지로 나누어진다[1].

그림 1. 지문의 클래스

일반적으로 지문분류 문제에서는 5클래스 또는 Arch와 Tented Arch를 하나로 묶어 4클래스를 다룬다. 그리고 사람들이 가지고 있는 위와 같은 지문 클래스에 대한 통계자료에 따르면 Arch 3.7%, Tented Arch 2.9%, Left Loop 33.8%, Right Loop 31.7%, Whorl 27.9%로 Arch나 Tented 보다 나머지 클래스를 지니고 있는 경우가 많다[2].

지문분류 기술은 특징추출과 분류단계로 나누어진다. 특징은 지문 융선(Ridge)에 나타나는 특징요소를 정의하고, 영상처리 기법 등을 이용하여 전처리 과정을 거친 후 추출된다. 지문의 특징은 일반적으로 융선의 방향(Orientation)과 특이점(Singularity)을 사용하고, 특이점의 경우 융선의 방향 변화가 가장 급격한 중심점(Core)과 융선의 흐름이 세 가지 방향으로 나타나는 삼각점(Delta)의 위치와 개수 정보를 이용하여 클래스별로 특징을 정의한다.

지문분류를 위한 특징은 지문의 방향 성분과 특이점이 분포되어있는 융선의 전역 패턴(Global Pattern)을 분석하여 추출된다. 특징 추출방법은 특이점 추출, 주파수 특성 분석, 융선의 구조적 패턴 분석, 방향 성분을 분석하는 방법이 있다. 특이점은 Poincare index 방법을 이용하여 융선의 방향 필드에서 한 점을 중심으로 인접한 곡선을 따라 벡터 방향의 변화를 합산하여 추출된다. 융선의 주파수 특성분석을 통한 특징 추출은 푸리에 변환(Fourier Transform)과 가보필터(Gabor Filters)와 같은 주파수 분석 방법을 사용한다. 지문의 구조적 특징을 추출하는 방법은 융선의 흐름을 기하학적인 구조로 모델링하거나 유사한 형태를 보이는 융선들을 그룹화하고 대표 융선으로 재정의하여 지문분류의 특징으로 사용한다. 영역별 방향 성분을 분석하는 방법은 지문을 일정 영역으로 분할한 후 지역 영역(Local Area) 융선의 평균 방향 값을 계산하여 각 영역의 대표 방향 특징으로 산출한다[2][3].

지문분류 방법은 사용하는 특징을 기준으로 특이점 기반, 융선의 방향성 기반, 혼합 특징 기반의 접근방법으로 나누어진다. 특이점 기반 방법은 지문 이미지에 Poincare index 방법을 이용하거나, 보다 개선된 방법으로 특이점을 추출한 후 특이점 간의 위치 또는 거리 정보를 사용하여 지문의 클래스를 구분한다. 융선의 방향 정보를 기반으로 분류하는 방법은 융선의 기하학적 모양에 따라 분류 규칙을 세우고 이를 기반으로 분류하

거나, 기본 융선의 패턴을 정의하고 이를 조합하여 각 클래스 모델을 생성한 후 지문분류를 수행한다. 혼합 특징 기반 분류방법은 지문에 존재하는 중심점 또는 중심 위치에 해당하는 reference point를 추출하여 주변의 곡률 정보와 방향성에 따라 지문분류를 수행하거나, 중심 위치를 기준으로 지문 이미지의 영역을 분할하여 각 클래스를 구분하는 지문분류 방법이 제안되었다[2][3].

본 논문에서는 지문분류의 필요성을 강조하고, 지금까지 연구되어 온 대표적인 지문분류 기술들의 특징과 방법들을 제시 및 비교함으로써 이 분야를 연구하고자 하는 연구자들에서 도움을 주고자 한다. 또한, 보다 개선된 지문분류 기술의 개발을 위해 지문분류 분야에서 아직 해결되지 않은 문제들을 제시한다. 2장에서는 지문 이미지로부터 특징을 추출하는 방법을 기술하고, 3장에서는 지문을 분류하기 위한 분류기술에 대해 알아본다. 4장에서는 지문의 분류 기술 성능을 비교분석한다. 5장에서는 딥러닝을 이용한 최신 지문분류 기술에 대해 살펴보고 6장에서 결론을 맺는다.

II. 지문의 특징 추출 기술

지문분류에 사용되는 특징 추출방법들은 융선의 방향 정보를 기반으로 접근한 특이점 추출, 주파수 특성 분석, 융선의 구조적 패턴 분석, 방향성분을 분석하는 기법으로 나누어진다.

1. 특이점 추출

특이점은 융선 흐름의 방향 변화가 가장 많은 중심점과 서로 다른 세 개의 방향으로 흐르는 지점인 삼각점이 있다. 특이점의 위치와 개수는 지문의 클래스별로 다르게 관찰되기 때문에 지문분류의 기준으로 많이 사용된다. 예를 들면, Loop 클래스의 경우 중심점과 삼각점이 각 1개씩 존재하고 Right loop는 중심점을 기준으로 왼쪽 하단에 삼각점이 존재한다. 이러한 특이점 추출을 위한 대표적인 방법은 Poincare index가 있다.

Poincare index 방법은 융선의 방향 영역(Orientation field) 중 한 점을 중심으로 폐(Closed)곡선을 고려한 곡선의 벡터 방향 변화를 합산하여 계산된다. [그림 2]는 Poincare index 방법을 나타내는데 폐곡선 C는 방향 값이 연속적으로 정렬되는 순서이고 [i, j]는 내부의 점이다. 이때, $P_{G,C}(i,j)$는 C의 인접한 융선 사이의 방향 차이를 대수적으로 합산하여 계산된다[2][3].

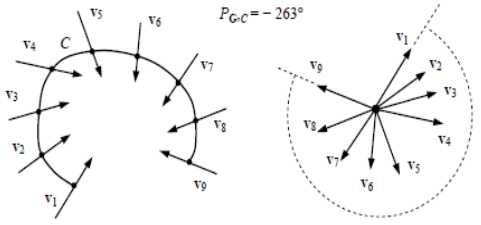


그림 2. Poincare index 방법

이러한 Poincare index 방법 이외에도 특이점 검출을 위한 다양한 방법들이 제안되었다. Nillsson와 Bigun은 융선 방향의 대칭 성분을 검출하는 복합 필터를 제안하였고[4], Drets와 Liljenstrom은 융선 방향 영역의 특이점 인식을 위하여 신경망 학습 방법을 적용하였다[5]. 또한, 구문론적인 특이점 검출기는 Kawagoe와 Tojo에 의해 제시 되었다[6].

2. 주파수 특성 분석

지문의 융선에 주파수 특성을 이용하여 특징을 추출하는 방법에는 대표적으로 푸리에 변환과 가보필터가 있다. 푸리에 변환은 주파수 분석을 위한 기본적인 기법이고, 주파수 영역에서 이미지들을 주파수의 구성 요소로 표현할 수 있기 때문에 영상처리 분야에 많이 쓰이고 있다. 융선은 영역별로 일정한 빈도 및 방향을 갖는 선들이 평행에 가까운 형태를 보인다. 이러한 영역에 푸리에변환을 적용하면 [그림 3]과 같이 융선과 직교하는 방향의 밝은 점 형태로 주요 주파수를 나타낼 수 있다[7].

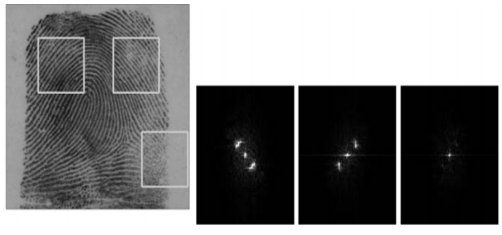


그림 3. 지문 융선의 주파수특성

Fitz와 Green은 고속 푸리에 변환(FFT)을 사용하여 지문 이미지를 주파수 도메인으로 변환하고 wedge-ring detector로 주파수 영역을 분할 후 각 영역의 특징 벡터를 추출하여 특징으로 사용하였다[8]. Jung과 Lee는 지문이미지를 16×16 크기의 블록으로 나눈 후 각 블록에 FFT를 사용하여 공간상에서의 직선 성분을 주파수 영역으로 변환 후 직선 방향과 수직인 융선의 방향 성분을 검출하여 특징을 추출하였다[9].

가보필터는 이미지의 외곽선을 검출하는 기능을 가지는 대역 통과 필터로 주파수, 방향, 대역폭의 매개 변수를 조절하여 특징점을 추출 할 수 있다. 지문 융선 사이의 좁은 영역인 골(Valley)에는 주파수와 방향 요소가 포함되어있기 때문에 가보필터를 적용하면 섹터 별로 정규화된 방향 값을 추출할 수 있다. Jain 등은 지문 이미지의 중심점을 기준으로 48개의 섹터로 분할하고 각 섹터에 4개 방향(0°, 45°, 90°, 135°)의 가보필터를 통과시킨 후 192개 요소의 특징벡터인 FingerCode를 추출하였다[10].

3. 융선의 구조적 패턴 분석

지문 융선의 전역적(Global)인 구조는 클래스별로 서로 다르다. 중심점 주변의 융선 흐름을 관찰해보면 Arch와 Tented Arch 클래스는 융선이 시작되는 위치와 끝나는 위치가 서로 반대되는 방향에 존재한다. Left, Right 클래스의 경우 중심점 주변 전역적인 융선 흐름의 특성은 오른쪽 또는 왼쪽 방향의 루프 형태의 패턴을 가지고 있다. Whorl 클래스는 중심점 위치에서부터 외곽으로 나선형 모양의 융선 구조를 나타낸다. [그림 4]는 클래스별 지문 융선의 전역적(Global) 구조를 나타낸다.

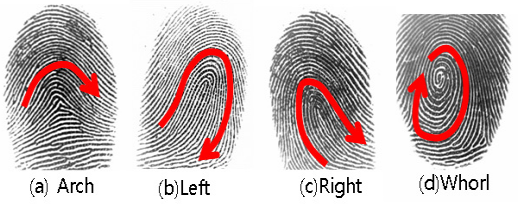


그림 4. 클래스별 융선의 전역적 구조

이러한 융선의 전역적 구조 패턴을 이용한 특징추출 방법은 다양하게 제안되었다. Chong 등은 지문의 전역적 구조를 분석하기 위하여 B-spline 곡선을 사용하여 각 융선의 모양을 이웃하는 융선으로 근사화하는 기하학적 프레임워크를 개발하였다[11]. Maio와 Maltoni는 방향성 필드로 전처리된 지문 이미지를 동일한 방향을 나타내는 영역별로 분할하고 [그림 5]와 같이 각 영역을 그래프의 노드와 에지로 연결한 관계형 그래프로 표현하는 구조적 특징을 정의하였다[12].

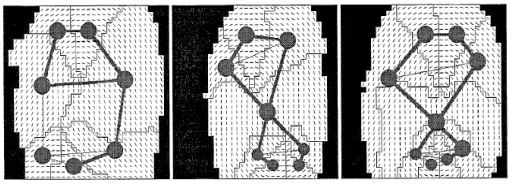


그림 5. 지문의 관계형 그래프

수학적 모델을 기반으로 지문 융선의 구조를 표현한 Jain과 Minut는 각 지문에 해당하는 클래스에 대한 커널(Kernel)을 정의하여 지문의 4클래스와 5클래스에 대한 융선 구조를 [그림 6]과 같이 나타내었다[13].

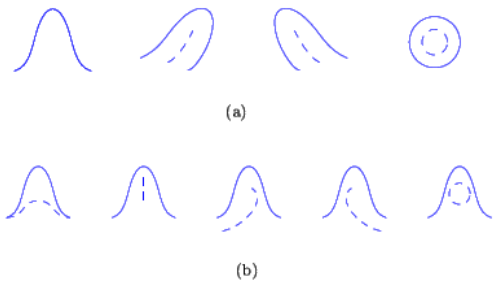


그림 6. 커널 계층 (a) 4클래스, (b)5클래스

Chang과 Fan은 지문 융선을 클래스별 구조적 특징을 나타내는 10개의 패턴으로 표현하고, 각 패턴의 조합과 분포에 따라 지문의 클래스 분류를 수행하였다[14]. [그림 7]은 Chang과 Fan이 제시한 융선 패턴 10개의 중 Plain, Arch, Whorl에 해당하는 융선 모양을 보여준다.

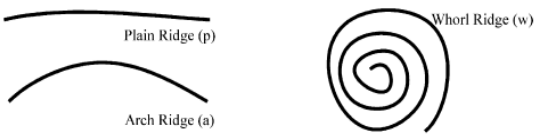


그림 7. 지문의 융선패턴

4. 방향 성분 분석

지문 융선의 방향 성분은 로컬한 범위에서 N×M 크기의 방향 맵(orientation map)을 생성하여 블록(block) 단위로 대표 방향 값을 추출하거나 분할된 영역의 방향 분포를 산출하여 특징을 분석하고 추출하는데 사용한다.

방향 맵을 생성하는 방법은 대표적으로 블록 내에 있는 각 픽셀의 그래디언트(Gradient)를 계산하여 평균값을 구하는 방법이 있다. 그래디언트 방법은 블록 내에 융선을 나타내는 각 픽셀을 고려하여 계산되며 결과값이 매우 정확하다[15][16]. Kass와 Witkin은 보다 쉽게 평균화할 수 있는 squared gradient vectors의 사용방법을 제안했다[17].

방향 맵을 생성하는 다른 방법으로 그레이 레벨(Gray-level)에서 융선을 나타내는 픽셀의 방향 값을 추정하는 방법이 있다. Mehtre 등은 그레이 레벨(Gray-level)의 지문 이미지에서 5×5 크기의 블록을 사용하여 서로 다른 N개의 방향에 대한 분산을 계산한 후 slit을 이용하여 중심 픽셀과의 편차를 산출한 후 방향 값을 결정한다[18].

이러한 방향 맵을 사용하여 산출된 방향 성분은 높은 차원을 가지기 때문에, 연산의 복잡도를 줄이기 위하여 특징 벡터의 차원을 감소시키는 방법들이 제안되었다. Candela 등은 제안한 지문분류 시스템 PCASYS에서 1680개 요소에서 64개 요소로 특징 벡터의 차원을 줄이기 위하여 KL 변환 방법을 사용하였다[19]. KL 변환은 특징 공간에서 특징 벡터 사이 거리의 근사값(approximate distance)을 유지하며 영상의 주성분을 찾는 장점을 갖기 때문에, 지문분류에 쓰이는 특징 추출 방법에 다양하게 적용되었다. Halici와 Ongun은 16x16 블록으로 구성되어 있는 방향 맵과 KL 변환을 이용하여 생성된 256개의 특징을 길이가 40인 특징 벡터로 축소시켰다[20].

방향 성분 분석을 통한 특징 추출은 지문의 중심점이나 reference point를 추출하고, 이를 기준으로 영역을 분할하여 방향 성분을 산출하거나 모델링하는 방법으로도 제안되었다. Shalash와 Abou-Chadi는 방향값 entropy를 기반으로 reference point를 계산하고, 이를 기준으로 120×120 픽셀 창을 형성하여 128개의 특징을 표시하는 특징 벡터를 추출하였다[21].

Park 등은 FFT 방법으로 방향 값을 추출하여 reference point를 찾아 21×21 창의 기준점으로 표시하고, 각 블록을 방향 및 105×105 특징 값으로 나타내고, 최종적으로 KDA/GSVD 모델을 사용하여 4개의 특징 값으로 차원을 축소시켰다[7].

Jung과 Lee는 융선의 흐름 구조를 22.5°간격으로 나눈 16개의 방향 값으로 정의하고, 5x5 윈도우를 사용하여 [그림 8]과 같이 지문 이미지의 왼쪽에 수직축을 세우고 융선과 교차하는 점의 왼쪽에서 오른쪽 방향으로 연속적 융선의 방향을 추적하여 방향 값을 산출하였다[22].

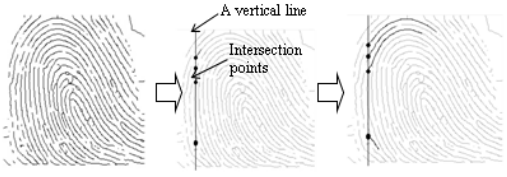


그림 8. 지문 융선의 방향 값 추적 과정

[표 1]은 앞에서 설명한 특징 추출 기법의 부류별 기술 요소를 정리해 놓은 것으로 각 부류별 장·단점은 다음과 같다.

특이점 추출은 지문분류에 확실한 기준이 되지만 지문 이미지의 품질이 좋지 않을 때는 중심점이나 삼각점 정보를 정확하게 추출하기 어렵다.

주파수 특성은 지문 융선의 방향 특징을 잘 나타내준다. 그러나 지문 융선에 끊김 현상과 같은 잡음으로 인해 의사 융선이 추출되어 분류 성능의 저하 요인이 될 수 있다.

구조적 패턴 분석은 클래스별 융선의 방향 흐름을 구조적 표현으로 잘 나타낼 수 있지만, 표본 데이터에서 벗어난 예외적인 형태의 지문의 경우 구조적 표현이 일

치하지 않을 수 있다.

방향 성분 분석은 특이점 정보와 관계없이 방향성분으로 클래스별 융선 흐름 정보만으로 지문을 분류할 수 있다. 그러나 융선에 포함된 다양한 잡음들과 쪽지문과 같이 지문의 일부분만 입력된 경우 분류를 위한 충분한 방향정보를 획득하기 어렵다.

표 1. 특징 추출 부류에 따른 특징 추출 기술 요소

특징추출 부류	특징추출 기술요소
특이점 추출	Poincare index, 복합필터, 신경망
주파수 특성분석	푸리에변환, 가보필터
구조적 패턴분석	B-spline 곡선, 관계형 그래프, 커널 및 패턴 정의
방향성분 분석	방향 맵, KL 변환, 푸리에, 픽셀탐색

III. 지문의 분류 기술

지문분류는 특징 추출 단계에서 추출된 특징들을 이용하여 지문의 구조적 패턴이나 클래스별 특징 분포를 파악하여 수행한다.

지문은 클래스별로 융선의 방향 구조와 특이점들의 구성에 차이를 보이고 있으며, [표 2]에서 각 클래스의 특징 요소를 확인할 수 있다.

표 2. 클래스별 특징 요소

클래스	특이점 구성	방향구조
Arch/ Tented Arch	중심점1/ 중심점1, 삼각점1(하)	융선의 시작점과 끝점이 반대방향(활형)
Left Loop/ Right Loop	중심점1, 삼각점1(좌)/ 중심점1, 삼각점1(우)	융선의 흐름이 시작된 지점으로 되돌아오는 형태 (왼쪽 loop/오른쪽 loop)
Whorl	중심점2, 삼각점2(좌, 우)	융선의 흐름이 시작된 지점으로 되돌아오며, 다수개의 동심원을 형성(나선형)

1. 특이점 기반 방법

[표 1]에서 보는 바와 같이, 특이점은 클래스에 따라 개수나 위치가 다르게 분포되어 있기 때문에 지문분류를 위한 명확한 기준으로 사용되어져 왔다. Karu와 Jain은 특이점 개수 및 위치 정보를 이용한 휴리스틱 규칙을 세워 구조적 접근방법으로 지문분류를 수행하였다[23]. Msiza 등은 중심점과 삼각점을 추출하고 개수 정보와 두 특이점 사이의 떨어진 거리를 이용한 클래스별 분류 규칙을 제안하였다[24]. Nyongesa 등은 융선의 곡률을 산출하고 중심점과 삼각점의 상대적 위치를 계산하여 지문분류에 이용하였다[25]. Wang 등은 지문의 방향성 필드를 생성 후 중심점과 삼각점을 추출하고, 이를 기준으로 [그림 9]와 같이 지문이미지를 4개의 관심 영역으로 분할하여 분류 규칙을 만들었다[26].

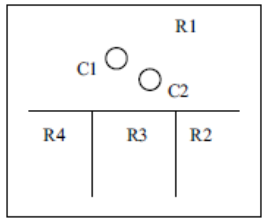


그림 9. 지문이미지의 4개 관심영역

이러한 특이점 기반 분류 방법은 지문 이미지의 품질이 좋은 경우에는 정확하게 특이점이 추출되어 높은 분류 정확도를 보이지만, 특이점 주위의 일부분이 손실되거나 잡음 등이 포함되어 특이점 추출이 어려운 경우에는 오분류가 되는 한계점을 가지고 있다.

2. 융선의 방향성 기반 방법

지문의 클래스별로 융선들의 특징을 나타내는 방향 변화나 패턴을 이용한 지문분류 방법은 다양하게 시도되었다.

Rao와 Balck은 융선의 흐름 변화를 산출하기 위해 방향이 변환되는 지점에 이름을 붙여 [그림 10]과 같이 표현되어진 스트링 집합의 매칭 방법을 이용하여 지문을 분류했다[27].

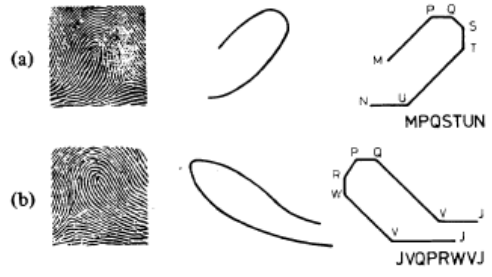


그림 10. 지문 융선의 흐름 변화(a)Left Loop (b)Right Loop

Chong은 융선의 기하학적인 형상에 규칙을 적용하여 분류하는 방법을 제안했다[28]. Senior는 지문 이미지의 수평 경계선과 융선 교차점 사이의 각도, 거리, 곡률 값을 추출하고, HMM(Hidden Markov Model)을 생성하여 지문분류를 수행하였다[29]. Chang과 Fan은 융선의 흐름에 따라 10개의 커브 모양을 정의하여 기본 패턴으로 구분하고, 각 클래스를 패턴들의 조합을 통해 분류했다[14]. Cappelli은 융선의 방향이 동일한 영역끼리 지문 이미지를 분할하고, 영역들 간의 관계 그래프를 이용하여 지문을 분류하였다[30]. Jain과 Minut는 지문의 각 클래스에 대해 모델화한 지문 커널을 정의하고, 주어진 지문의 방향성 정보가 가장 유사한 커널을 찾아서 분류하였다[13].Min과 Cho는 지문 융선 방향의 변화를 계산하고, 적응적으로 특징 영역을 탐색하여 특징 영역에 대한 융선 방향 벡터를 추출한 후 SVM(Support Vector Machines)으로 지문을 분류하였다[31]. Jung과 Lee는 지문 융선의 탐색을 통해 산출된 방향 값으로 MM(Markov Model)을 생성하고, 클래스별 상태천이행렬의 확률 분석 및 유전자 알고리즘을 이용한 가중치 조정을 통해 지문분류를 수행하였다[32].

3. 혼합특징 기반

특이점은 지문분류의 정확도를 높이기 위하여 지문의 특이점 또는 이와 유사한 reference point의 위치를 추출하고, 추출된 위치와 융선 방향 값과의 관계를 이용하는 혼합된 특징을 기반으로 한 분류방법이 제안되었다. Kawagoe와 Tojo는 Poincare index 방법을 개발

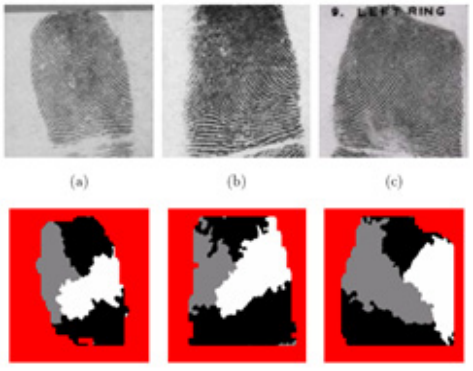


그림 11. (a)Right, (b)Right, (c)Left Loop

하여 특이점의 위치와 유형을 찾고, 융선의 흐름에 대한 추적 기법을 이용하여 구조적인 접근방법으로 지문분류를 수행하였다[6]. Liu 등은 지문 융선의 곡률 값을 계산하여 특이점을 추출하고 이를 기준으로 지문 이미지를 방향에 따라 영역별로 분할하여 [그림 11]과 같이 방향성 탬플릿을 생성한 후 지문분류를 수행하였다[33].

Cho 등은 지문의 중심점을 추출하고, 추출된 중심점 주변의 곡률과 방향 정보를 이용하여 지문분류를 수행하였다[34]. Jain 등은 중심 위치를 기준으로 나누어진 48개의 섹터에 가보필터를 적용하여 방향 특징을 추출하였고, K-NN(K-nearest neighbor)과 신경망(neural network)을 이용한 2단계 분류기를 통해 지문을 분류하였다[10]. Ou 등은 추출된 reference point를 기준으로 reference area를 조정한 후 방향 벡터 특징을 산출하고 HMM을 이용하여 지문분류를 수행하였다[35]. Jung과 Lee는 [그림 12]와 같이 16×16개 블록으로 분할한 지문이미지에 마코프 모델을 이용하여 지문의 중심 블록을 추출 후 4개로 분할된 각 영역의 방향 값 분포를 산출하여 지문분류를 하였다[9].

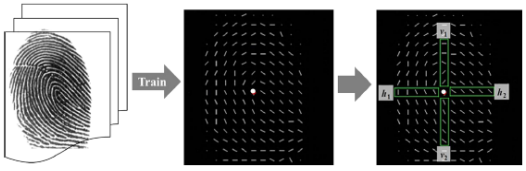


그림 12. 코어블록 마코프모델의 학습과정

Bhuyan 등은 지문 융선의 방향 흐름의 밀도를 이용하여 core point를 찾고 Numeric Meta-base를 생성하여 융선의 방향 패턴을 정의한 후 지문분류를 수행하였다[36]. Guo 등은 특이점을 추출하고 특이점의 개수 및 지문 융선의 대칭 특징을 산출하여 설계된 DT(Decision tree)를 지문분류에 사용하였다[37].

IV. 지문분류 기술의 성능 비교

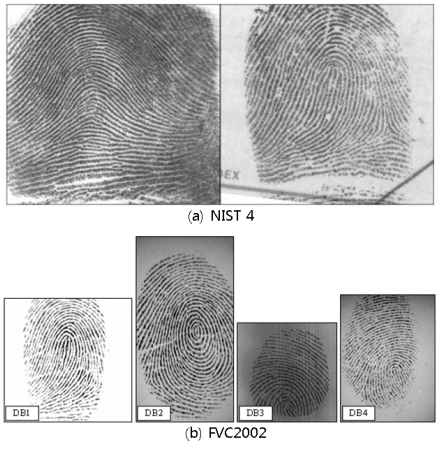
지문분류 방법의 성능 평가를 위한 실험 데이터는 NIST와 FVC에 공개된 지문 데이터베이스가 사용되었

다[2][3].

미국 FBI에서 제공하는 NIST 4 데이터베이스는 2000명의 사람이 입력한 지문 쌍으로 구성되어 있고, 총 4000개의 지문이미지에 대하여 5개 클래스(Arch, Tented Arch, Left loop, Right loop, Whorl)로 레이블 처리하였다[38].

FVC2000[39], 2002[40], 2004[41]는 세계 지문인식 기술대회 FVC(Fingerprint Verification Competition)에 사용되어진 지문데이터이다. 각 데이터베이스는 880개의 지문 이미지로 구성된 DB1에서 DB4까지 4개의 set으로 되어있고, 한 사람이 8번씩 서로 다르게 입력한 지문으로 구성되어 있다.

NIST 4 데이터베이스는 종이에 회전 날인하여 입력된 지문이고, FVC의 경우 DB1에서 DB3까지 3개의 서로 다른 센서로 입력된 지문과 자동지문생성 알고리즘으로 만들어진 DB4로 되어있다. [그림 13]은 NIST 4와 FVC 데이터베이스의 지문 이미지를 나타낸다.



(a) NIST 4

(b) FVC2002

그림 13. 지문데이터베이스 (a)NIST 4, (b)FCV2002

[표 3]는 NIST 4 데이터베이스, [표 4]은 FVC 데이터베이스를 이용한 지문분류의 결과를 보여준다. 각 표에서 나타내는 '특징'은 지문을 분류할 때 사용한 특징 요소이고 '클래스'는 분류에 사용한 클래스의 개수이다.

지문분류에 사용된 특징은 특이점 정보(개수, 위치)보다 융선의 방향 정보를 이용하여 필터링 하거나 분포 측정을 통해 추출한 방향 값이 많았다. 또한 지문의 중심위치인 중심점을 추출하고 방향 정보와 혼합한 융선 패턴을 정의하여 특징으로 사용하였다.

지문분류 성능을 측정하기 위한 클래스의 개수는 Arch와 Tented Arch를 합한 4개(Arch, Left Loop, Right Loop, Whorl)의 클래스를 사용하거나 두 클래스를 분리하여 5개(Arch, Tented Arch, Left Loop, Right Loop, Whorl)로 나누었다. 4개 또는 5개 클래스에 대하여 모두 실험을 한 경우 4개의 클래스에 대한 분류 정확도가 더 높게 나왔다[7][10][24][33].이것은 5개의 클래스로 분류하는 경우 Arch와 Tented Arch를 명확하게 구분하기 어렵기 때문이다.

표 3. NIST 4 데이터베이스를 사용한 지문분류 결과

저자	특징	분류방법	클래스	정확도 (%)
Park et al. (2005)[7]	융선방향	Kernel Discriminan t Analysis	4/5	94.0/ 90.7
Jain et al. (1999)[10]	융선방향	K-NN, NN	4/5	94.8/ 90.0
Jain et al. (2002)[13]	융선커널	Kernel fitting	4	91.25
Chang et al. (2002)[14]	융선패턴	Syntactic	5	94.84
Nyongesa et al. (2004)[25]	융선곡률, 중심점, 삼각점	Neural networks	5	93.75
Senior (2001)[29]	융선의 각도, 거리, 곡률	HMM	4	87.20
Min et al. (2008)[31]	융선방향	Kernel matching	5	90.5
Liu et al. (2008)[33]	융선패턴	Structural models	4/5	94.84/ 91.62

NIST 4 데이터베이스를 사용한 경우, 지문 융선의 패턴을 특징으로 정의하여 분류를 한 Chang 등은 5클래스에 대하여 94.84%의 정확도를 보여 다른 제안 방법에 비해 높은 성능을 나타내었다[14]. 또한 지문의 특이점과 융선의 곡률 정보를 혼합하여 특징으로 사용하고 인공신경망을 이용하여 분류한 Nyongesa 등도 5클래스 분류에서 93.75%의 분류 성능을 보였다[25]. Liu 등은 융선의 방향 패턴으로 특징을 추출하고, 구조적 모델을 이용하여 분류한 결과 4클래스 분류에서는 94.84%, 5클래스 분류에서는 91.62%의 정확도를 보였다.

표 4. FVC 데이터베이스를 사용한 지문분류 결과

저자	특징	클래스	분류방법	정확도 (%)
Jung et al. (2015) [9]	중심블록, 융선방향	4	Nearest neighbor	97.4
Jung et al. (2009) [22]	융선방향	4	Structural model	80.1
Msiza et al. (2009) [24]	중심점, 삼각점	4/5	Rule base	84.5/ 83.5
Wang et al. (2009) [26]	중심점, 삼각점, 융선방향	5	Rule base	96.1
Jung et al. (2011) [32]	융선방향	4	MM, GA	82.4
Ou et al. (2005) [35]	중심점, 융선방향	4	HMM	84.3
Bhuyan et al. (2010) [36]	중심점, 융선방향	5	Pattern maiching	98.3
Guo et al. (2014) [37]	중심점, 삼각점, 융선방향	4	DT	92.7

[표 4]과 같이 FVC 데이터베이스를 사용한 연구들은 지문분류 성능을 높이기 위해서 한 개 이상의 특징 요소를 사용했는데, 특이점 정보와 융선 정보를 혼합한 경우가 NIST 4 데이터베이스를 사용하는 경우보다 많았다. 그 이유는 종이에 회전 날인한 NIST 4 데이터베이스와는 달리 FVC 데이터는 [그림 14]와 같이 소형 센서로 입력된 데이터이므로 지문의 일부분만 입력되거나 특이점이 불완전하게 찍힌 상태로 습득되는 경우가 많아 특이점이나 지문 융선 일부분의 정보가 잘 보이지 않을 수 있기 때문이다.

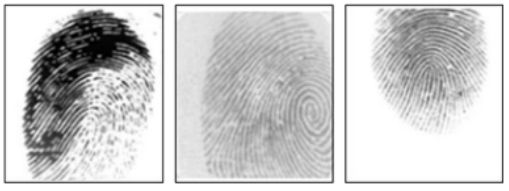


그림 14. 불완전하게 습득된 지문이미지[9]

Jung 등은 지문의 중심위치에 해당하는 중심 블록을 추출하고 이를 기준으로 주변 영역의 방향 성분 분포를 이용하여 지문분류를 수행한 결과 97.4%의 정확도를 보였다[9]. 이러한 결과는 융선의 방향 특징만을 사용했을 때 보다 지문의 중심 위치 정보를 혼합하여 분류를 수행하였을 때 결과인 80.1%[22], 82.4%[32] 보다 정확하게 분류됨을 나타낸다. Bhuyan 등은 중심점과 융선의 방향 정보를 이용하여 정의한 융선의 패턴으로 매칭한 결과 98.3%의 높은 정확도를 보였다.

지금까지 연구되어온 지문분류 결과를 비교한 결과 NIST 4와 FVC 데이터베이스에 대하여 높은 정확도로 분류됨을 확인할 수 있었다. 또한 지문분류에 사용하는 특징(특이점, 중심점, 융선의 방향성 등)을 두 개 이상 사용할 경우 보다 높은 분류 정확도를 보였다. 그러나 아직도 지문 정보를 획득하는 환경이나 예외적인 상황(잡음, 쪽지문, 끊김현상 등)을 고려한 지문분류 기술 개발이 필요하다[42]. 특히, 지문분류의 성능을 높이기 위해 지문의 특징을 고려해야 하는 문제가 있으며, 지문분류를 실제 적용함에 있어 필수 요소인 실시간성에 대한 연구가 절실한 상황이다. 최근에는 이런 문제점과 필요성을 해결하기 위해 딥러닝을 지문분류에 적용하는 사례가 늘고 있다. 이러한 지문분류 관련 연구를 다음 절에서 살펴보겠다.

V. 딥러닝을 이용한 최신 지문분류 기술

최근에는 딥러닝 기술이 다양한 분야에서 그 활용성이 급격하게 증가하고 있다. 특히, 컴퓨터 비전에서도 활발하게 적용되고 있는 추세이며, 지문인식 및 분류의 연구에도 사용이 되고 있다. 지문인식의 경우에는 지문분류에 비해 그 적용 사례가 많으나, 이는 본 논문의 범위에서 벗어나기 때문에, 여기서는 지문분류에 대한 것만 정리하고자 한다. Wang 등이 2016년에 발표한 논문에서는 비지도 학습인 AE(Auto-Encoder)의 한 종류인 Sparse AE와 다중 분류기인 softmax regression model를 결합하여 기존 연구들에서 제시한 특징의 차원을 보다 낮게 줄여 처리속도 및 정확도를 개선하는 방법을 제안하였고, NIST 4 데이터베이스를 4개의 클래스로 분류한 결과 91.4%의 정확도를 보였다[43]. 그리고 Michelsanti 등은 기존의 지문분류 방법이 가진 특징 추출을 위해 특징을 선택하는 문제와 분류를 적용함에 있어 실시간 문제를 해결하고자 CNN(Convolutional Neural Network)을 지문분류에 적용하였다[44]. 여기서 사용된 CNN 아키텍처는 VGGNet을 사용하였으며,

VGGNet의 변종인 VGG-F와 VGG-S, 두 개를 독립적으로 학습시켰다. NIST 4 데이터베이스에 대한 VGG-F와 VGG-S의 인식률은 각각 94.4%와 95.05%이었으며, 각각의 실행 시간은 39ms와 77ms로 실시간성을 만족함을 보였다. 이와 같이 딥러닝이 적용된 지문분류 기술의 성능을 보면, 향후 더욱 다양한 딥러닝 알고리즘이 지문분류 기술에 적용될 수 있는 가능성을 확인할 수 있으며, 자동화된 특징 추출 방법과 분류기술의 실시간성 만족을 통해 지문분류 기술의 성능이 개선되고 그 활용성이 더 넓어질 것으로 예상된다.

VI. 결 론

본 논문에서 수십 년간 연구되고 있으며 현재도 연구가 진행 중인 지문분류 시스템에 관련된 다양한 특징 추출 기술과 분류 기법을 검토하고 지문 분류 기술의 성능을 비교해보았다.

최근 많이 사용되고 있는 소형 센서를 통해 얻은 지문의 경우 일부분만 입력되거나 특이점이 불완전하게 찍히는 경우가 많기 때문에, 이전의 회전 날인 방법을 통해 얻은 지문보다는 불완전한 상태의 지문들이 상당수 존재한다. 이런 상태를 지닌 지문에 대해서는 4장에서 언급한 것과 같이 하나의 지문분류 기술을 단독으로 사용하는 것보다는 여러 가지의 특징을 동시에 이용하는 혼합 특징 기반의 지문분류 기술이 더 좋은 성능을 가짐을 알 수 있다. 또한, 특이점의 경우에는 불완전한 상태의 지문에서는 소실되는 경우가 많을 수 있으나, 융선 기반의 방법들은 융선의 전체적인 흐름을 이용하기 때문에 일부가 소실되더라도 특이점 기반의 방법에 비해 이런 불완전한 상태에 강인한 것을 알 수 있다.

최근에는 대용량 데이터처리에서 좋은 성능을 보이고 있는 딥러닝 기술을 적용한 연구 방법들이 발표되고 있으며, 향후에는 센서 또한 발전되어 센서 자체에서 얻을 수 있는 지문의 품질이 좋아질 것으로 예상할 수 있으나, 지문의 활용도 또한 지금보다 더욱 확대될 것으로 보이기 때문에 지금까지 알려진 지문의 불완전 요소들보다 더욱 다양하고 많은 예외적인 상황들이 발생할 것이다. 따라서 앞으로 발생할 이런 예외적인 상황들에 잘 대처하기 위해서는 불완전한 지문에 대한 분류에 관한 연구가 지속적으로 이루어질 필요가 있다.

참 고 문 헌

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

[2] D. Maltoni, D. Maio, A. Jain, and S. Prabhakar, *Handbook of Fingerprint Recognition*, Springer, 2003.

[3] D. Maltoni, D. Maio, A. Jain, and S. Prabhakar, *Handbook of Fingerprint Recognition*, Springer, 2009.

[4] K. Nilsson and J. Bigun, "Prominent symmetry points as landmarks in fingerprint images for alignment," Proceedings of ICPR, pp.395-398, 2002.

[5] G. Drets and H. Lijenström, "Fingerprint sub-classification: a neural network approach," Intelligent biometric techniques in fingerprint and face recognition, pp.109-134, 1999.

[6] M. Kawagoe and A. Tojo, "Fingerprint pattern classification," Pattern Recognition, Vol.17, No.3, pp.295-303, 1984.

[7] C. Park and H. Park, "Fingerprint classification using fast Fourier transform and nonlinear discriminant analysis," Pattern Recognition, Vol.38, No.4, pp.495-503, 2005.

[8] A. Fitz and R. Green, "Fingerprint classification using a hexagonal fast fourier transform," Pattern Recognition, Vol.29, No.10, pp.1587-1597, 1996.

[9] H. Jung and J. Lee, "Noisy and incomplete fingerprint classification using local ridge distribution models," Pattern Recognition, Vol.48, No.2, pp.473-484, 2015.

[10] A. Jain, S. Prabhakarl and L. Hong, "A Multichannel Approach to Fingerprint

Classification," IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol.21, No.4, pp.348-359, 1999.

[11] M. Chong, T. Ngee, L. Jun, and R. Gay, "Geometric framework for fingerprint image classification," Pattern Recognition, Vol.30, No.9, pp.1475-1488, 1997.

[12] D. Maio and D. Maltoni, "A structural approach to fingerprint classification," Proceeding International Conference on Pattern Recognition, pp.578-585, 1996.

[13] A. Jain and S. Minut, "Hierarchical kernel fitting for fingerprint classification and alignment," Proceeding International Conference on Pattern Recognition, pp.469-473, 2002.

[14] 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.

[15] A. Jain, L. Hong, and R. Bolle, "On-line fingerprint verification," IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol.19, No.4, pp.302-314, 1997.

[16] A. Bazen and S. Gerez, "Systematic methods for the computation of the direction fields and singular points of fingerprints," IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol.24, No.7, pp.905-919, 2002.

[17] M. Kass and A. Witkin, "Analyzing Oriented Patterns," Computer Vision Graphics Image Processing, Vol.37, No.3, pp.362-385, 1987.

[18] B. Mehtre, N. Murthy, S. Kapoor, and B. Chatterjee, "Segmentation of fingerprint images using the directional image," Pattern Recognition, Vol.20, No.4, pp.429-435, 1987.

[19] G. Candela, P. Grother, C. Watson, R. Wilkinson, and C. Wilson, "PCASYS-a pattern-level classification automation system for fingerprints," National Institute of Standards and Technology, NISTIR 5647, 1995.

[20] U. Halici and G. Ongun, "Fingerprint classification through self organizing feature maps modified to treat uncertainties," Proceedings of the IEEE, Vol.84, 1996.

[21] W. Shalash and F. Abou-Chadi, "A fingerprint classification technique using multilayer SOM," Proceedings of the Seventeenth National Radio Science Conference, Egypt, 2000.

[22] H. Jung and J. Lee, "Fingerprint classification using the stochastic approach of ridge direction information," Proceedings of the IEEE International Conference, FUZZ-IEEE, 2009.

[23] K. Karu and A. Jain, "Fingerprint classification," Pattern Recognition, Vol.29, No.3, pp.389-404, 1996.

[24] I. Msiza, B. Leke-Betechuoh, F. Nelwamondo, and N. Msimang, "A Fingerprint Pattern Classification Approach Based on the Coordinate Geometry of Singularities," Proceedings of the IEEE International Conference, Systems, Man, and Cybernetic, pp.510-517, 2009.

[25] H. Nyongesa, S. khayatt, S. Mohamed, and M. Mahmoud, "Fast robust fingerprint feature extraction and classification," Intelligent and Robotic Systems, Vol.40, No.1, pp.103-112, 2004.

[26] X. Wang, F. Wang, J. Fan, and J. Wang, "Fingerprint classification based on continuous orientation field and singular points," Proceedings of the IEEE International Conference, Intelligent Computing and Intelligent Systems, pp.189-193, 2009.

[27] C. Rao and K. Black, "Type classification of fingerprints: a syntactic approach," IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol.2, No.3, pp.223-231, 1980.

[28] M. Chong, T. Ngee, L. Jun, and R. Gay,

"Geometric framework for fingerprint image classification," Pattern Recognition, Vol.30, No.9, pp.1475-1488, 1997.

[29] A. Senior, "A combination fingerprint classifier," IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol.23, No.10, pp.1165-1174, 2001.

[30] R. Cappelli, A. Lumini, D. Maio, and D. Maltoni, "Fingerprint classification by directional image partitioning," IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol.21, No.5, pp.402-421, 1999.

[31] J. Min and S. Cho, "A Robust Fingerprint Classification using SVMs with Adaptive Features," Journal of KISS: Software and Applications, Vol.35, No.1, pp.41-49, 2008.

[32] H. Jung and J. 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, 2011.

[33] L. Liu, C. Huang, and D. Hung, "A directional approach to fingerprint classification," International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence, Vol.22, No.2, pp.347-365, 2008.

[34] B. Cho, J. Kim, J. Bae, I. Bae, and K. Yoo, "Core-based Fingerprint Image Classification," Proceedings of the Pattern Recognition, Vol.2, pp.859-862, 2000.

[35] 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.

[36] M. Bhuyan, S. Saharia, and D. Bhattacharyya, "An effective method for fingerprint classification," International Arab Journal of e-Technology, Vol.1, No.3, pp.89-97, 2010.

[37] J. Guo, Y. Liu, J. Chang, and J. Lee, "Fingerprint classification based on decision tree from singular points and orientation field," Expert Systems with Applications, Vol.41, No.1, pp.752-764, 2014.

[38] https://www.nist.gov/srd/nist-special-database-4

[39] http://bias.csr.unibo.it/fvc2000/

[40] http://bias.csr.unibo.it/fvc2002/

[41] http://bias.csr.unibo.it/fvc2004/

[42] 정혜욱, 이승, "지문분류 기술의 국내외 연구동향," 한국정보처리학회 2017년 춘계학술발표대회 논문집, 제24권, 제1호, 2017.

[43] R. Wang, C. Han, and T. Guo, "A Novel Fingerprint Classification Method Based on Deep Learning," Proceedings of the International Conference on Pattern Recognition (ICPR), pp.931-936, 2016.

[44] M. Daniel, G. Yanis, E. Andreea-Daniela, S. Rares, N. Kamal, and M. Thomas B, "Fast Fingerprint Classification with Deep Neural Network," I2th International Conference on Computer Vision Theory and Applications(VISAPP), 2017.

저 자 소 개

정 혜 욱(Hye-Wuk Jung) 정회원

- 1999년 2월 : 한성대학교 정보전산학부(공학사)
- 2005년 2월 : 성균관대학교 정보통신대학원 정보보호학과(공학석사)
- 2013년 2월 : 성균관대학교 컴퓨터공학과(공학박사)
- 2015년 11월 ~ 현재 : 성균관대학교 컨버전스연구소 선임연구원

<관심분야> : 지문분류, 인공지능, 이미지검색, 딥러닝

이 승(Seung Lee) 정회원

- 2000년 2월 : 홍익대학교 전자전기공학부(공학사)
- 2002년 8월 : 홍익대학교 전기정보제어공학과(공학석사)
- 2005년 3월 ~ 현재 : 성균관대학교 전자전기공학과 박사과정

<관심분야> : 내용기반 영상검색, 인공지능, 딥러닝