

## 대용량 DB를 사용한 지문인식 시스템

차정희\*, 서정만\*\*

# A Fingerprint Identification System using Large Database

Jeong-Hee Cha \*, Jeong-Man Seo \*\*

### 요약

본 논문에서는 대용량 DB에서 개인을 인식하는 새로운 자동 지문인식 시스템을 제안한다. 시스템은 전처리, 분류, 매칭의 3단계로 구성되는데, 분류단계에서는 방향성 이미지 분포의 통계적인 접근 방법 기반한 새로운 분류기법을 제안하였고, 정합단계에서는 기존 알고리즘보다 더 빠르고 정확한, 개선된 특징점 후보쌍 추출 알고리즘을 제안하였다. 정확성을 위해 정합 단계에서 세션화된 이미지로부터 지문의 특징점을 추출하고 특징점의 연결정보를 사용한 정합과정을 소개한다. 특징점 정합과정에서 연결정보를 사용하는 것은 간단하지만 정확한 방법이며, 두 지문의 비교단계에서 빠르게 기준 특징점 쌍을 선택하는 문제를 해결해 준다. 알고리즘은 지문의 회전과 이동에 무관하다. 제안한 시스템은 반도체 칩방식 입력장치로부터 획득한 1000개의 지문영상으로 실험하였으며, 실험결과는 제안한 방법이 기존방법보다 오인식율은 줄어들고 정확도는 증가하였음을 보여준다.

### Abstract

In this paper, we propose a new automatic fingerprint identification system that identifies individuals in large databases. The algorithm consists of three steps: preprocessing, classification, and matching, in the classification, we present a new classification technique based on the statistical approach for directional image distribution. In matching, we also describe improved minutiae candidate pair extraction algorithm that is faster and more accurate than existing algorithm. In matching stage, we extract fingerprint minutiae from its thinned image for accuracy, and introduce matching process using minutiae linking information. Introduction of linking information into the minutiae matching process is a simple but accurate way, which solves the problem of reference minutiae pair selection in comparison stage of two fingerprints quickly. This algorithm is invariant to translation and rotation of fingerprint. The proposed system was tested on 1000 fingerprint images from the semiconductor chip style scanner. Experimental results reveal false acceptance rate is decreased and genuine acceptance rate is increased than existing method.

▶ Keyword : 지문인식(Fingerprint Identification), 분류(Classification), 방향성 이미지(Directional Image), 특징점의 연결정보(Linking Information of Minutiae),

• 제1저자 : 차정희

• 접수일 : 2005.07.31, 심사완료일 : 2005.09.05

\* 숭실대학교 컴퓨터학부 박사과정, \*\* 한국재활복지대학 컴퓨터게임개발과 교수

## 1. 서론

최근의 네트워크 발전, 인터넷의 폭발적인 증가 및 이용, 그리고 이것들을 이용한 전자 상거래, 금융 거래 등이 활발히 이루어짐에 따라 보안 문제가 새로운 사회 문제로 떠오르게 되었고, 이의 해결 방법으로 많은 정보보호 기술이 개발 [1][2]되고 있다. 신체의 특성을 이용하는 생체 측정학 역시 매우 중요한 기술 분야로 발전되고 있는데, 신체에는 여러 개의 특징이 있으나 그 중 지문, 얼굴, 홍채, 장막, 망막, 족문, 손금, 서명, 음문 등이 인식을 위해 사용될 수 있다. 특히, 지문은 아주 오래전부터 실생활에 본인 확인을 위한 수단으로 이용되어져 왔다. 최초의 지문 자동 인식시스템은 70년대 초 미국 FBI(Federal Bureau of Investigation)에 의해 개발되었는데, 곧 지문 DB의 크기와 인증 요구가 꾸준히 증가하여 효율성을 높이기 위한 지문분류의 필요성이 제기되었다. 지문인식 분야는 일반적으로 분류(Classification)[3]와 정합(Matching)[4]의 두 갈래로 나뉘어 진다. 분류는 1대 1의 정확한 비교를 하기보다 지문의 대체적인 형태에 근거하여 특정한 그룹에 속하는 것을 판단하는 것으로, 대용량 DB에서 검색공간을 줄이는 1차적인 필터의 역할을 수행한다. 검색 효율성을 위해 지문을 분류할 때는 코어(core), 델타(delta)등을 정의하고 이들의 수와 위치를 이용하게 되는데, 이들을 특이점(Singular Points)이라고 한다. 정합은 입력지문이 저장되어 있는 특정인의 지문과 일치하는가를 비교하는 과정이다. 정합에는 입력된 지문만으로 특정인의 지문과 일치하는가를 찾는 식별(Identification)과 사용자 ID와 입력된 지문을 함께 사용하여 특정인에 대한 참조지문과 일치하는지를 구별하는 인증(Verification)으로 나눌 수 있다. 식별은 지문만으로 본인임을 판별하는데 사용되나 참조지문 모두와 비교를 하기 때문에 처리시간과 오인식률이 인증보다 높아지게 된다. 반면에 인증은 지문 이외에 사용자 ID와 같은 특정인을 지칭하는 정보를 입력하는 과정이 필요하나 한사람의 참조지문에 대해서만 비교를 하므로 처리시간이나 오인식률이 인식에 비해 낮다. 지문영상에서 추출할 수 있는 특징점에는 여러가지가 있는데, ANSI(American National Standards Institute)에서 정의한 특징점에는 끝점(Ending Point), 분기점(Bifurcation),

교차점(Trifurcation or Crossover) 등이 있다, 이들 중 지문인식에 주로 사용되는 특징점은 끝점과 분기점이다. 본 논문에서는 기존방법과는 다른 효율적인 분류방법에 중점을 두어 연구하였다. 분류의 경우, 특이점 후보(Singular Points Candidate)를 선정 후, 코어, 델타를 분류하되, 선정 방법에 있어 코어 후보와 델타 후보를 방향각의 차이를 이용하여 계산하는 것이 아니라 이미지의 방향 분포(분산)를 이용하여 후보 가능 지역을 선정하고 그 영역만을 Poincare indexing 기법을 이용하여 코어와 델타 여부를 판별하였다. 또한 지문에는 지문의 중심과 회전에 대한 기준 좌표가 없어 정합 문제를 해결하기 위해 모든 특징점들의 상호관계를 고려하다보면 탐색 범위가 넓어지고 처리속도가 느려지게 된다. 따라서 실험에서는 점 패턴 정합 방법을 활용하되 속도 향상을 위해 하나의 특징점과 연결된 이웃 특징점들과의 연결정보를 이용하여 기존 특징점 쌍을 선별, 탐색영역을 줄이는 방법을 제안하였다. (그림 1)은 논문에서 제안하는 지문인식 시스템의 구성도이다.

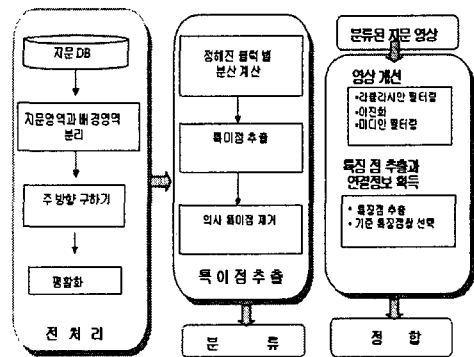


그림 1. 전체 시스템 구성도  
Fig 1. Overall System Configuration

## II. 기존의 분류와 정합 방법

### 2.1 지문 분류 방법

지문 분류 방법은 크게 통계적(statistical) 방법, 구문론적(syntactic) 방법, 구조적(structural) 방법, 신경망(neural network)을 이용한 방법 등으로 나눌 수 있는데,

구조적 방법은 코어(core)와 델타(delta), 분기점(bifurcation), 단점(ending point)과 같은 특징점의 위치, 종류등 지문의 전체적인 구조를 이용하여 지문을 분류, 인식하는 방법이다. 구조적인 접근 방법(5)은 이동(translation)과 회전(rotation), 왜곡(distortion)에 강하다는 장점이 있다. Hankley와 Tou, Moayer와 Fu, 그리고 Rao와 Black에 의해 제안된 구문론적 접근 방법(6)은 패턴의 구조에 주목하는 인식 방법이며, 통계적 방법은 코어 및 델타의 후보영역을 설정함에 있어 통계학을 이용, 그 자체로 지문을 분류, 파악하려는 것으로, 정리된 자료를 적절한 방법으로 요약하고 특성을 기술하게 되는데 주로 빈도(frequency)나 비율, 평균, 분산, 범위, 편차 등을 이용한다. 본 논문에서는 구조적 접근 방법에 통계적 접근 방법을 접목하여 지문 분류를 수행하였다.

## 2.2 정합 방법

위에서 언급했듯이, 지문은 중심과 회전에 대한 기준 좌표가 없어 정합 문제를 해결하기 위해 모든 특징점들의 상호관계를 고려하다보면 탐색 범위가 넓어지고 처리속도가 느려지게 된다. 따라서 탐색 범위를 줄여 정합 속도를 향상시키는 많은 연구가 진행되고 있는데, 기존 연구에서는 일정 영역내에서 이웃하는 특징점 들만 비교하는 기법(7), 하나의 특징점에서 가장 가까운 이웃 특징점을 선택하고, 이 두 특징점에서 다시 가장 가까운 제 3의 특징점을 선택하여 세 특징점 간의 거리와 각도로 유사도를 계산(triangular matching)하는 방법(8), 또는 동일 용선으로 연결된 두 개의 특징점 쌍으로 이루어진 직선의 집합을 기준좌표축 후보로 선정하여 비교하는 방법(9)등이 제시되었다.

본 논문에서는 점 패턴 정합 방법을 활용하되 속도 향상을 위해 하나의 특징점과 연결된 이웃 특징점 들과의 연결 정보를 이용하여 기준 특징점 쌍을 선별, 탐색영역을 줄이는 방법을 제안한다. 제안된 알고리즘은 회전과 이동에 무관하며, 특징점의 주변 정보를 이용해 선택된 기준 특징점에 대해서만 정합 단계에서 사용하므로 정확하고 빠른 인식 결과를 얻을 수 있다.

## III. 전처리 및 분류

### 3.1 지문영역 구분과 방향성 이미지 생성

지문 영상에서 용선이 놓여진 부분을 유효한 지문 영역으로, 잡음이나 지문이 번진 부분과 영상 외곽부분을 배경영역으로 분리하는 과정을 수행한다. 지문 영상의 내부에 생기는 제거 영역, 번짐 문제들을 해결하기 위해 일반적으로 사용해진 화소값의 분산이 아닌 총합을 구하여 기준치보다 작을 때 배경으로 간주하였고 또한 너무 클 경우에도 지문이 번진 영역으로 간주하였다. 그래도 생기는 지문 영상 내부의 배경영역은, 제거영역으로 처리 되지 않은 영역의 외곽부분에서 윤곽을 추적하여 윤곽내부의 모든 영역을 남겨둠으로써 해결하였다.

다음으로 용선의 정확한 주방향을 구하기 위해서 아래와 같은 알고리즘을 적용하였다.

1. 영상을 중첩되지 않는 블록( $w \times w$ )으로 나누고 각 블록의 화소( $i, j$ )에 대해  $3 \times 3$  소벨(Sobel) 연산자를 수평, 수직방향으로 적용한다. 실험에서 사용한 블록의 크기는 용선 한 개에서 두 개정도 크기인  $10 \times 10$  화소로 하였다.
2. 화소 ( $i, j$ )를 중심으로 하는 블록의 주방향  $\theta(i, j)$  를 식(3.1)을 사용하여 구한다.

$$V_x(i, j) = \sum_{u=i-\frac{w}{2}}^{i+\frac{w}{2}} \sum_{v=j-\frac{w}{2}}^{j+\frac{w}{2}} 2\partial_x(u, v)\partial_y(u, v)$$

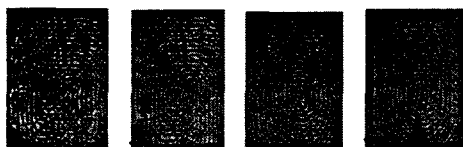
$$V_y(i, j) = \sum_{u=i-\frac{w}{2}}^{i+\frac{w}{2}} \sum_{v=j-\frac{w}{2}}^{j+\frac{w}{2}} (\partial_x^2(u, v) - \partial_y^2(u, v)) \dots\dots (3.1)$$

$$\theta(i, j) = \frac{1}{2} \tan^{-1} \left( \frac{V_y(i, j)}{V_x(i, j)} \right)$$

(if  $\theta < 0$ , then  $\theta += \pi$ )

식(3.1)에서  $\partial_x(u, v)$ ,  $\partial_y(u, v)$  는 한 화소  $(u, v)$  의  $x, y$  방향으로의 각각의 미분값이다. 화소  $(u, v)$  의 방향  $\theta$  는  $\tan^{-1} \frac{\partial_x(u, v)}{\partial_y(u, v)}$  이지만, 블록의 주방향을 구할 때는 단순히 각 방향의 미분값의 합을 이용해서는 정확한 방향을 구할 수 없다. 따라서 식(3.1)과 같이 삼각함수 배가의 공식을 이용, 블록내 각 화소의 sine 값과 cosine 값을 더하고, 주방향  $\theta$  는 이 두 값의 tangent 값에 의해 구하게 된다.

8방향으로 영역의 방향을 제한하는 것보다 소벨(Sobel) 연산을 이용해 구한 주방향이 보다 정확하다. 각 영역의 주방향을 구해보면, 영역 내에 용선이 제대로 들어가지 않아 주방향이 용선의 방향과 전혀 다르게 나타나는 경우가 발생하므로, 이를 수정하기 위해 주위 8개 영역과의 평균을 구해 주방향을 수정해 준다. 그러나, 이 역시 일정한 회수 이상을 반복하게 되면 이 절차 자체가 용선의 주방향을 왜곡 시키므로 주의하여야 한다. 실험에서는 3번의 평활화를 수행하였다. (그림 2)는 평활화 전과 후의 영상이다.



(a)전과 후(이중제상문)(b)전과 후(외상문)  
그림 2. 평활화 전, 후의 지문영상  
Fig 2. Before and After Image of Smoothing

### 3.2 방향 분포도와 분산을 통한 특이점 추출

일반적으로 특이점이 위치하고 있는 주변은 방향각의 종류가 다양한데, 특이점을 중심으로 한 주변 영역에서 용선의 회전, 회귀가 발생하기 때문이다. 블록의 주방향을  $0^\circ, 22.5^\circ, 45^\circ, \dots, 180^\circ$  구간으로 나누고 지문영상을  $50 \times 50$  화소( $5 \times 5$  block)씩 슬라이딩하면서 방향각의 종류에 대한 분포도를 구한다. (그림 3)과 같이 특이점이 존재하지 않는 블록은 일정한 방향분포를 보이고, 특이점인 코어와 델타 주변의 방향 분포도는 상대적으로 방향각의 종류가 다양하고 분포 역시 고르게 나타남을 알 수 있다. y축은 방향분포의 빈도수를 나타낸다. 편차(deviation)는 한 점수가 평균치로부터 얼마나 떨어져 있는가를 말하는 것이다. 한 분포 안의 각 사례들의 편차를 종합할 수 있다면, 이렇게 종합된 편차는 그 분포 안의 각 사례들이 평균치를 중심으로 해서 어느 정도나 흩어져 있는 지를 알려줄 것이다. 방향각의 종류가 다양하고 고

루 분포되어 있을수록 편차와 분산은 작아지게 되므로, 이들은 방향각의 분포를 측정할 수 있는 척도가 된다. 편차들을 다 종합하되 그것이 0이 되지 않도록 하기 위해서 식(3.2)와 같이 분산(variance)을 구하는데,  $5 \times 5$  블록당 분산을 계산해서 그 값을 그 블록의 중심 값으로 하여 임계치(10)보다 작으면 특이점 영역으로 추출한다.

$$\sigma^2(i, j) = \frac{1}{N \times N} \sum_{u=-w\Phi/2}^{w\Phi/2} \sum_{v=-w\Phi/2}^{w\Phi/2} (X(u, v) - \text{mean})^2 \dots (3.2)$$

$\sigma^2$  : 분산,  $w\Phi \times w\Phi$  : 필터사이즈( $5 \times 5$ )

mean : 블록의 평균분포,  $N$  : 5

$X(u, v)$  : 블록의 방향 분포 횟수

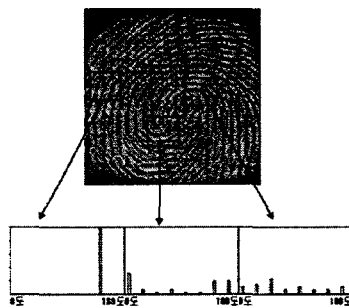


그림 3. 일반영역과 특이영역의 분포도  
Fig 3. Singular Point Area(middle, right) and Other Area(left)

코어인지 델타인지는 특이점 영역주변에 Poincare index를 사용하여 판별하였다. Poincar e index는 curve 주위를 반시계 방향으로 돌면서 방향각 변화의 합을 계산하는 것으로, core는  $180^\circ$ , delta는  $-180^\circ$ 가 된다.

### 3.3 분류

(그림 4)는 본 논문에서 제안하는 분류 알고리즘의 흐름도이다. 먼저 지문영역을 배경영역으로부터 구분하고, 일정한 크기의 블록마다 주방향을 계산한다. 그리고 방향 분포도에 대한 분산을 계산하여 특이점을 추출하고 이 특이점의 수를 가지고 지문을 분류하게 된다. 분류는 궁상문, 텐트형 궁상문, 좌제상문, 우제상문, 외상문(이중 제상형 외상문 포함)으로 5분류하였으며 분류 방법은 다음과 같다. 먼저 코

아와 델타 포인트가 없으면 공상문으로 분류하였고 코아와 델타 포인트가 각각 1개씩이고 코아 포인트와 델타 포인트가 수직방향으로 연결이 되면 텐트형 공상문으로 분류하였다. 또한 우제상문과 좌제상문의 구분은 코아 점에서 direction vector를 따라가서 델타가 왼쪽에 남으면 좌제상문으로 분류하고 오른쪽에 남으면 우제상문으로 분류하였으며, 코아와 델타가 각각 2개씩이면 와상문(이중제상문 포함)으로 분류하였다.

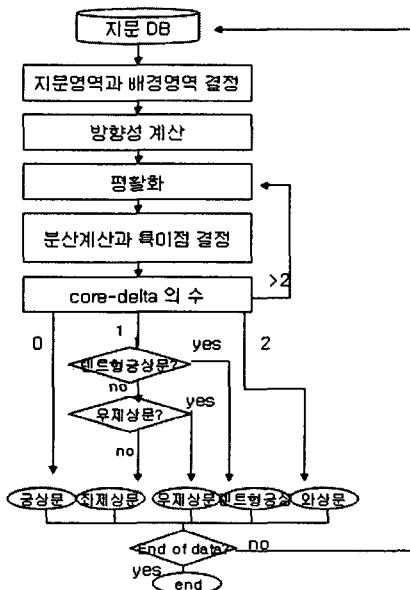


그림 4. 분류 알고리즘의 흐름도  
Fig 4. Flowchart of Classification Algorithm

## IV. 정합

### 4.1 영상 개선

각 영역의 주방향 정보를 이용하여 라플라시안 필터[10]를 적용, 용선과 곡부를 구분하고 영상을 이진화 시킨다. 지문영상에 라플라시안 필터를 적용시키는 것은 라플라시안 필터가 다른 연산자에 비해 더욱 뚜렷한 에지를 검출하고 검출된 에지의 윤곽선들은 폐곡선을 이루므로 이러한 특성과 지문의 용선, 곡부의 특성이 유사하기 때문이다. 용선과 곡부의 구별을 뚜렷이 한 후 이진화를 수행한다. 이진화후

영상을 살펴보면 용선 안에 검은 점이 있거나, 군데군데 하얀 점들이 있는 것을 볼 수가 있는데 용선 안의 검은 점은 땀샘(그림 5)으로 세선화 단계에서 잘못된 선들을 추출할 수가 있으며 흰 점들 역시 전처리 과정에서 생긴 잡음으로 제거하여야 한다. 마지막으로 미디안필터링을 적용하여 용선들을 부드럽게 해주어야 하는데 그대로 두면 세선화 후에 잔가지들이 많이 생겨 특징점 수가 증가하고 정합시 정확도가 떨어지기 때문이다.



그림 5. 잡음 제거 과정  
Fig 5. Noise Removal Process

### 4.2 특징점 추출과 연결정보 획득

특징점 추출을 위해 사용된 세선화 방법은 기존 논문에서 사용되어진 Zhang thinning을 사용[11]하였다. 세선화후 두 화소 두께로 남아 있는 계단 현상은 이웃 8 화소들에 대한 패턴을 테이블에 저장하고 이를 비교하여 제거하였다. 특징점은 3X3 화소크기의 블럭내 용선의 수로 결정한다. 하나의 특징점에 연결된 이웃 특징점과의 연결 정보는 각각의 특징점에 도달할 때까지 용선을 추적, 추적된 거리(화소수)와 각도를 계산하여 구한다. (그림 6)은 분기점  $M(F)(i)$ 에 연결된 세 개의 이웃 특징점들을 보여준다. 연결된 이웃 특징점의 인덱스  $link_{i1}, link_{i2}, link_{i3}$ 는 영상을 왼쪽 위부터 오른쪽 아래로 스캔하여 얻은 특징점의 일련번호이고, 거리는 이웃 특징점에 도달할 때까지 용선을 추적하면서 계산된 화소수로 그림에서는  $distance_{i1}, distance_{i2}, distance_{i3}$ 이다. 또한 방향각  $theta_{i1}, theta_{i2}, theta_{i3}$ 는 용선을 추적하다가 추적거리가 일정한 수치의 화소수(10)에 이르면 이 둘을 잇는 직선이 수평선과 이루는 각도이다. 이 화소의 수치가 너무 크거나 작으면 왜곡이 심해 정확한 각도를 구하기 어렵다. 이렇게 구한 연결 정보는 첫째 잡음 특징점을 제거하는 데 이용되고, 둘째, 정합의 기준이 되는 기준 특징점 쌍 후보를 선택하는데 사용된다. 입력 영상에서 추출된 하나의 특징점 연결 정보구조는 <표 1>과 같이 나타낼 수 있다.

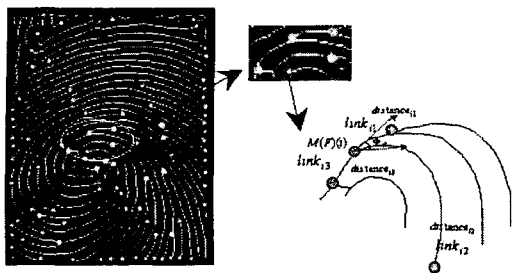


그림 6. 지문의 특징점과 연결 특징점  
Fig 6. Minutiae of Fingerprint and Their Linked Minutiae

표 1. 특징점의 정보구조  
Table 1. Linking Information Structure of Minutiae

정보	내용	
x	특징점좌표(0-223)	
y	특징점좌표(0-287)	
종류	1:단점, 2:용선, 3:분기점	
용선 방향	소벨 연산에 의한 방향	
연결 정보	count	특징점에 연결된 연결수
	link(4)	연결된 이웃 특징점 index
	distance(4)	특징점 간 거리
	phi(4)	두 특징점이 이루는 각도
flag	잠음특징점 1, 특징점 0	

전처리 과정에서 일부 잡음이 제거되었지만, 지문의 품질이 나쁜 경우나, 세션화 과정 등으로 브릿지, 교차점, 짧은 단점, 짧은 분기 등이 형성될 수 있는데 이러한 잡음 특징점을 본 논문에서는 연결정보를 이용하여 제거하였다. 교차점은 특징점의 종류로, 브릿지와 홀은 특징점의 종류와 특징점 사이의 거리(30화소)를 이용하여 제거하고, 짧은 단점과 짧은 분기는 특징점 사이의 거리(15화소, 15화소)를 이용하여 제거하였다. 또한 특징점들 여러 개가 아주 가깝게 위치하면 오인식 확률이 높아지고 정합시에도 방향각도에 대한 거리비가 작아 정확도가 떨어지므로 특징점 사이의 거리(7화소)를 구하여 제거하였다.

### 4.3 정합(지문 인식)

기존의 특징점 연결정보 추출방법(9)에서는 첫째, 두 특징점이 동일 용선상에 존재하는지의 여부(0, 1)만을 연결정보로 보유하고 이 두 특징점간의 거리를 기준좌표축 선정의 기준으로 이용하였다. 즉, 하나의 용선상에 이웃하는 두개의 특징점을 있는 직선이 기준좌표축이 된다. 둘째, 특징점의 종류를 기준좌표축 선정시 사용하지 않고 있다. 그러나 본

연구에서는 종류가 일치하는 특징점의 주변정보인 연결된 모든 이웃 특징점까지의 거리와 위상(두 특징점이 이루는 각도) 등을 비교하여 주변구조가 일치하는 하나의 특징점을 기준좌표로 선정한다. 이러한 주변정보는 특징점이 지닌 고유정보라고 할 수 있어 기존방법보다 빠르고 정확한 구조적 정합을 가능하게 한다.

입력지문의  $i$  번째 특징점  $M(F)(i)$  와 참조지문의  $j$  번째 특징점  $M(RF)(j)$  의 종류가 같으면 각각의 특징점에 연결된 모든 이웃 특징점까지의 거리와 방향각의 평균값을 식(4.1)과 같이 구한다.  $count$ 는 연결수(특징점의 종류)를 나타내며 1(단점) 또는 3(분기점)이 된다.

$$FDist_{average} = \frac{1}{count} \sum_{n=1}^{count} distance[n] \dots (4.1)$$

$$FTheta_{average} = \frac{1}{count} \sum_{n=1}^{count} theta[n]$$

지문은 획득 시의 피부 상태나 압력, 위치의 변화에 의해 비선형 왜곡이 발생, 같은 손가락 영상이라도 조금씩 다르게 된다. 따라서 이동이나, 회전등을 보정하기 위해 극좌표계(12)(13)를 사용하는데, 2차원 극좌표계는 원점으로부터의 거리와 방위각에 의해 결정된다.

기준 특징점 쌍 후보에 대해 극좌표계에서 이웃하는 특징점까지의 거리, 각도 차이가 일정한 허용치 이내(실험에서  $5, 8^\circ$ )이면 동일한 특징점으로 판단한다. 이렇게 입력영상에 존재하는 모든 이웃점 들이 참조지문 영상에 존재하는지 판단하여 정합 수를 계산하고 정합도가 가장 큰 기준 특징점 쌍 후보를 두 지문의 중심점으로 인정한다. 그리고 두 중심점을 기준으로 두 지문사이의 이동변위와 회전각을 산출하여 입력지문의 특징패턴 들을 이동, 회전시키면 입력지문의 특징점들이 참조지문의 특징점들과 정렬되어 비교할 수 있다. 정렬 후 지문 일치 여부를 식(4.2)와 같이 계산하고, 동일지문 여부를 판정하게 된다.

$$M.S[i][j] = \sum_{k=1}^N \sum_{l=1}^M m_{kl}, \quad (k \neq i, l \neq j) \dots (4.2)$$

$M.S[i][j]$ 는 기준 특징점 쌍 후보  $i, j$ 에 대한 정합수를 나타내며,  $m_{kl}$ 는 정렬된 두 지문의  $i, j$ 를 중심으로 이웃 특징점까지의 거리와 각도차이가 허용치 이내이면 1이 된다.

### V. 실험 결과

실험에서는 칩 방식 지문 입력장치로부터 획득한 224×288 크기의 그레이 영상 1000개의 지문 DB를 사용하였고 마이크로소프트의 Visual C++ 컴파일러를 이용하여 Windows XP 운영체제 환경(1.70 GHz)에서 실험하였다. 대부분의 분류 오류는 지문 영상의 품질 저하에 기인하고 있다. 5 부류에 대한 지문분류의 평균 정확도는 89%이다. 분류결과 및 정확도의 내용은 <표 2>와 같다.

표 2. 분류결과 및 정확도  
Table 2. Classification Results and Precision

테스트 지문	분류된 지문						정확도
	공상	텐트	좌재상	우재상	와상문	기타	
공상문	188	7	1	2	1	1	94%
텐트형공상	2	174	8	6	7	3	87%
좌재상문	2	7	179	2	4	6	90%
우재상문	4	7	0	178	7	4	89%
와상문	0	4	7	10	170	9	85%

분류된 지문 영상 중, 100개를 선택하여 임의로 회전과 이동을 통해 변형된 모양 각 4개씩을 생성, 총 500개의 지문 영상을 가지고 제안한 정합 알고리즘의 성능을 평가하였다. 영상은 한 손가락당 5종류의 지문 영상을 가지는 총 100건을 입력영상  $F_{mn}(m=1..100, n=1..5)$  과 참조영상  $RF_{mn}(m=1..100, n=1..4)$  으로 사용하였다. (그림 7)은 동일인의 지문과 타인의 지문을 비교한 정합 점수 분포도로 제안한 방법이 본인과 타인의 지문을 어떻게 분류하고 있는지를 보여준다. 먼저 참조지문  $RF_{mn}$  와 입력지문  $F_{mk}(n < k < 5)$  를 비교하여, 일치되는 특징점수를 계산하여 본인정합점수

(gms:Genuine Matching Score)로 하였고, 또한 참조지문  $RF_{mi}(m=1..100)$  과 다른 손가락의 지문  $F_k(m < k \leq 100)$  을 비교하여 타인정합점수( $ims$ : Imposter matching score)로 하였다. 따라서 본인 정합점수를 계산하기위해 비교된 지문 건수(NGRA: Number of Genuine Recognition Attempts)는 총 1000건(((5×4)/2)×100)이며, 타인 정합점수 계산을 위해 비교한 건수(NIRA: Number of Imposter Recognition Attempts)는 총 4,950건((100×99)/2)이 된다. x축의 정합점수는 정규화된 특징점수이다. 본인정합의 경우 시도된 총 1000 건중 73% 정도가 0.4-0.6 사이(평균 18개의 특징점이 일치)의 정합도를 가지고 있음을 알 수 있다. (그림 8)은 타인인식율( $FMR$ : False Match Rate)과 본인거부율( $FNMR$ : False Nonmatch Rate) 커브이다. 이 커브는 정합 점수분포도로부터 얻어질 수 있는데, 식(5.1)과 같이 타인인식율( $FMR(t)$ )는  $ims \geq t$ 의 경우의 비율을, 본인거부율( $FNMR(t)$ )는  $gms < t$ 의 경우의 비율을 말한다. card는 cardinality를 의미한다.

$$FMR(t) = \frac{card \{ims \mid ims \geq t\}}{NIRA} \dots\dots\dots (5.1)$$

$$FNMR(t) = \frac{card \{gms \mid gms < t\}}{NGRA}$$

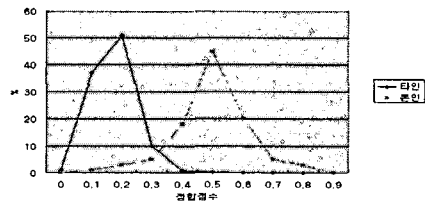


그림 7. 정합 점수 분포도  
Fig 7. Matching Score Distribution

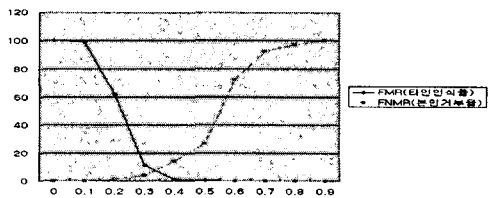


그림 8. FMR/FNMR 커브  
Fig 8. FMR/FNMR Curve

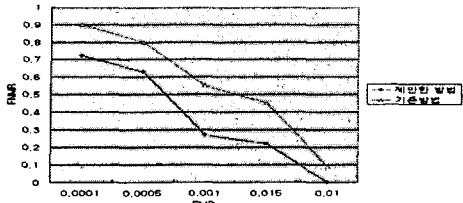


그림 9. ROC 커브  
Fig 8. ROC Curve

(그림 9)는 기존방법과 제안한 방법을 ROC 커브로 나타낸 것이다. ROC 커브는 정합임계치 t에 대한 본인거부율(FNMR(t))과 타인인식율(FMR(t))을 좌표상에 표시한 것으로, 본인거부율이 타인인식율의 함수로 그려지게 되는데, 제안한 방법의 성능이 기존방법보다 개선되었음을 알 수 있다.

(표 3)은 기존 방법과 제안한 방법을 속도면에서 비교한 것으로, 지문영상을 읽어 지문영역을 배경과 분리하고, 이진화, 세선화, 의사특징점 제거 등에 소요된 시간은 0.2초였다. 그리고 제안한 특징점의 주변정보를 이용하여 1개 지문의 정합에 소요된 평균 시간은 0.03 초이다. 타인 인식율과 본인 거부율은 임계정합도를 50%로 했을 때의 결과로, 이때의 본인 거부율의 대부분은 지문의 비선형 왜곡이 심해 특징점 주변 정보가 정확하게 처리되지 않았기 때문이다.

표 3. 기존 방법과의 성능 비교  
Table 3. Performance comparison between original and proposed method

구분	기존 방법	제안 방법
특징추출속도	0.72	0.20
정합(초)	0.09	0.03
FMR	0.001	0.001
FNMR	0.54	0.27

(표 4)는 추출된 특징점의 종류와 기준 좌표축을 기존 방법과 비교한 것이다.

표 4. 추출된 특징점의 종류와 기준 좌표축  
Table 4. Number of Extracted Minutiae's Type and Standard Coordinate Axis

구분	기존방법	제안방법
평균 특징점수	53	38
분기점 수	6	16
단점의 수	47	22
기준 좌표축 수	17.7	5
기준 좌표축	동일 용선상에 있는 두 개의 특징점을 있는 직선	주변 정보가 일치하는 하나의 특징점

## VI. 결론 및 향후 과제

본 논문에서는 방향성 이미지 분포에 의한 통계적 자료에 기반하여 지문을 효율적으로 분류하는 방법과 특징점에 연결된 주변 정보를 이용, 타인 인식율을 줄여서 신뢰도를 향상시키고 정합 단계에서의 탐색 영역을 줄여 속도를 향상시키는 정합 방법을 제안하였다. 제안한 분류방법은 정합단계에서 오정합율을 감소시키고 검색 공간을 줄여준다. 대부분의 분류오류는 지문 품질이 나쁘기 때문인데, 이 경우 전처리 과정에서 지문 영상의 왜곡이 발생하고, 원래 지문과는 다른 곳에서 특징점이 추출되어 분류에 오류가 생기게 된다. 따라서 실제 실험에서는 잡음이 심한 일부 지문 영상은 제외하였다. 실험결과 제안한 방법은 잡음 특징점을 줄여주고 기준 좌표축 후보 수를 줄여 탐색범위를 줄임으로써 정합 속도 향상에 기여하였다. 향후에는 비선형 왜곡이 심해 주변 정보가 훼손되거나 연결정보가 적은 지문들의 보완과 평균값이 아닌 주변 특징점 각각의 위상을 고려함으로써 보다 정밀한 구조적 정합이 가능한 방법에 대한 연구가 필요하다고 하겠다. 또한 전처리 과정에서도 용선의 회전, 회귀가 심한 코아 부분은 제안한 방법이 영역의 왜곡을 가중시켜 잡음 특징점을 생성하게 되는데, 라플라시안 필터를 포함한 영상 향상 기법의 보완 연구도 필요하다.



**참고문헌**

[1] 이재영, 이지영, "디지털 서명과 은의서명에 관한 연구," 한국컴퓨터정보학회 논문지 제5권 제1호, 2000.5.  
 [2] 이호, 정진욱, "안전한 인터넷 사용을 위한 접근제어 매커니즘," 한국컴퓨터정보학회 논문지 제5권 제1호, 2000.5.  
 [3] Karu, K. and Jain, A.K. (1996), "Fingerprint Classification," Pattern Recognition, Vol. 29, No3, pp. 389-404.  
 [4] Ratha, N.K., Karu, K., Shaoyun, C., and Jain, A.K. (1996), "A Real-Time Matching System for Large Fingerprint Databases," IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, 18(8), pp. 799-813.  
 [5] Dario Maio and Davide Maltoni, "A Structural Approach to Fingerprint Classification," IEEE Proceedings of ICPR '96, pp. 578-585, 1996.  
 [6] Hankley W.J. and Tou J.T. (1968), "Automatic Fingerprint Interpretation and Classification via Contextual Analysis and Topological Coding" in Pictorial Pattern Recognition, G.C. Cheng et. al. eds., pp. 411-456. Tomson Book Co.  
 [7] 이동재, 이상준, 김재희, "지역 일치를 이용한 지문 정합 방법," 대한전자공학회 하계 종합학술대회 논문지, vol. 24, no. 1, pp. 195-198, 2001  
 [8] Zsolt Miklós Kovács-Vajna, Senior Member, "A Fingerprint Verification System Based on Triangular Matching and Dynamic Time Warping," IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 22, No. 11, November, pp. 1266-1276, 2000.  
 [9] 김현철, 심재창, "동일 음선 상에 존재하는 특징점 간의 연결정보를 이용한 지문인식," 한국정보과학회 논문지, vol. 28, no. 10, pp. 764-772, 2001.  
 [10] Kazuharu YAMATO, Yutaka HATA and Toshihide ASADA, "Laplacian Enhancement Techniques

for Fingerprint Features," Asian Conference on Computer Vision, November 23-25, Osaka, Japan, pp. 75-78, 1993  
 [11] Zhang, S. and K. S. Fu., "A Thinning Algorithm for Discrete Binary Images," Proceedings of the International Conference on Computers and Applications. Beijing, China. pp.879-886, 1984.  
 [12] Yuliang He, Jie Tian, Xiping Luo, Tanghui Zhang, "Image enhancement and minutiae matching in fingerprint verification" Pattern Recognition 24, pp.1-12, 2003.  
 [13] A.K. Jain, Ruud Bolle, "On-Line Fingerprint Verification," IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 19, No. 4, April, pp. 302-314, 1997.

**저자 소개**



**차 정 희**

1983년 숭실대 전자계산학과 졸업 (학사)

1983~1998 신용보증기금 전산실근무  
 1999~2001년 동국대 대학원 컴퓨터 공학과 졸업(공학석사)

2005.7월 현재: 숭실대 대학원 컴퓨터학과 박사과정

<관심분야> 로봇비전, 영상처리, 지문 인식, 가상현실, 3D모델링 등

**서 정 만**

2003.2 충북대학교 컴퓨터공학과 박사

2000.3~2002.2 극동정보대학 컴퓨터게임개발과교수

2002~현재 한국재활복지대학 컴퓨터게임개발과교수

<관심분야> 실시간처리, 데이터베이스, 게임프로그래밍, 가상현실

