

특징점의 연결정보를 이용한 지문인식

차 정 희[†] · 장 석 우^{††} · 김 계 영^{†††} · 최 형 일^{††††}

요 약

지문영상의 품질 향상과 특징점 정합은 자동 지문인식 시스템의 중요한 두 단계이다. 본 논문에서는 특징점의 연결정보를 사용한 지문인식 기법을 제안한다. 인식 과정은 전처리와 특징점 추출, 그리고 특징점 pairing을 기반으로 한 정합의 세 단계로 이루어져 있다. 정확성을 위해 세 선화된 이미지로부터 지문의 특징점을 추출한 후에, 특징점의 연결정보를 사용한 정합과정을 소개한다. 특징점 정합과정에서 연결정보를 사용하는 것은 간단하지만 정확한 방법이며, 두 지문의 비교단계에서 낮은 비용으로 기준 특징점 쌍을 선택하는 문제를 해결해 준다. 알고리즘은 지문의 회전과 이동에 무관하다. 정합 알고리즘은 반도체 칩방식 지문 입력장치로부터 획득한 500개의 지문영상으로 실험하였으며, 실험 결과는 기존 방법보다 오인식율은 줄어들고 정확도는 증가하였음을 보여준다.

Fingerprint Recognition using Linking Information of Minutiae

Jeong-Hee Cha[†] · Seok-Woo Jang^{††} · Gye-young Kim^{†††} · Hyung-Il Choi^{††††}

ABSTRACT

Fingerprint image enhancement and minutiae matching are two key steps in an automatic fingerprint identification system. In this paper, we propose a fingerprint recognition technique by using minutiae linking information. Recognition process have three steps ; preprocessing, minutiae extraction, matching step based on minutiae pairing. After extracting minutiae of a fingerprint from its thinned image for accuracy, we 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 with low cost in comparison stage of two fingerprints. This algorithm is invariable to translation and rotation of fingerprint. The matching algorithm was tested on 500 images from the semiconductor chip style scanner, experimental result revealed the false acceptance rate is decreased and genuine acceptance rate is increased than existing method.

키워드 : 지문(Fingerprint), 특징점 매칭(Minutiae Matching), 연결정보(Linking Information), 인식(Recognition)

1. 서 론

최근 컴퓨터와 네트워크의 발전, 인터넷의 폭발적인 증가 및 이용, 그리고 이것들을 이용한 전자 상거래, 금융 거래 등이 활발히 이루어짐에 따라 보안 문제가 새로운 사회 문제로 떠오르고 있으며, 이의 해결 방법으로 많은 정보 보호 기술이 개발되고 있다. 특히, 지문은 여러 가지 특성으로 인해 아주 오래 전부터 실생활에 본인 확인을 위한 수단으로 이용되어져 왔는데, 손가락의 지문으로 사용자의 신분을 확인하는 지문인식시스템은 사용자의 지문을 전자적으로 읽어 미리 입력된 데이터와 비교, 본인 여부를 판단하는 것으로 안전성과 편리성이 뛰어나고, 신뢰도나 인식속도가 홍채인식, 음성인식 등보다 높은 것으로 평가되고 있다.

지문인식 분야는 일반적으로 분류(Classification)[1]와 정합(Matching)[2, 3]의 두 갈래로 나뉘어 진다. 분류는 1대 1의 정확한 비교를 하기보다 지문의 대체적인 형태에 근거하여 특정한 그룹에 속하는 것을 판단하는 것으로, 대용량 데이터베이스에서의 1차적인 필터의 역할을 수행한다.

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 여러 가지가 있는데,

† 준 회 원 : 송실대학교 대학원 컴퓨터학과
 †† 정 회 원 : 한국건설기술연구원 건설CALS연구센터 선임연구원
 ††† 종신회원 : 송실대학교 컴퓨터학과 교수
 †††† 종신회원 : 송실대학교 미디어학부 교수
 논문접수 : 2003년 5월 23일, 심사완료 : 2003년 10월 11일

ANSI(American National Standards Institute)에서 정의한 특징점에는 끝점(Ending Point), 분기점(Bifurcation), 교차점(Trifurcation or Crossover) 등이 있다. 이들 중에 지문인식시스템에 주로 사용되는 특징점은 끝점과 분기점이다. 이 특징점은 사람마다 위치와 수가 다르며, 잡음에 강해서 지문인식시스템에 가장 많이 쓰이고 있는데, 질이 좋은 영상의 경우 보통 60개에서 80개 정도의 특징점이 추출된다. 지문의 특징점을 추출하는 방법에는 크게 두 가지가 있다. 융선의 흐름선을 따라 특징점[2]을 찾는 방법과 전처리 과정에서 지문영상에 세선화를 수행한 후 끝점과 분기점을 찾는 방법[3]이다. 세선화된 영상에서 특징점을 추출하는 방법은 쉽고 정확하게 특징점을 찾을 수 있다는 장점이 있으나 세선화 과정이 포함되므로 속도가 떨어지게 된다.

특징점을 기반으로 하는 정합 방법에는 통계학적인 평균 제곱근 오차(Root Mean Square Error) 등을 통한 점패턴 정합(Point Pattern Matching)[5] 방법, 제한적인 형판을 이용한 그래프(Typical Graph-Based) 정합 방법[6], 서브-그래프 동형성(sub-graph isomorphism) 판정 방법[7] 등이 있으며, 현재까지는 특징점을 기반으로 한 지문인식이 가장 효율적이고 신뢰도 또한 높은 것으로 판단되고 있으므로, 이들 특징점 사이에 어떤 유사도 함수를 써서 정확도와 속도를 향상시킬 것인가가 중요 변수로 작용하고 있다.

지문에는 지문의 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 영역 내에서 이웃하는 특징점들만 비교하는 기법[12], 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[10], 또는 동일 융선으로 연결된 두 개의 특징점 쌍으로 이루어진 직선의 집합을 기준좌표축 후보로 선정하여 비교하는 방법[11]등이 제시되었다.

본 논문에서는 점 패턴 정합 방법을 활용하되 속도 향상을 위해 하나의 특징점과 연결된 이웃 특징점 들과의 연결정보를 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.

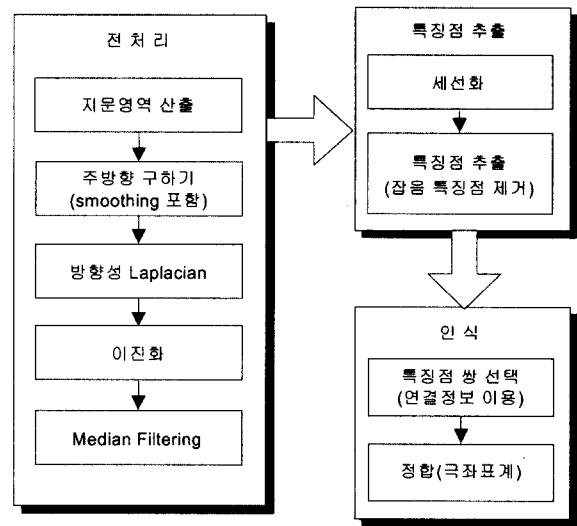
본 논문의 구성은 다음과 같다. 제 2절에서는 지문인식시스템의 각 단계를 설명하는데, 2.1절에서 전처리, 2.2절에서 특징추출과 연결정보 획득, 2.3절에서 연결정보를 이용한 지문인식에 대해 설명한다. 그리고 제 3절에서는 실험결과를 보이고, 제 4절에서는 결론에 대해 논의한다.

2. 지문인식시스템

(그림 1)은 본 논문에서 제안하는 연결정보를 활용한 지문인식의 전체적인 구조인데, 전처리, 특징점 추출과 인식의 세 단계로 구성된다.

전처리 단계에서는 먼저 처리 속도를 향상시키기 위해 유효한 지문영역을 배경영역에서 분리하는 작업을 수행한다. 그리고 국부적인 융선의 방향을 추출하는데 이 단계에서 사용되는 영역의 크기는 융선 한 개에서 두 개 정도가 들어갈 크기로 한다. 각 영역 내에 있는 융선의 주방향을 구해보면 주방향이 융선의 방향과 다른 경우가 발생하므로 주위 8개 영역의 평균(smoothing)을 취해준다. 방향성 라플라시안 단계에서는 각 영역의 주방향 정보를 이용하여 융선과 곡부를 구별하고 이진화 단계를 거친다. 땀샘으로 생긴 잡음은 미디안 필터링으로 제거한다.

특징점 추출단계에서는 세선화 후, 3×3 화소의 형태에 따라 끝점, 분기점, 교차점 등을 결정하고 각 특징점에 연결된 이웃 특징점과의 연결정보를 산출한다. 이 연결정보는 각 특징점이 지닌 고유정보이기 때문에 기존의 방식[5]보다 빠르고 정확하다.



(그림 1) 제안하는 지문인식시스템의 개요도

2.1 전처리

지문영상에서 융선이 놓여진 부분을 유효한 지문영역으로, 잡음이나 지문이 번진 부분과 영상 외곽부분을 배경영역으로 분리하는 과정을 수행한다. 지문영상의 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 지문영상 내부의 배경영역은, 제거영역으로 처리되지 않은 영역의 외곽부분에서 윤곽을 추적하여 윤곽내부의 모든 영역을 남겨둠으로

써 해결하였다.

다음으로 융선의 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 3×3 소벨(Sobel) 연산자를 수평, 수직방향으로 적용한다. 실험에서 사용한 블록의 크기는 융선 한 개에서 두 개정도 크기인 10×10 화소로 하였다.
- ② 화소 (i, j)를 중심으로 하는 블록의 주방향($\theta(i, j)$)을 식 (1)을 사용하여 구한다.

$$V_x(i, j) = \sum_{u=i-\frac{w}{2}}^{i+\frac{w}{2}} \sum_{v=j-\frac{w}{2}}^{j+\frac{w}{2}} 2\partial_x(u, v)\partial_y(u, v) \quad (1)$$

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

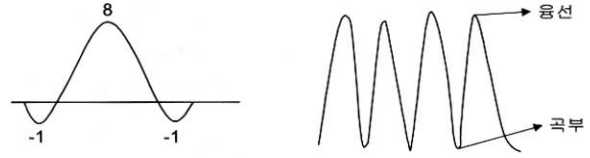
$$\theta(i, j) = \frac{1}{2} \tan^{-1} \left(\frac{V_x(i, j)}{V_y(i, j)} \right) \quad (\text{if } \theta(i, j) < 0, \text{ then } \theta(i, j) + \pi)$$

식 (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 θ 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 (1)과 같이 삼각함수 배각의 공식을 이용, 블록내 각 화소의 sine 값과 cosine 값을 더하고, 주방향 θ 는 이 두 값의 tangent 값에 의해 구하게 된다.

8 방향으로 영역의 방향을 제한하는 것보다 소벨(Sobel) 연산을 이용해 구한 주방향이 보다 정확하다. 각 영역의 주방향을 구해보면, 영역 내에 융선이 제대로 들어가지 않아 주방향이 융선의 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 융선의 주방향을 왜곡시키므로 주의하여야 한다. 구해진 평균은 영역 내 융선의 주방향에 대한 법선 방향이므로 최종적으로 구해지는 주방향은 법선들의 평균의 90° 방향이 된다.

각 영역의 주방향 정보를 이용하여 라플라시안 필터[8]를 적용하여 융선과 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 융선, 곡부의 특성이 유사하기 때문이다. 원래의 라플라시안 필터를 곧 바로 적용시킬 경우 융선의 방향에 따라 다른 결과가 나오게 되므로 융선방향, 각 영역의 주방향에 맞게 라플라시안 필터를 회전시켜 적용시켜야 보

다 정확한 결과를 얻을 수 있다. 실험에서는 필터계수를 실수가 아닌 정수를 사용하여 계산 속도를 향상시켰다.

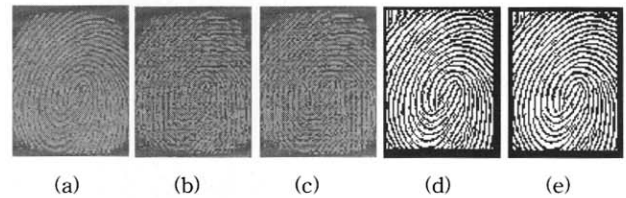


(그림 2) 라플라시안 필터(왼쪽)와 지문(오른쪽)의 특성

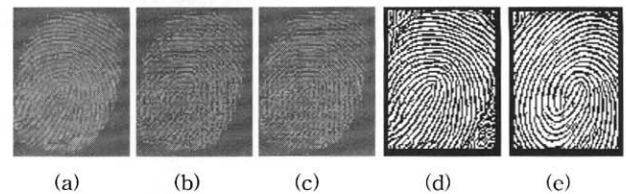
융선과 곡부의 구별을 뚜렷이 한 후 이진화를 수행한다. 이진화후 영상을 살펴보면 융선 안에 검은 점이 있거나, 군데군데 하얀 점들이 있는 것을 볼 수가 있는데 융선 안의 검은 점은 땀샘(그림 3)으로 세션화 단계에서 잘못된 선들을 추출할 수가 있으며 흰 점들 역시 전처리 과정에서 생긴 잡음으로 제거하여야 한다. 마지막으로 미디안 필터링을 적용하여 융선들을 부드럽게 해주어야 하는데 그대로 두면 세션화 후에 잔가지들이 많이 생겨 특징점 수가 증가하고 정합시 정확도가 떨어지기 때문이다.



(그림 3) 땀샘으로 인해 생겼던 이중줄과 미디안 필터링 적용후의 융선의 모양



(그림 4) 이중제상문(224×288 지문 영상)의 전처리 결과

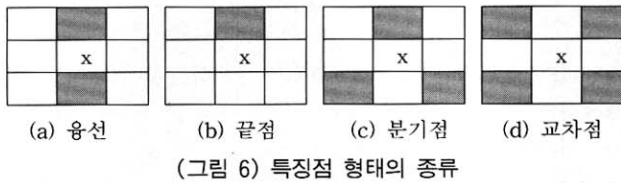


(그림 5) 좌제상문(224×288 지문 영상)의 전처리 결과

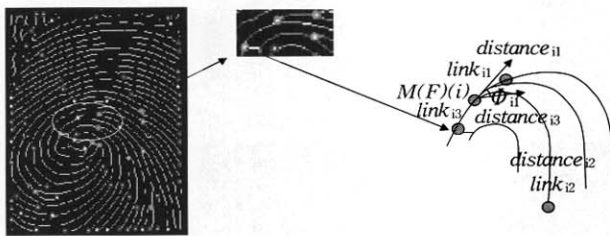
(그림 4)와 (그림 5)는 전처리 과정에서 얻어진 지문영상들이다. (a)는 입력영상이고, (b)는 각 블록의 주방향을 구한 영상, (c)는 주방향 평균화를 거친 영상, (d)는 라플라시안 필터링과 이진화 과정을 거친 영상, 그리고 (e)는 잡음(땀샘과 흰점 등) 제거후의 영상들이다.

2.2 특징 추출과 연결정보 획득

정확한 특징점 추출을 위해 세선화를 수행한다. 세선화 방법은 기존 논문에서 사용되어진 Zhang thinning을 사용 [9]하였다. 세선화후 두 화소 두께로 남아 있는 계단 현상은 이웃 8 화소들에 대한 패턴을 테이블에 저장하고 이를 비교하여 제거하였다. 한 화소 두께로 세선화된 영상에서 특징점을 찾는 것은 세선화를 수행하지 않고 특징점을 찾는 것보다 정확하고 쉽다. 특징점은 (그림 6)과 같이 3×3 블록내 용선의 수로 결정한다. 주위의 화소가 용선인 것이 2개일 때는 용선의 연장선으로 특징점이 아니며, 1개일 때는 끝점, 3개일 때는 분기점, 4개일 때는 교차점으로 처리하고 이중, 교차점은 잡음 특징점으로 간주하여 제거되고 끝점과 분기점만을 특징점으로 사용한다.



하나의 특징점에 연결된 이웃 특징점과의 연결 정보는 각각의 특징점에 도달할 때까지 용선을 추적, 추적된 거리(화소수)와 각도를 계산하여 구한다.



(그림 7) 지문의 특징점과 연결 특징점

(그림 7)은 분기점 $M(F)(i)$ 에 연결된 세 개의 이웃 특징점들을 보여준다. 연결된 이웃 특징점의 인덱스 $link_{11}$, $link_{12}$, $link_{13}$ 는 영상을 왼쪽 위부터 오른쪽 아래로 스캔하여 얻은 특징점의 일련번호이고, 거리는 이웃 특징점에 도달할 때까지 용선을 추적하면서 계산된 화소수로 그림에서는 $distance_{11}$, $distance_{12}$, $distance_{13}$ 이다. 또한 방향각 ϕ_{11} , ϕ_{12} , ϕ_{13} 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 제거하는데 이용되고, 둘째, 정합의 기준이 되는 기준 특징점 쌍 후보를 선택하는데 사용된다. 입력영상에서 추출된 하나의 특징점 정보구조는 <표 1> 같이 나타낼 수 있다.

<표 1> 특징점의 정보구조

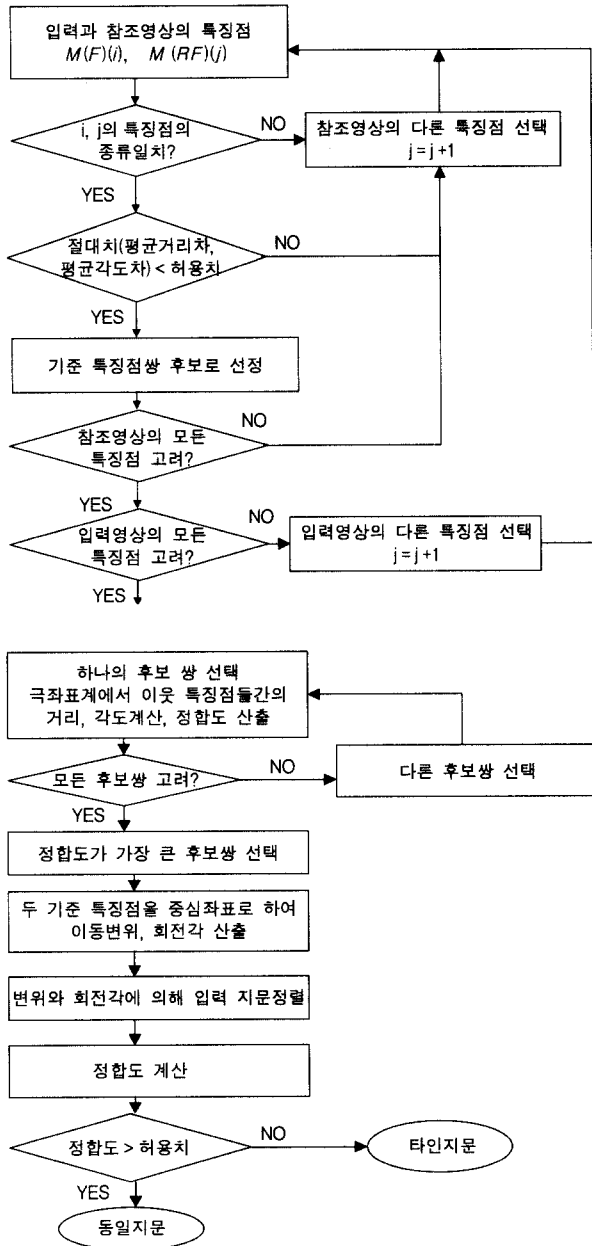
정보(integer)	내용	
x	특징점의 좌표(0~223)	
y	특징점의 좌표(0~287)	
종류(t)	1: 단점, 2: 용선, 3: 분기점, 4: 교차점	
용선 방향(θ)	소벨연산을 이용해 구한 용선의 방향	
연결정보	$count$	특징점에 연결된 연결수(종류)
	$link$ [4]	연결된 이웃 특징점의 인덱스
	$distance$ [4]	특징점간 거리
	ϕ [4]	두 특징점이 이루는 각도
$flag$	1: 잡음 특징점, 0: 특징점	

전처리 과정에서 일부 잡음이 제거되었지만, 지문의 품질이 나쁜 경우나, 세선화 과정 등으로 브릿지, 교차점, 짧은 단점, 짧은 분기 등이 형성될 수 있는데 이러한 잡음 특징점을 본 논문에서는 연결정보를 이용하여 제거한다. 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 제거한다. 또한 특징점들 여러 개가 아주 가깝게 위치하면 오인식 확률이 높아지고 정합시에도 방향각도에 대한 거리비가 작아 정확도가 떨어지므로 특징점 사이의 거리(7화소)를 구하여 제거한다.

2.3 연결정보를 이용한 지문인식

본 논문에서 제안하는 지문 정합 방법은 정렬기반 정합 방법으로, 특징점의 주변정보를 이용하여 기준좌표축으로 사용할 특징점 후보를 선정한다. 그리고 선정된 후보 각각에 대해 두 지문 특징점의 공간적 위치를 일치시킨 후 거리와 용선 방향이 허용치 이내인 특징점의 개수를 센다. 후보 중 일치하는 개수가 가장 많은 기준 특징점을 두 지문의 최종 기준좌표축으로 하며 이때의 이동변위와 방향각의 차이를 회전각으로 하여 두 지문을 정렬 후 지문의 일치 여부를 판단하게 된다. 기준 좌표축은 주변정보가 일치하는 하나의 특징점이 된다. 기존의 특징점 연결정보 추출방법 [11]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 두 개의 특징점을 잇는 직선이 기준좌표축이 된다. 둘째, 특징점의 종류를 기준좌표축 선정시 사용하지 않고 있다. 그러나 본 논문에서는 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 기존 방법보다 빠르고 정확한 구조적 정합을 가능하게 한다. (그림 8)은 본 논문에서 제안하는 기준 특징점 쌍 후보를 이용

한 정합 알고리즘의 흐름도이다.



(그림 8) 제안하는 알고리즘의 흐름도

2.3.1 기준 특징점 쌍 후보 선택

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 (2)와 같이 구한다. $count$ 는 연결수(특징점의 종류)를 나타내며 1(단점) 또는 3(분기점)이 된다.

$$FDist_{average} = \frac{1}{count} \sum_{n=1}^{count} distance[n] \quad (2)$$

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

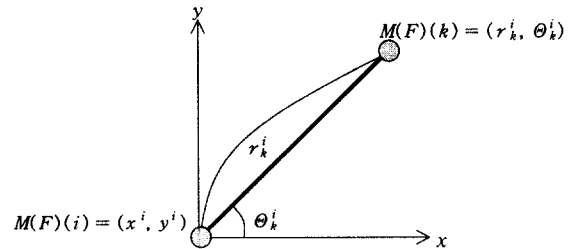
계산된 거리(화소수)와 방향각의 차이가 허용치 이내(실험에서 5, 6°)이면 두 지문의 주변 특징점 정보는 유사하다고 볼 수 있다. 따라서 이 둘을 기준 특징점 쌍 후보로 선정한다. 그러나 거리차이가 허용치를 벗어나거나, 거리차이(화소수)는 허용치 이내이나 각도 차이가 허용치를 초과하면 두 특징점의 주변 정보는 유사하다고 할 수 없으므로 참조지문의 다른 특징점과 비교를 계속하게 된다.

극좌표계에서의 정렬단계는 위에서 구한 기준 특징점 쌍 후보에 대해서 실시하게 된다. 선택된 기준 특징점 쌍 후보 중 실제 주변 특징점 환경이 같지 않은 특징점 쌍이 후보로 선택되는 경우가 있을 수 있는데 이는 이웃 특징점들 각각에 대한 위상관계의 반영이 없이 평균치를 취하기 때문이다. 하지만 이 경우에도 극좌표계에서의 점대점 비교 단계에서 정합도가 떨어져 동일지문으로 오인식되지는 않는다.

2.3.2 정합

지문은 획득 시의 피부 상태나 압력, 위치의 변화에 의해 비선형 왜곡이 발생, 같은 손가락 영상이라도 조금씩 다르게 된다. 따라서 이동이나, 회전등을 보정하기 위해 극좌표계[3,4]를 사용하는데, 2차원 극좌표계는 원점으로부터의 거리와 방위각에 의해 결정된다.

(그림 9)에서 $M(F)(i)$ 를 입력지문의 기준 특징점으로, $M(F)(k)$ 를 이웃 특징점이라 정의하면 $M(F)(k)$ 의 극좌표계에서의 위치는 식 (3)와 같이 거리 (r_k^i)와 각도 (θ_k^i)로 표시된다.



(그림 9) 극 좌표계에서 특징점사이의 거리와 각도

$$r_k^i = \sqrt{(x_k - x^i)^2 + (y_k - y^i)^2} \quad (3)$$

$$\theta_k^i = \tan^{-1} \left(\frac{y_k - y^i}{x_k - x^i} \right)$$

$(x^i, y^i)^T$: 기준 특징점 좌표, $(x_k, y_k)^T$: 이웃 특징점 좌표

기준 특징점 쌍 후보에 대해 극좌표계에서 이웃하는 특징점까지의 거리, 각도 차이가 일정한 허용치 이내(실험에서 5, 8°)이면 동일한 특징점으로 판단한다. 이렇게 입력영상에 존재하는 모든 이웃점들이 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

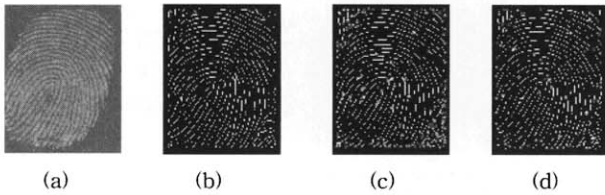
산출하여 입력지문의 특징패턴 들을 이동, 회전시키면 입력 지문의 특징점 들이 참조지문의 특징점 들과 정렬되어 비교할 수 있다. 정렬 후 지문 일치 여부를 식 (4)와 같이 계산하고, 동일지문 여부를 판정하게 된다.

$$M.C[i][j] = \sum_{k=1}^N \sum_{l=1}^M m_{kl} \quad (k \neq i, l \neq j) \quad (4)$$

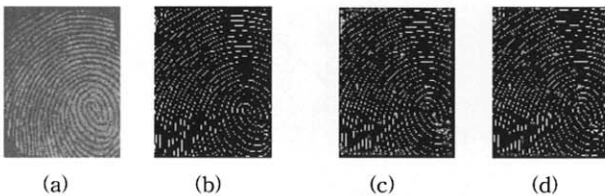
$M.C[i][j]$ 는 기준 특징점 쌍 후보 i, j 에 대한 정합수이며, m_{kl} 은 정렬된 두 지문의 i, j 를 중심으로 이웃 특징점까지의 거리와 각도차이가 허용치 이내이면 1이 된다.

3. 실험 결과

실험에서는 칩방식 지문 입력장치로부터 획득한 224×288 크기의 그레이 영상을 사용하였고 마이크로소프트의 Visual C++ 컴파일러를 이용하여 Windows XP 운영체제 환경 (1.70 GHz)에서 실험하였다. 사용된 지문은 500개의 영상으로, 임의의 회전과 이동, 압력의 변화 등을 통해 한명의 지문을 각기 다른 모양으로 5개씩 획득하였다.



(그림 10) 좌제상문의 세선화와 특징점 추출 과정



(그림 11) 와상문의 세선화와 특징점 추출 과정

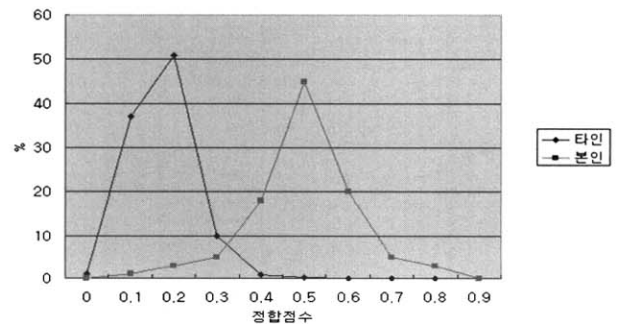
(그림 10)와 (그림 11)은 세선화에서 특징점 추출까지의 과정이다. (a)는 원영상이며, (b)는 (a)에 전처리 수행 후 세선화한 영상, (c)는 특징점 추출 후 영상, (d)는 잡음 특징점을 제거한 후의 영상이다. 지문 1개당 평균 특징점 개수는 38개였고, 이중 분기점이 평균 16개, 단점의 수가 평균 22개였다. 또한 기준 좌표축 후보의 평균 개수는 5개였다.

제안한 정합 알고리즘의 성능을 평가하기 위해 정합 점수 분포도(matching score distribution), FMR/FNMR 커브, ROC(Receiver Operating Characteristic) 커브[13] 등을 사용하였는데 영상은 한 손가락 당 5개의 지문을 가지는 100건의 지문샘플을 입력영상($F_{mn}(m = 1 \dots 100, n = 1 \dots 5)$)과 참조영상($RF_{m1}(m = 1 \dots 100, n = 1 \dots 4)$)으로 사용하였다.(그

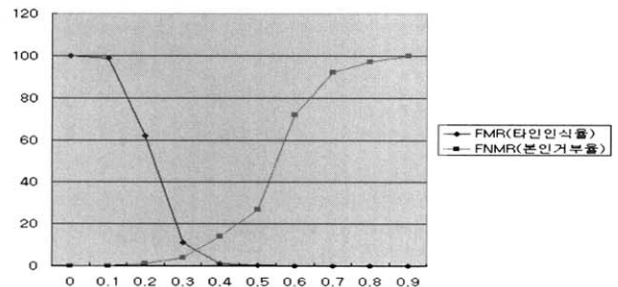
림 12)은 동일인의 지문과 타인의 지문을 비교한 정합 점수 분포도로 제안한 방법이 본인과 타인의 지문을 어떻게 분류하고 있는지를 보여준다. 먼저 참조지문 RF_{mn} 와 입력지문 $F_{mk}(n < k \leq 5)$ 를 비교하여, 일치되는 특징점수를 계산하여 본인정합점수(gms : Genuine Matching Score)로 하였고, 또한 참조지문 $RF_{m1}(m = 1 \dots 100)$ 과 다른 손가락의 지문 $F_{k1}(m < k \leq 100)$ 을 비교하여 타인정합점수(ims : Imposter matching score)로 하였다. 따라서 본인정합점수를 계산하기 위해 비교된 지문건수($NGRA$: Number of Genuine Recognition Attempts)는 총 1000건($((5 \times 4)/2) \times 100$)이며, 타인정합점수 계산을 위해 비교한 건수($NIRA$: Number of Imposter Recognition Attempts)는 총 4,950건($(100 \times 99)/2$)이 된다. x 축의 정합점수는 정규화된 특징점수이다. 본인정합의 경우 (그림 12)와 같이 시도된 총 1000건 중 73% 정도가 0.4~0.6 사이(평균 18개의 특징점이 일치)의 정합도를 가지고 있음을 알 수 있다. (그림 13)는 타인인식율(FMR : False Match Rate)과 본인거부율($FNMR$: False Nonmatch Rate) 커브이다. 이 커브는 정합 점수분포도로부터 얻어질 수 있는데, 식 (5)와 같이 타인인식율($FMR(t)$)는 $ims \geq t$ 의 경우의 비율을, 본인거부율($FNMR(t)$)는 $gms < t$ 의 경우의 비율을 말한다. $card$ 는 cardinality를 의미한다.

$$FMR(t) = \frac{\{card\ ims \mid ims \geq t\}}{NIRA} \quad (5)$$

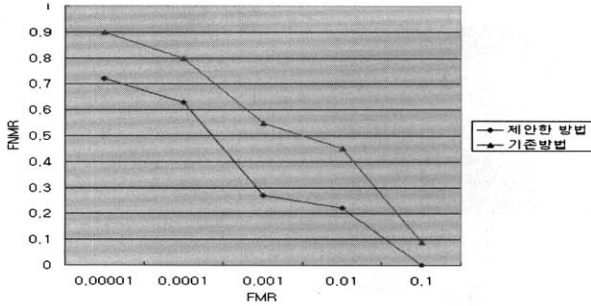
$$FNMR(t) = \frac{\{card\ gms \mid gms < t\}}{NGRA}$$



(그림 12) 정합 점수 분포도



(그림 13) FMR/FNMR 커브



(그림 14) ROC 커브

(그림 14)는 기존 방법[11]과 제안한 방법을 ROC 커브로 나타낸 것이다. ROC 커브는 정합임계치 t에 대한 본인거부율(FNMR(t))과 타인인식율(FMR(t)) 쌍을 좌표상에 표시한 것으로, 본인 거부율이 타인 인식율의 함수로 그려지게 되는데, 제안한 방법의 성능이 기존방법보다 개선되었음을 알 수 있다.

<표 2>는 기존 방법과 제안한 방법을 속도면에서 비교한 것으로, 지문영상을 읽어 지문영역을 배경과 분리하고, 이진화, 세션화, 의사 특징점 제거 등에 소요된 시간은 0.2초였다. 그리고 제안한 특징점의 주변정보를 이용하여 1개 지문의 정합에 소요된 평균 시간은 0.03초이다. 타인 인식율과 본인 거부율은 임계 정합도를 50%로 했을 때의 결과로, 이때의 본인 거부율의 대부분은 지문의 비선형 왜곡이 심해 특징점 주변 정보가 정확하게 처리되지 않았기 때문이다.

<표 2> 기존 정합 방법과의 성능 비교

구 분	기존 방법	제안 방법
특징추출 속도(초)	0.72	0.20
정합(초)	0.09	0.03
FMR	0.001	0.001
FNMR	0.54	0.27

<표 3>은 추출된 특징점의 종류와 기준 좌표축을 기존 방법과 비교한 것이다.

<표 3> 추출된 특징점의 종류와 기준 좌표축

구 분	기존 방법	제안 방법
평균 특징점수	53	38
분기점의 수	6	16
단점의 수	47	22
기준좌표축수	17.7	5
기준좌표축	동일 용선상에 존재하는 두개의 특징점을 잇는 직선	주변 정보가 일치하는 하나의 특징점

4. 결 론

본 논문에서는 특징점에 연결된 주변 정보를 이용, 타인

인식율을 줄여서 신뢰도를 향상시키고 정합 단계에서의 탐색 영역을 줄여 속도를 향상시키는 방법을 제안하였다. 기존 연구에서 많이 다루어진 정렬기반 특징점 정합 방법들은 회전과 이동에 대한 기준 좌표를 정하기 위해 넓은 탐색 범위에서 특징점 간의 비교를 수행하였고, 이로 인한 속도 저하 문제를 초래하였다. 본 논문에서는 탐색 범위를 줄이기 위해 특징점에 연결된 이웃 특징점까지의 모든 연결정보를 특징 추출시에 용선을 추적, 저장하고 이를 잡음 특징점 제거와 정합에 사용하였다. 실험결과 제안한 방법은 잡음 특징점을 줄여 신뢰도를 향상시키고 기준 좌표축 후보 수를 줄여 탐색범위를 줄임으로써 정합 속도 향상에 기여하였다. 향후에는 비선형 왜곡이 심해 주변정보가 훼손되거나 연결정보가 적은 지문들을 인식하기 위한 방법이 보완되어야 하고, 특징점 주변 정보의 평균값이 아닌 각각의 위상을 고려하는 보다 정밀한 구조적 정합을 위한 연구도 계속되어야 한다. 또한 전처리 과정에서도 용선의 회전, 회귀가 심한 코어 부분의 특징점들은 잡음이 심해 이용되지 못하는 경우가 많은데, 이를 보완하기 위해 라플라시안 필터를 포함한 영상 향상 기법의 보완 연구도 계속되어야 하겠다.

참 고 문 헌

- [1] K. Karu and A. K. Jain, "Fingerprint classification," Pattern Recognition, Vol.29, No.3, pp.389-404, 1996.
- [2] D. C. Douglas Hung, "Enhancement and Feature Purification of Fingerprint Images," Pattern Recognition, Vol. 26, No.11, pp.1661-1671, 1993.
- [3] Yuliang He, Jie Tian, Xiping Luo, Tanghui Zhang, "Image enhancement and minutiae matching in fingerprint verification" Pattern Recognition 24, pp.1-12, 2003.
- [4] A. K. Jain, Ruud Bolle, "On-Line Fingerprint Verification," IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol.19, No.4, pp.302-314, April, 1997.
- [5] A. K. Jain, L. Hong, S. Pankanti and R. Bolle, "An identity authentication system using fingerprints," Proc, IEEE, Vol. 85, pp.1365-1388, Sept., 1997.
- [6] D. K. Isenor and S. G. Zaky, "Fingerprint Identification Using Graph Matching," Pattern Recognition, Vol.19, No.2, pp.113-122, 1986.
- [7] "Application Briefs : Computer Graphics in the Detective Business," IEEE Computer and Applications, Vol.5, No.4., pp.14-17, April, 1985.
- [8] Kazuharu YAMATO, Yutaka HATA and Toshihide ASA-DA, "Laplacian Enhancement Techniques for Fingerprint Features," Asian Conference on Computer Vision, Osaka, Japan, pp.75-78, November, 1993.

- [9] 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.
- [10] 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, pp.1266-1276, November, 2000.
- [11] 김현철, 심재창, "동일 용선 상에 존재하는 특징점 간의 연결 정보를 이용한 지문인식", 한국정보과학회논문지, Vol.28, No.10, pp.764-772, 2001.
- [12] 이동재, 이상준, 김재희, "지역 일치를 이용한 지문 정합 방법", 대한전자공학회 하계 종합학술대회 논문지, Vol.24, No.1, pp. 195-198, 2001.
- [13] Dario Maio, Member, IEEE, Davide Maltoni, Faffaele Cappelli, J. L. Wayman and Anil K. Jain, "FVC2000 : Fingerprint Verification Competition," IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol.24, No.3, March, 2002.



차 정 희

e-mail : pelly@vision.ssu.ac.kr
 1983년 숭실대학교 전자계산학과(학사)
 1983년~1998년 신용보증기금 전산실 근무
 2001년 동국대 대학원 컴퓨터공학과(석사)
 2001년~현재 숭실대학교 컴퓨터학과 박사과정

관심분야 : 컴퓨터비전, 패턴인식, 생체인식, 가상현실, 3D 모델링 등



장 석 우

e-mail : swjang@kict.re.kr
 1995년 숭실대학교 전자계산학과(학사)
 1997년 숭실대학교 대학원 컴퓨터학과(석사)
 2000년 숭실대학교 대학원 컴퓨터학과(박사)
 2003년~현재 한국건설기술연구원 건설경영정보 연구부 건설 CALS 연구센터 선임연구원

관심분야 : 컴퓨터비전, 패턴인식, 생체인식, 동작이해, 비디오검색 등



김 계 영

e-mail : gykim@computing.soongsil.ac.kr
 1990년 숭실대학교 전자계산학과(학사)
 1992년 숭실대학교 대학원 컴퓨터학과(석사)
 1996년 숭실대학교 대학원 컴퓨터학과(박사)
 1996년~1997년 한국전자통신연구원(Post Doc.)

1997년~2001년 한국전력공사 전력연구원(선임연구원)
 2001년~현재 숭실대학교 컴퓨터학과 교수
 관심분야 : 컴퓨터비전, 패턴인식, 생체인식, 증강현실, 영상 및 신호처리 등



최 형 일

e-mail : hic@computing.soongsil.ac.kr
 1979년 연세대학교 전자공학과(학사)
 1982년 미시간대학교 전산공학과(석사)
 1987년 미시간대학교 전산공학과(박사)
 1987년~현재 숭실대학교 미디어학부 교수
 관심분야 : 컴퓨터비전, 패턴인식, 생체인식, 퍼지이론, 비디오검색, 인터페이스 에이전트 etc.