論文99-36S-2-9

클릭 구조를 이용한 지문 인식 알고리즘

(Fingerprint Recognition Algorithm using Clique)

安 都 成 *, 金 學 一 *

(Dosung Ahn and Hakil Kim)

요 약

정보화 시대에 있어 개인 인증 기술에 대한 요구는 날로 증가되고 있으며 그 중에서도 지문 인식 기술은 정확도, 수행 속도, 구현 비용 등 모든 평가 항목에 있어 가장 현실성 있는 수단으로 주목 받고 있다. 본 논문에서는 전산 환경에 적합하도록 무 잉크 방식의 압착 날인을 통하여 획득된 지문 영상을 이용한 온라인 지문 인식 시스템의 설계와 구현을 목표로 한다. 지문 인식은 크게 두 가지 과정으로 이루어 지며 이를 특징점 추출과 특징점 정합이라 한다. 본 논문에서는 이러한 과정 중에서 특징점 정합의 성능과 속도의 개선을 위한 새로운 알고리즘을 제안 한다. 특징점 정합 과정은 다시 정렬 기준점 선정 과정과 정렬 후 대응점 확인 과정이 있으며 정렬 과정의 최적화 여부가 전체 수행 속도에 미치는 영향이 가장 크게 된다. 제안된 정렬 기준점 선정 알고리즘은 탐색 공간의 최소화와 등록 지문과 입력 지문간의 비선형 왜곡에도 강인함을 보였다. 전체 시스템의 성능 검증을 위하여 체계적인 샘플링을 통하여 채취된 데이터 베이스를 이용하였다. 펜티엄 시스템에서 평균 정합 속도 1.55초를 기록하였으며, 0.05%의 FAR(False Acceptance Rate)에서 8.83%의 FRR(False Rejection Rate)의 오 인식율을 얻을 수 있었다.

Abstract

Recently, social requirements of personal identification techniques are rapidly expanding in a number of new application areas. Especially fingerprint recognition is the most important technology. Fingerprint recognition technologies are well established, proven, cost and legally accepted. Therefore, it has more spot lighted among the any other biometrics technologies. In this paper we propose a new on-line fingerprint recognition algorithm for non-inked type live scanner to fit their increasing of security level under the computing environment. Fingerprint recognition system consists of two distinct structural blocks: feature extraction and feature matching. The main topic in this paper focuses on the feature matching using the fingerprint minutiae (ridge ending and bifurcation). Minutiae matching is composed in the alignment stage and matching stage. Success of optimizing the alignment stage is the key of real-time (on-line) fingerprint recognition. Proposed alignment algorithm using clique shows the strength in the search space optimization and partially incomplete image. We make our own database to get the generality. Using the traditional statistical discriminant analysis, 0.05% false acceptance rate (FAR) at 8,83% false rejection rate (FRR) in 1.55 second average matching speed on a Pentium system have been achieved. This makes it possible to construct high performance fingerprint recognition system.

* 正會員, 仁荷大學校 工科大學 自動化 工學科

(Dept. of Automation Engineering, College of Engineering Inha University)

接受日字 : 1998年7月31日, 수정완료일 : 1998年11月9日

Ⅰ. 서 론

개인의 신체에 부수되어 있는 특징들을 정의하고 이를 이용하여 본인 여부를 판정하고자 하는 노력이 근래 폭발적인 증가 추세에 있다. 개인이 가진 특징량의

불변성과 유일성을 이용하는 신체 계측학에는 다양한 접근이 가능하며 이미 얼굴, 음성, 손 모양, 동공, 홍채, 필체, 혈관, 지문 등이 사용되고 있다. 이중에서도 지문이 사용의 편리함과 구현 장비의 저가, 소형화에 가장 부합하는 기법으로 평가 받고 있다. 이미 지문 인식은 이러한 장점을 바탕으로 백년 이상 사용되었으며 고전적인 의미의 지문 인식 작업은 범죄 수사나 경찰 업무등에서 이용되어 왔다. 그러나 수작업에 의한 지문 인식 과정은 매우 지루하고 많은 시간을 소요하며 비용 또한 많이 드는 단점을 가지고 있었다. 이러한 문제점들은 현재의 자동 지문 인식 시스템이 요구하는 사양과는 거리가 있다. 그림 1의 형태를 갖는 자동 지문 인식 시스템은 현재 범죄 수사, 접근 제어, 자동화된 금융 기기의 응용등에서 크게 주목 받고 있으며 자동차의 열쇠를 대체하거나 타인에 의한 이동 전화의 부정 사용 방지에 이르기까지 응용 범위를 급격히 확산시키고 있다. 본 논문에서는 이러한 컴퓨터를 이용한 온라인 지문 인식 기법의 속도 향상에 주안점을 두고 기존의 지문 인식 기법과 비교하여 적은 계산량으로 보다 높은 정확도를 확보하여 궁극적으로 지문 대조 시스템에 적합한 정합 알고리즘 개발을 목적으로 한다.

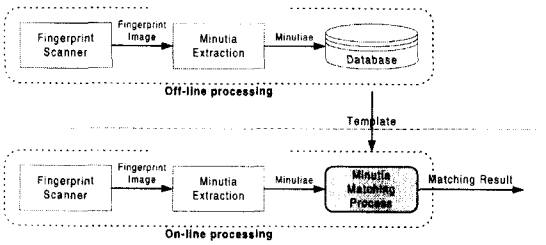


그림 1. 실시간 지문 인식 시스템 개요
Fig. 1. Overview of on-line fingerprint recognition system.

1. 지문 인식 작업의 분류

자동 지문 인식 (Fingerprint Recognition) 기법을 넓게 해석하면 크게 다음과 같은 작업들로 구분할 수 있다.

(1) 지문 획득 (Fingerprint Acquisition) : 어떻게 지문 영상을 획득할 것이며 이를 적절한 형태로 표현할 것인가를 과제로 한다. 500 DPI, 256계조도, 0.5×0.5이상의 면적을 획득하는 것이 근래 무 잉크 방식 입력기 규격의 기술적 표준으로 자리잡아가고 있다. 이로부터 추출한 특징점 좌표와 특징점의 종류, 방향이 자료 구조의 기본 형식으로 인식되고 있다[1]. 그러나 아직 완전히 자리잡은 국가 표준이나 국제 표준은 없는 것이 현실이다.

(2) 지문 대조 (Fingerprint Verification) : 주어진 두개의 지문이 동일인의 것인가를 판정하는 것. 주된 관점이 저가 소형의 중앙 처리 장치를 이용하여 구현하고자 하며 개발 노력이 가장 많이 집중되어 있는 분야이다. 특별히 낮은 FAR과 처리 속도를 주된 평가 척도로 하고 있다.

(3) 지문 검색 (Fingerprint Identification) : 기 추출되어 저장중인 지문 정보들로부터 질의 된 지문을 찾아내는 것. 흔히 범죄 수사에서 용의자를 탐색하는 등, 큰 탐색 공간에서 본인일 가능성이 높은 후보를 놓치지 않고 추천하는 방식으로서 낮은 FRR을 요구하게 된다. 일반적으로 추출된 후보 지문들에 대하여 전문가에 의한 최종 판정 과정에 들어가게 된다.

(4) 지문 분류 (Fingerprint Classification) : 지문의 형태를 이용한 분류법이 있으며 입력된 지문을 분류법에 맞도록 각각의 범주에 속하도록 하는 것을 말한다. 자동화된 대형 지문 검색 시스템에서 이러한 지문 분류 기능이 추가되어 탐색 공간을 축소하는 기능을 하게 된다. 수작업에 의한 분류법과 자동화된 기법이 일치하지는 않으며 일반적으로 자동 분류 기법은 5-6가지 범주로 구분하게 된다[2,5].

협의의 지문 인식 시스템은 방대하게 구축된 지문 정보의 데이터베이스와 주어진 지문 영상의 동일 여부를 판정하는 것이라 할 수 있다. 이는 다시 PIN (Personal Identification Number) 등을 이용한 일대 일 정합(One-to-One Matching, Fingerprint verification)과 일대 다 정합(One-to-Many Matching, Fingerprint Identification) 시스템으로 구분할 수 있는 것이다. 두 지문의 비교를 위한 정합 알고리즘은 모두 필요하지만 지문 검색 시스템에서는 특별히 복수의 후보들에 대한 등위(Scoring)를 설정하는 기법이 추가된다.

2. 지문 인식 기법의 분류

지문 인식 기법은 크게 세 가지의 개발 방향이 있었다. 첫 번째 기법으로 광학적 상관 기법을 이용한 방식으로 이는 수행속도의 우위를 가지고 있으나 구현을 위한 가격과 크기에 열세를 가지고 있다[3,4]. 두 번째 기법은 그림 2와 같이 융선의 방향성을 이용한

형판 정합(Template Matching) 이 있다. 이는 80년대 초반부터 90년대 초반까지 수행 속도의 이점과 구현의 용이함으로 많은 논문이 발표되었다[5,6,15]. 그러나 정밀한 인식 성능의 확보가 어렵고 저장하여야 하는 데이터의 크기가 커짐으로써 현재는 보조적인 수단으로 사용되고 있다. 마지막으로 근래 표준처럼 인식되고 있는 기법으로 특징점을 이용한 방식(Minutiae Matching)이 있다. 이는 다양한 영상 처리 기법을 동원하여 특징점을 추출하게 된다.

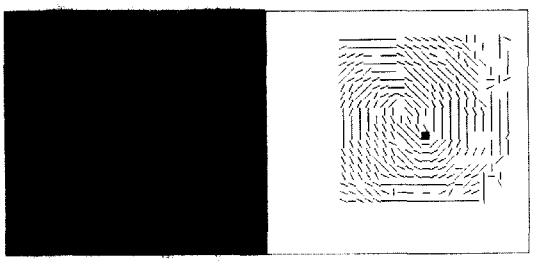


그림 2. 융선 방향 저장을 위한 지도 작성 결과
Fig. 2. Original Fingerprint Image and Direction Map.

본 논문에서는 특징점을 이용한 지문 정합 기법을 제안한다. 지문에 있어 특징점 (Minutia) 이란 그림 3과 같이 융선이 흐르다가 끝나는 점인 단점과 하나의 융선이 두개로 갈라지는 점인 분기점을 통칭하는 용어로서 사용되고 있다. 또한 특징점은 융선의 흐름이 가지고 있는 방향을 정의할 수 있다. 하나의 특징점은 식 (1)과 같이 네 개의 독립 변수로 정의할 수 있다.

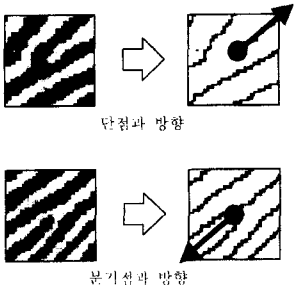


그림 3. 특징점의 종류와 방향
Fig. 3. Definition of Minutiae.

$$m = (x, y, \theta, T),$$

$x =$ x coordinate

$y =$ y coordinate (1)

$\theta =$ direction of min *utia*

$T = 0$: ending, 1 : bifurcation

특징점이 공간 내에 분포하는 형태가 각기 다르다는 점에서 개인의 특징량으로 정의할 수 있다. 특징점을 이용한 방법은 공간상에 분포하는 특징점간의 상대 위치의 유사성을 확인하는 방법이 근간이 된다. 두 지문 영상에서 추출된 특징점 정보들로부터 대응 위치에 특징점의 존재가 확인되면 두 특징점의 종류와 방향을 확인함으로써 최종적으로 이 특징점 쌍이 동일함을 확인하게 된다.

3. 지문 특징 정보 추출에 놓인 애로점

지문 영상은 기존의 영상처리에서 고려하게 되는 회전, 천이, 배율 변화, 왜곡 및 초점의 부정확이 발생하며, 사용자의 지문 상태에 따라 개별적으로 나타나는 상처, 건습, 마모 및 융선 간격의 다양성 등의 문제점들도 발생하게 된다. 이러한 외적 요인들을 모두 극복하고 유효한 수행 시간과 데이터의 크기 등을 만족하는 알고리즘을 확보하는 노력이 지난 연구의 대부분을 차지하고 있다. 데이터의 크기는 앞에서 정의한 특징점을 추출하고 기록하는 것이 가장 작은 저장 공간을 차지하는 것으로 인정되어 사용되고 있다. 반대로 그림 2와 같이 지문 융선의 흐름을 이용한 정합 방식에서는 지문 영역이 아닌 배경까지도 자료 구조에 저장되어야 하므로 데이터 저장 공간의 활용도가 낮게 되는 단점이 있다.

특징점 추출 성능의 평가 척도는 크게 3가지로 정의할 수 있으며 Maio와 Maltoni[7]는 다양한 방식에 의한 특징점 추출 성능의 비교를 수행하였다.

(1) 특징점 추출 누락 오류(Drop) : 영상내에 실제 특징점이 존재하지만 의사 특징점을 제거하는 과정에서 누락되는 경우.

(2) 의사 특징점 추출 오류(False) : 실제 특징점이 아니나 알고리즘상 특징점으로 인식하는 경우.

(3) 특징점 종류 변경 오류(Change) : 실제로 단점이지만 분기점으로 분류되거나 분기점이나 단점으로 분류되는 경우.

이러한 오류가 서로 다른 시점에 획득된 동일인의 지문에서 독립적으로 발생할 수 있으므로 누적된 오류가 인식율의 저하를 불러 일으키게 된다.

특징점의 좌표와 방향만으로 두 영상에서 대응쌍을 찾는 것은 매우 어려운 작업이므로 여러 개의 특징점을 군집화 하여 그룹 대 그룹의 정합 방식을 사용하였다[8,9]. 하나의 그룹을 구성하는 특징점들 사이의 거

리와 각도 등 기하학적 형태의 유사성을 비교하는 알고리즘을 제안하였다. 이 경우 시간 복잡도를 결정하는 요인이 특징점의 개수가 아닌 그룹의 구성을 위한 경우의 수가 된다.

4. 기존 연구

이 기돈[8]과 Isenor와 Zaky[9]는 MST(Minimal Spanning Tree)를 이용한 정합 방식을 제안 하였다. 주어진 모든 특징점을 연결하는 거리의 합이 최소가 되도록 트리를 정의하고 이때 유사한 분기 형태를 탐색함으로써 비교 수행하는 방법으로 논리적으로 이해하기 용이하며, 항상 일정한 결과를 얻을 수 있다. 특징점을 사용하는 기타의 방법들보다 연산 중 메모리 공간의 사용 크기 문제가 심각하지 않다는 장점을 가지고 있다. 그러나 그림 4에서 볼 수 있는 바와 같이 트리의 형태는 하나의 특징점이 누락 또는 첨가되는 경우 전체적인 형태는 바뀌게 된다. 즉, 단지 하나의 트리만 구성되므로 특징점의 누락과 의사 특징점의 삽입 등 변화의 예측이 어려운 단점이 있다. 지문 인식에 사용하는 경우에 있어서는 이론적 명료함에 반하여 다른 방법보다 많은 경험적 임계치가 사용된다.

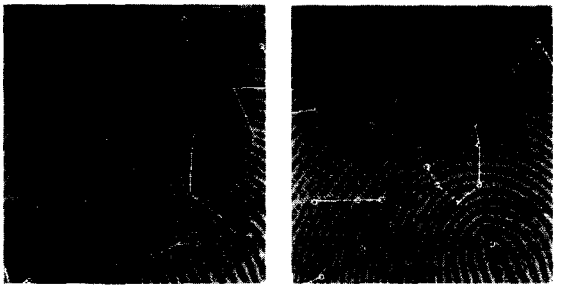


그림 4. MST 실시 및 정합 예
Fig. 4. Example of MST Algorithm.

Hoshino와 Asai [10]는 그림 5와 같이 하나의 특징점 을 선택하고 특징점의 방향을 기준으로 하는 사분면상에 존재하는 각 특징점을 택하여 다섯 개의 특징점을 하나의 그룹으로 하여 이와 유사한 그룹의 존재 여부를 다른 지문에서 탐색하는 국부 좌표계(Local Coordinate) 기법을 제안 하였다. 각 특징점을 기준으로 주변의 특징점들의 관계를 정의하여 사용하는 방법이다. 각 특징점을 그 자신을 중심 좌표로 하는 새로운 국부 좌표계를 정의하고 각 사분면상에 존재하는 가장 가까운 특징점의 거리, 각도 등을 이용하여 특허를 구현하였다. 장점으로는 국소영역만 남아있는 잔류 지문에서도 정합이 가능하며, 상대 위치가 변형된 지문(Wrapped Image)에서도 기타의 방법보다 우위를 갖는다. 단점으로는 기준 특징점의 방향이 조금만 회전된 경우에도 사분면상의 분포가 변할 수 있다. 또 다른 단점으로 자신과 주변의 4개를 이용할 경우, 정합 시 입력 지문에서 동일한 5개가 모두 추출될 확률(재현성)이 작아지게 된다. 재현성이 갖는 문제를 완화하기 위하여는 특징점들로 구성되는 그룹의 개수를 적절히 함으로써 의존성을 줄여야 한다. 가장 커다란 문제점은 동일한 그룹이라고 판단하고자 하는 경우 규칙이 정한 가능한 모든 경우의 조합에 대하여 검사하여야 하는 계산량이다.

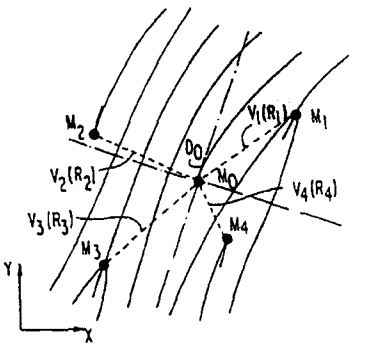


그림 5. Hoshino와 Asai 특허의 기본 개념
Fig. 5. Basic Concept of Hoshino and Asai.

Jain et al. [11]은 동적 프로그래밍 기법을 이용한 수정 거리 (Edit Distance)의 개념을 도입하였다. 이들은 비교 대상이 되는 두 지문의 회전 및 천이량을 계산하기 위한 보정량 계산 과정과 이후 두 지문 내에 존재하는 특징점들 사이의 대응점을 확인하기 위한 정합 과정을 구분하고자 하였다. 이들의 연구 결과에서는 보정을 위한 기준점 탐색하는 과정이 전체 수행 시간에서 차지하는 비중이 가장 크고 전체 인식율에서 미치는 영향도 가장 크다. 이러한 어려움이 발생하는 이유는 특징점 정보가 2차원 공간상에 분포하는 자료 구조이기 때문이며 적절한 방법을 동원하여 차원을 축소함으로써 목적한 바 검색 공간의 축소를 도모할 수 있을 것이다[12].

Ⅱ. 제안된 알고리즘

본 논문의 전개 및 실험 과정은 그림 6과 같다. 회전 및 천이량의 산출을 위한 정합의 기준점을 선정하

기 위하여 국부적인 특징점 분포 형태의 일치를 확인하기 위한 정렬 과정(Alignment Stage)을 통하여 영역 질의(Region Query)를 수행한다. 이후 좌표 변환 후의 대응 특징점 확인을 위한 과정으로 점 질의(Point Query)를 통한 정합 과정(Matching Stage)을 수행한다. 본 논문에서는 검색 공간을 축소할 수 있는 방법을 개발하고자 하며 특징점 추출 방식은 기본적으로 김 현의 연구 내용[13]을 사용하였다.

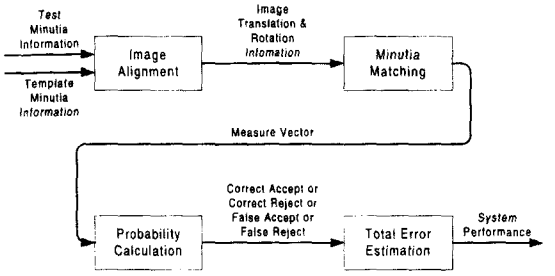


그림 6. 정합 및 평가 과정
Fig. 6. Matching and evaluation process.

1. 자료 형태 정의

지문 내에 존재하는 특징점의 분포는 2차원 공간 내에서 비 균등 분포(Non-uniform Distribution)를 갖는다. 이러한 특성은 일반적인 해쉬 기법(Hashing Method)이 부적절함을 알 수 있다[12].

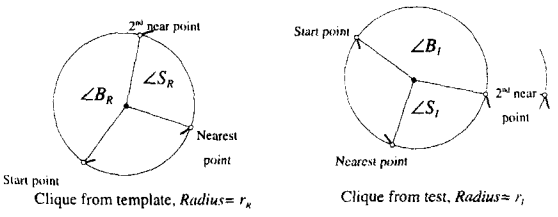


그림 7. 세 특징점을 이용한 외접원의 정보
Fig. 7. Geometry of 3 Minutiae Clique.

본 논문에서는 이러한 정렬의 기준점을 탐색하는 새로운 방법으로 식 (2)와 같이 세 개의 특징점을 조합하여 이들이 이루는 삼각형의 외접원을 구하고 이 반경을 탐색의 키로 사용한다. 그림 7에 보인 예와 같이 임의의 한 특징점을 시작점(Start Point)으로 하여 가장 가까운 유클리디안 거리(Euclidean Distance)를 갖는 특징점(Nearest Point)을 선택하고 두 번째 가까운 거리에 있는 특징점(2^{nd} Nearest Point)으로 표시한다. 이 외접원의 중심과 세 꼭지 점으로부터 세 개의 사이각을 계산할 수 있으며, 이를 이용하여 세 개의 특징점을 정렬한다. 가장 큰 사이각 $\angle B$와 $\angle B$와 시계방향으로 접하는 사이각 을 $\angle S$로 정의할 때, 정렬의 기준은 시계방향으로 $\angle B$의 시작점과 끝점, 그리고 나머지 한 점의 순서로 하며 그 첨자(Index)와 $\angle B$, $\angle S$를 기록하여 그들의 위상을 유지 한다.

본 논문에서는 이러한 세 점을 통하여 계산한 자료 구조를 한 개의 클릭(clique)이라고 표현하기로 한다. 정합 과정에서 회전된 클릭이 비교 대상으로 선정되었을 경우 특징점의 방향까지도 비교하기 위하여 시작점의 특징점 방향까지 기록함으로써 하나의 클릭에 대한 자료 구조를 완성한다.

$$x^2 + y^2 + Ax + By + C = 0$$

$$\text{외접원의 중심과 반경 : } center : \left(-\frac{A}{2}, -\frac{B}{2}\right) \quad (2)$$

$$radius : \frac{\sqrt{A^2 + B^2 - 4C}}{2}$$

2. 계산량

이러한 방식에 의해 구성된 클릭은 한 장의 지문에서 추출된 특징점의 전체 개수를 개라고 할 때, 자신을 제외한 k개의 특징점 중에서 2개를 선택하는 방법이 가능하므로 $n \times {}_kC_2$, $2 \le k \le n-1$로 정의할 수 있다. 최소 $n \times {}_2C_2 = n$개에서 최대 $n \times {}_{n-1}C_2 \cong n^3$개 까지 구성할 수 있다.

또한 등록 지문과 비교지문에서의 각 특징점의 개수를 n_R, n_I라 할 때, 이들로부터 생성된 각 클릭의 개수를 이용한 전수 비교(Blind search)의 수는 최소 $f(n_R, n_I) = O(n_R n_I)$번부터 최대 $f(n_R, n_I) = O(n_R^3 n_I^3)$ 번까지 가능하다.

본 알고리즘에서 높은 차수의 계산 복잡도(Computational Complexity)를 갖는 클릭방식을 택한 것은 다음과 같은 가능성을 가졌기 때문이다.

조합의 개수 측면에서 본 논문에서는 $k=2$인 경우는 모의 실험 과정에서 배제하고 각 특징점과 이웃한 5개의 특징점을 선택하는 $n \times {}_5C_2$개의 조합과 최대 경우의 수를 갖는 $n \times {}_{n-1}C_2$개를 이용하여 인식 성능의 차이를 비교 실험하였다.

논문에서는 경험칙에 의한 $k=5$를 선택하였고, 하나의 특징점으로부터 가장 가까운 거리에 있는 다섯 개의 특징점을 선택하는 방식을 사용하였다. 해석적이고 의미 있는 k의 설정과 n개의 특징점 중에서 효과

적인 k개를 선택하는 방법 또한 성능에 큰 영향을 미치는 요인이 된다.

3. 자료의 정리

언급된 대로 각 클릭은 적절한 키로서 정렬될 수 있다. 이러한 경우 사용 가능한 것으로는 외접원의 반경 또는 외접원의 내각, 삼각형의 가장 긴 변 등이 있을 수 있다. 본 논문에서는 상대적인 특징점 위치의 변화에 유연하게 대응할 수 있는 원의 반경을 정렬의 기준으로 사용하였다. 위와 같이 만들어진 클릭은 외접원의 반경을 기준으로 버킷 정렬 (Bucket Sort)의 배분 과정만을 단일 링크드 리스트로 구현한다. 클릭의 반경은 특징점이 추출되는 과정에서 항상 정확한 값을 재현하지 않는다. 그러므로 탐색 과정에서는 임계치를 설정하여 유사한 반경을 탐색하게 되므로 배분된 버킷을 완전히 정렬할 필요는 없다. 이 정렬 알고리즘은 사전에 자료 구조의 특성이나 키의 범위를 알아야 하는 점 때문에 엄밀히 일반적인 정렬 알고리즘과는 다르게 취급되나, 본 논문에 가장 부합하는 알고리즘이다. 버킷에 배분하기 위한 계산량은 단순히 $O(n)$으로 가능하기 때문이다.

이때의 메모리 요구량은 $O(n+k)$로 정렬 과정을 수행 할 수 있으며 사전 실험을 통하여 적절한 구간을 결정하는 최대 반경 r_{Max}를 선정하였다.

4. 클릭 탐색

유사한 클릭을 찾아가는 과정은 여러 가지 항목을 비교하게 된다. 하지만 초기부터 비교 대상을 대폭적으로 감소시켜 나가는 방법이 효율적이라 할 것이다. 본 연구에서는 외접원의 반경을 기준으로 클릭을 정렬하였다. 세 점이 이루는 삼각형의 외접원은 유일하며, 이들이 아주 심한 예각 삼각형을 이루지만 않는다면 세 점의 상대 위치가 약간 변하여도, 외접원의 반경에 미치는 영향은 미미하기 때문이다.

등록 지문에서 구한 클릭들 중에서 i번째 것과 비교를 위하여 입력된 지문에서 구한 j번째 클릭을 이용하여 두 클릭 사이의 유사성을 검사하기 위하여 다음의 절차를 갖는다 : 외접원의 반경 검사, 사이각 검사, 특징점 각도 비교.

Step1 : 외접원의 반경 검사

식 (3)을 이용하여 외접원의 반경 r에 대하여 상대적인 크기의 차이 Δr_P^{ij}와 절대적인 크기의 차이 Δr_R^{ij}를 검사할 수 있다. 이미 각 지문에서 생성된 클릭들이 반경에 의하여 정렬되어 있는 경우 탐색 범위를 크게 축소할 수 있다.

$$\Delta r_P^{ij} = \frac{|r_R^i - r_I^j|}{Max(r_R^i, r_I^j)}$$
$$\Delta r_A^{ij} = |r_R^i - r_I^j| \tag{3}$$

Step2 : 사이각 검사

Step1의 과정을 통과한 클릭 쌍은 식 (4)를 이용하여 이미 생성시에 정렬된 바와 같이 가장 큰 사이각의 차이($\Delta\angle B^{ij}$)를 먼저 검사 하고 다음의 사이각 ($\Delta\angle S^{ij}$)을 검사하는 절차를 갖는다. 만약 정렬되지 않은 사이각 3개가 있다면 두 클릭상의 내각을 비교하기 위하여 매 클릭 비교시 9회의 검사를 하여야 하지만 제안된 과정은 최초 생성시에 한번의 정렬로 이후 다음과 같이 2회의 검사만으로 사이각의 관계를 판단할 수 있다. 이는 유사한 반경의 클릭이 많이 나와 Step2를 수행하는 회수가 많아질수록 계산량을 급격히 감소 시키는 장점이 있다.

$$\Delta\angle B^{ij} = |\angle B_R^i - \angle B_I^j|$$
$$\Delta\angle S^{ij} = |\angle S_R^i - \angle S_I^j| \tag{4}$$

정삼각형 또는 이등변 삼각형의 경우 비교 순서를 결정할 수 없으나 이는 무시할 수 있는 빈도를 갖게 되므로 특별한 고려를 않는다.

Step3 : 특징점 각도 비교

하나의 클릭에는 세 개의 특징점이 있으며 이들은 각기 특징점 방향을 가지고 있다. 그들의 위상관계가 정의되어 있으므로 식 (5)와 같이 특징점 방향차 $\Delta\phi^{ij}$의 비교만으로 일치 여부를 확인할 수 있다.

$$\Delta\phi^{ij}(\text{Start point}) = |\phi_R^i(\text{Start point}) - \phi_I^j(\text{Start point})|$$
$$\Delta\phi^{ij}(2^{\text{nd}}\text{ nearest point}) = |\phi_R^i(2^{\text{nd}}\text{ nearest point}) - \phi_I^j(2^{\text{nd}}\text{ nearest point})|$$
$$\Delta\phi^{ij}(\text{Nearest point}) = |\phi_R^i(\text{Nearest point}) - \phi_I^j(\text{Nearest point})| \tag{5}$$

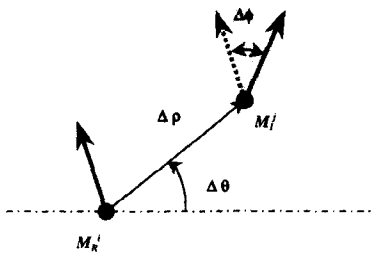
Ⅲ. 지문 정합 및 판별 분석

위의 세 과정을 통하여 두 지문 간의 동일 영역을 찾기 위한 대응 클릭 탐색 과정이 수행되면 일치하는 두개의 클릭을 선택할 수 있다. 이로부터 두 지문 영

상간의 회전 및 천이량을 알 수 있다. 입력 지문으로부터 얻은 특징점 좌표와 특징점의 방향을 좌표 변환하여 등록 지문의 좌표계와 일치 시키면 나머지 특징점들의 대응 관계도 쉽게 확인할 수 있다. 두 지문을 동일한 좌표로 회전 및 천이 시키면 중첩된 두 지문으로부터 대응 특징점들을 찾는 정합 과정(Matching Stage)을 수행한다. 이 결과로부터 동일 지문 여부를 판정하기 위하여 단계별 판별 분석(Stepwise Discriminant Analysis) 이론을 이용한다. 단계별 판별 분석를 이용하여 본인 여부 판정에 도움이 되는 변수로 설정된 네개의 측도는 특징점 정합율(crate), 이미지 회전각 평균(m_cmnr), 특징점 일치 개수에 대한 표준 편차(s_hit), 융선의 방향성 정합율(drate)등이 선택되었다.

1. 특징점 정합율

좌표 변환의 결과 중첩된 영상에서 대응하는 특징점들간의 좌표가 일치하는 것은 아니다. 그러므로 그림 8의 예시와 같이 등록 지문내의 특징점 M_R^i의 대응점 M_I^j와의 유사도를 측정하기 위하여 두 특징점이 갖는 방향들의 차인 $\Delta\phi$와 중첩된 좌표계 내에서 두 특징점 간의 거리 $\Delta\rho$에 대한 임계치를 설정한다. 이러한 임계치들을 통과한 두 특징점 쌍에 대하여 대응 특징점을 찾았다고 표현한다. 이러한 대응 특징점의 개수가 많을수록 두 지문은 일치한다 할 수 있을 것이다. 그러나 특징점을 추출하는 과정에서 특징점의 추출 누락, 종류 변경 및 의사 특징점 추출의 세가지 오류가 존재하게 되므로 식 (6)에서 구하는 정합율은 100% 일치하기 어려우며 또한 같은 손가락을 두번 찍는다 하더라도 서로 일치하지 않는 영역이 획득되는 경우까지 존재하게 된다.



M_R^i: 등록 지문의 i번째 특징점의 좌표와 방향
M_I^j: 비교 지문의 j번째 특징점의 좌표와 방향

그림 8. 특징점 일치 판정 기준 항목
Fig. 8. Matched Minutiae Decision Criteria.

$$crate(\%) = \frac{A \times 2}{B + C} \times 100$$

A: 대응특징점의개수

B: 등록지문내의특징점의개수

C: 입력지문내의특징점의개수 (6)

2. 이미지 회전각 평균

앞에서 정의한 클릭 탐색 과정은 본인 : 본인의 비교에 있어 많은 대응 클릭을 찾을 수 있다. 이때 얻어진 회전과 천이량에 대한 정보 중에서 천이량은 본인 : 본인의 비교시에도 큰 천이가 발생함을 알 수 있다. 그러나 회전각은 고의에 의하지 않고서는 크지 않음을 알 수 있다. 그러나 본인 : 타인의 비교시에는 유사하게 생긴 클릭을 찾기만 하면 되므로 이미지 회전각의 평균값이 큰 것을 알 수 있었다.

3. 특징점 일치 개수에 대한 표준 편차

앞에서 정의한 클릭탐색 과정은 본인 : 본인의 비교에 있어 많은 대응 클릭을 찾을 수 있다. 물론 이러한 경우는 본인 : 타인이라도 서로 특징점을 많이 가지고 있을 경우도 가능할 것이다. 그러나 좌표 변환을 수행하고 특징점 정합을 실시하면 이때 나오는 대응 특징점의 개수들에 대한 평균과 분산은 본인 : 본인의 비교라면 높은 평균과 낮은 분산을 가질 것이고, 본인 : 타인의 비교에서는 낮은 평균과 높은 분산을 나타낼 것이다. 사전 조사 결과 이러한 평균, 보다는 분산 항목이 높은 변별력을 나타내었으므로 본 논문에서는 식 (7)의 표준 편차를 측도 벡터에 포함하였다.

$s_hit = STDEV(A_n)$

A_n: 매 좌표변화 후 일치되는 대응특징점의개수에대한 *column vector* (7)

4. 융선의 방향성 정합율

NIST 데이터베이스 14번[14]에서는FBI에서 잉크를 이용하여 회전 날인하여 채취된 지문을 1.664"×1.536"의 넓은 영역을 스캐닝하여 사용하고 있음에 비하여 대부분의 무잉크 입력 방식의 지문영상은 채취되는 지문 영상의 크기가 작다. 이는 본인임을 확인하기 위한 충분한 특징점의 개수를 확보하기 어려움을 나타내며 보조적인 수단으로 지문 융선의 정합율을 필요로 한다.

두 지문이 가진 회전과 천이량을 보상하게 되면 두 지문의 중첩이 가능하게 된다. 식 (9)와 같이 융선의

방향성 정합율 계산은 동일한 방향 값이 대응될 때 가중치를 1로 하고, 방향 값이 서로 유사할 때 0.5을 주었다. 그러므로 동일한 방향값을 모두 가지고 있는 이상적인 경우라면 100% 일치할 것이다. 유사한 경우 0.5의 가중치를 사용한 것은 지문 융선의 방향 결정 과정에서 양자화 되었고, 이것을 좌표 변환 하는 과정에서도 오차를 수반하기 때문이다[15].

$$drate(\%) = \frac{\sum f(D_R(i,j), D_I(i',j'))}{\text{등록지문영역} \bigcap \text{입력지문영역}} \times 100 \quad (8)$$

if same direction $f(D_R(i,j), D_I(i',j')) = 1$

else if ~ilar direction $f(D_R(i,j), D_I(i',j')) = 0.5$ (9)

else $f(D_R(i,j), D_I(i',j')) = 0$

5. 판별 분석

만약, 입력된 지문과 등록 지문이 동일인의 것이라면 두 지문에서 구한 측도들은 훈련 과정에서 얻은 값들과 오차를 최소화 하는 방향으로 나타날 것이다. 이러한 여러 값들은 두 지문이 같은 사람의 지문인지의 여부를 나타내줄 수 있지만 그 차원이 복잡할 경우 쉽게 판단하기 힘들다.

이러한 판별 분석은 크게 훈련 과정과 실험 과정으로 나눌 수 있다.

훈련과정에서는 본인 : 본인 비교에서 구한 다차원 정보로부터 다차원 분포를 형성하고 본인 : 타인 비교에서 구한 다차원 정보를 이용하여 또 하나의 다차원 분포를 구성한다.

실험과정에서는 본인 여부 판정을 위해 새로 입력된 지문에서 구한 다차원 정보로부터 이 정보가 본인 : 본인의 비교에서 나왔을 확률과 본인 : 타인 비교에서 나왔을 확률을 비교해 의사결정을 한다.

p개의 측도에 대해 아래와 같은 기호를 사용하도록 한다.

X_{ij} : 본인 : 본인의 j번째 이미지 쌍에서 구한 i번째 측도 값, $i = 1, \cdots, p, j = 1, \cdots, n_1$

Y_{ik} : 본인 : 타인의 k번째 이미지 쌍에서 구한 i번째 측도 값, $i = 1, \cdots, p, j = 1, \cdots, n_2$

Z_i : 본인 여부 판정을 위해 입력된 지문과 등록지문 쌍에서 구한 i번째 측도 값

p : 측도의 개수

n_1 : 학습 집단(Training Data Set)에서 본인 : 본인의 자료개수

n_2 : 학습 집단에서 본인 : 타인의 자료개수

$\overline{X_i}$: 본인 : 본인 비교시 i번째 측도 값의 평균, $\overline{X}$: ($\overline{X_1}$, $\overline{X_2}, \cdots, \overline{X_p}$)

$\overline{Y_i}$: 본인 : 타인 비교시 i번째 측도 값의 평균, $\overline{Y}$: ($\overline{Y_1}$, $\overline{Y_2}, \cdots, \overline{Y_p}$)

$\sum_X$: 본인 : 본인 비교시 측도 값들에 대한 분산-공분 산 행렬

$\sum_Y$: 본인 : 타인 비교시 측도 값들에 대한 분산-공분산 행렬

만약, X_{ij}의 분포와 Y_{ik}의 분포가 p차원 공간에서 서로 겹치지 않는다면 오 인식 확률은 거의 없을 것이다. 하지만, 불행히도 겹치는 구간이 생긴다면 이 구간에 포함되는 자료에 대해서 옳은 판정은 불가능하게 된다. 그림 9는 본인 : 본인, 본인 : 타인 비교시 특징점 정합율(*crate*), 융선 방향성 정합율(*drate*), 특징점이 최대로 일치했을 때의 이미지 회전 각(*m_cmnr*)의 3차원 산점도이다. 본인 : 본인 결과와 본인 : 타인의 결과가 거의 직각을 이루고 있고 두 집단이 분포된 영역을 어느 정도 구별할 수 있다. 학습 과정에서 분포된 영역을 구분하는 판별 함수(Discriminant Function)를 만들고 본인 판정을 원하는 새로운 지문이 입력되었을 때 입력지문과 등록지문 쌍에서 구한 p개의 측도가 판별함수를 기준으로 어느 쪽에 있는가를 판별하는 것이 판별 분석(Discriminant Analysis) 이다.

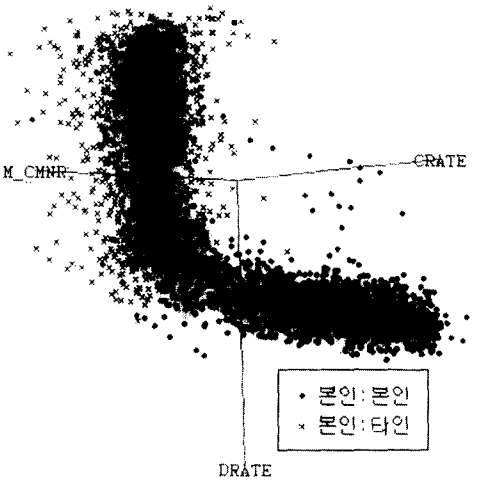


그림 9. 3차원 산점도
Fig. 9. 3D Display in Feature Space.

그림 9에서 본인 : 타인 영역에 본인 : 본인의 결과

가 군데군데에 섞여 있는데 이러한 경우는 FR(False Rejection)을 일으키게 된다. 반대의 경우에는 FA (False Acceptance)를 일으키게 된다. 이렇게 분포가 겹치는 구간이 발생하는 원인은 여러 가지가 있을 수 있으나 가장 큰 원인은 아래와 같이 구분된다.

본인 : 본인 비교시

1) 지문 원화상의 화질이 좋지않은 경우

2) 등록지문과 대조지문사이의 공통영역이 작게 나타날 경우

3) 원 지문에 특징점 개수가 아주 작은 경우

본인 : 타인 비교시

4) 지문 원화상의 화질이 좋지않은 경우

5) 등록지문과 대조지문에서 추출한 정보가 아주 유사한 경우

참고로 1), 2), 4)의 경우와 같이 사용자로부터 발생하는 시스템 외적인 오류(Non-System Error)에 대하여도 정확히 정의하여야 실제 알고리즘의 성능을 평가할 수 있다는 인식이 필요할 것이다. 이러한 부분을 고려한 생체 인식 시스템 성능 평가 기준 설정 작업이 별도로 진행되어야 할 것이다.

아래의 식 (10), (11)은 본인판정을 위해 입력된 지문으로부터 계산된 p개의 측도로 본인 : 본인 분포와의 일반화 제곱거리와 본인 : 타인 분포와의 일반화 제곱거리다.

$$D_X^2(Z)=(Z-\overline{X})'\sum_X^{-1}(Z-\overline{X})+\ln|\sum_X|-2\ln PRIOR_X \quad (10)$$

$$D_Y^2(Z)=(Z-\overline{Y})'\sum_Y^{-1}(Z-\overline{Y})+\ln|\sum_Y|-2\ln PRIOR_Y \quad (11)$$

여기서, $PRIOR_X$는 입력된 지문이 본인일 사전 확률(prior probability)이고 $PRIOR_Y$는 타인일 사전 확률이다.

위의 일반화 제곱 거리로부터 본인일 사후 확률(posterior probability)과 타인일 사후 확률은 식 (12), (13)으로 계산된다.

$$\Pr(X|Z=z)=\frac{\exp(-.5D_X^2(Z))}{\exp(-.5D_X^2(Z))+\exp(0.5D_Y^2(Z))} \quad (12)$$

$$\Pr(Y|Z=z)=\frac{\exp(-.5D_Y^2(Z))}{\exp(-.5D_X^2(Z))+\exp(0.5D_Y^2(Z))} \quad (13)$$

이 지문 시스템이 편의성 보다는 보안을 요구하는 시스템이라면 $\Pr(X|Z=z)$에서 1에 가까운 c를 사용할 수 있고 편의성을 요구할 때에는 c를 작은 값을 취하면 된다. c가 0.5일 때 총 오 인식율(FRR+FAR)은 최소화 된다.

Ⅳ. 실험 결과

웨이브렛 스칼라 양자화(Wevelet Scala Quantization)기법을 이용하여 손실 압축(Lossy Compression)되어 있는 NIST 데이터베이스 14번에 수록된 지문은 영상의 계조도가 너무 흐리거나 변형이 심한 지문들도 의도적으로 포함되어 있어 특징점 추출 과정에서부터 많은 오류를 포함하고 있었다.

본 논문에서는 Pantech Media사(한국)의 프리즘 방식을 이용한 무 잉크 압착 날인 방식의 지문 입력기를 사용하여 채취된 200명, 1인 당 1개 손가락, 1개 손가락 당 5장으로 총 1000장의 지문 영상을 실험 대상으로 하였다. 입력기의 규격은 사다리꼴 왜곡(Trapezoidal Distortion)이 존재하는 약 660DPI의 공간 분해능(Spatial Resolution)을 갖는, 256계조도, 가로 288화소, 세로 352화소의 입력 창 크기를 가지고 있다. 이 지문 데이터베이스는 비-표집 오차(Non-sampling Error)를 최소화 하려는 목적에서 1990년에 발표된 1989년 인구 주택 총 조사 결과와 고용 구조 통계 조사 보고서(경제기획원 조사통계국)를 근거로 경인 지역에서 연령, 성별과 직업에 대한 비례로 모집단을 추출 하였다.

이를 바탕으로 지문의 품질과 직업, 나이에는 많은 상관 관계가 있으며, 성별과는 무관하다는 결과를 얻을 수 있었다. 이는 곧, 사용 대상에 따라 지문 인식 알고리즘의 성능이 달리 평가될 수 있음을 이야기해준다.

측도 구성 : 단계별 판별 분석 기법을 이용하여 본인여부 판정에 도움이 되는 변수로 특징점 정합율(*crate*), 이미지 회전각 평균(*m_cmnr*), 특징점 일치 개수에 대한 표준편차(*s_hit*), 융선의 방향성 정합율(*drate*) 등이 선택되었다. 물론, 이 밖에도 여러 측도의 추가를 고려해 보았으나 설명력의 증가가 이루어지질 않아 위의4개의 측도로 판별식을 구성하였다. 여기서, *crate*와 *drate*는 본인 : 본인의 경우 100%에 가까운 값을 얻을 수 있을 것이고 본인 : 타인의 경우는 작은 어떤 값을 가질 것이다. 본인 : 타인의 경우, 우연한 결과로 특징점이 일치하고 방향성이 일치했더라도 여러 개의 클릭에 의한 이미지 회전각(*c_mnr*)과

회전 시 마다 일치하는 특징점 개수의 표준편차(*s_hit*)는 본인 : 본인의 경우보다 커질 것이다.

아래의 표 1은 측도의 구성에 따른 오 인식율의 변화이다. 표 1에서 확인할 수 있듯이 측도가 많아지면 본인 : 본인 대조에서 오인식을 일으킨 경우가 작아지는 반면 본인 : 타인에서 본인으로 인식하는 오류가 늘어남을 알 수 있다. 본 논문에서는 오 인식율을 변화를 고려해 *crate, drate, m_cmnr, s_hit*의4개로 측도를 구성하였다.

표 1. 측도의 구성에 따른 오 인식율의 변화
Table 1. Errors under Various Combination of Selected Measure.

측도	본인 : 본인 오 인식율	본인 : 타인 오 인식율
crate, drate	20.64 (%)	0.03 (%)
crate, drate, m_cmnr, s_hit	9.68 (%)	0.11 (%)
crate, drate, m_cmnr, s_hit, m_hit	8.79 (%)	0.14 (%)

본인 : 본인, 본인 : 타인의 실험에서 구한4개의 측도에 대한 통계량은 다음과 같다.

$\overline{X}$: 본인 : 본인 대조에서 구한4개의 측도, (*crate, m_cmnr, s_hit, drate*) 평균

$\overline{Y}$: 본인 : 타인 대조에서 구한4개의 측도, (*crate, m_cmnr, s_hit, drate*) 평균

$$\Sigma_X = \begin{pmatrix} 197.303 & -35.8781 & -4.3752 & 41.113 \\ -35.878 & 12.9034 & 1.33249 & -9.720 \\ -4.375 & 1.3325 & 0.46026 & -1.713 \\ 41.113 & -9.7199 & -1.71338 & 32.411 \end{pmatrix} :$$

본인 : 본인의 분산-공분산 행렬

$$\Sigma_Y = \begin{pmatrix} 51.786 & 19.6004 & 1.44494 & 46.579 \\ 19.600 & 38.4585 & 0.52572 & 43.058 \\ 1.445 & 0.5257 & 0.10683 & 1.657 \\ 46.579 & 43.0579 & 1.65712 & 461.078 \end{pmatrix} :$$

본인 : 타인의 분산-공분산 행렬

본 실험에서는 개인별로 5장의 지문이 있으므로 본인 : 본인에는 1장을 등록 지문으로 사용하고 4장의 지문을 비교 지문으로 하여 총 800회의 본인 비교가 가능하다. 본인 : 타인의 비교에서는 1장의 지문에 199명이 총 5회씩 의 비교가 가능하지만 이는 통계적으로 의미가 없으므로 임의로 2개를 골라 수행하였다. 그러나 채취된 지문 데이터베이스 중에서 기기 오 조작으로 인한 불완전 영상이 채취된 것이 있어 실험 대상에서 제거된 영상도 있다. 이로써 최종적인 실험 회수는 본인 : 본인 712회, 본인 : 타인 79600회가 사용 되었다. 이로부터 $PRIOR_X$와 $PRIOR_Y$는 입력지문이 본일일 사전 확률과 타인일 사전 확률로 각각0.008868, 1-0.008868을 사용했다.

그림 10에서 이러한 실험 과정을 바탕으로 한 결과예를 보여 주고 있다. 동일인의 지문으로부터 융선의 방향성과 특징점을 추출하였으며, 최종적으로 회전 및 천이의 기준점으로부터 방사형으로 두 지문간의 대응 특징점의 위치를 보여주고 있다.

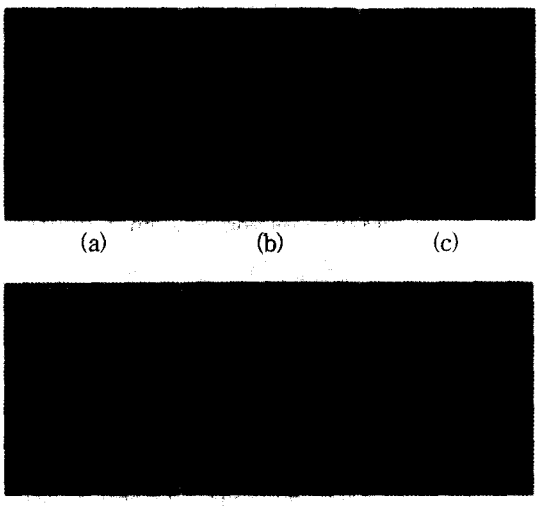


그림 10. Pantech Media사의 입력기를 통하여 얻은 지문 영상에 대한 실험 결과
(a) 등록 지문의 원화상과 융선 방향의 중첩 결과 (b) 등록 지문의 세선화 결과와 특징점 중첩 결과 (c) 등록 지문의 정합 결과 와 대응 쌍 표시 (d) 비교 지문의 원화상과 융선 방향의 중첩 결과 (e) 비교 지문의 세선화 결과와 특징점 중첩 결과 (f) 비교 지문의 정합 결과 와 대응 쌍 표시

Fig. 10. Experimental Result Image from Pantech Medias Device.
(a) Superimpose of Original Image and Direction Map of Reference Image (b) Superimpose of Thinned Image and Detected Minutiae of Reference Image (c) Matching Result and Mated Minutiae of Reference Image (d) Superimpose of Original Image and Direction Map of Input Image (e) Superimpose of Thinned Image and Detected Minutiae of Input Image (f) Matching Result and Mated Minutiae of Input Image.

수행 시간 및 최종 인식율은 표 2와 같다. 실험은

IBM-PC(Intel Pentium 75MHz)와 Windows95환경에서 C언어를 이용하여 수행되었으며, Visual C++의 PROFILER를 통하여 계측된 수행 시간이다. 또한 통계처리를 위하여는 SAS를 이용하였다.

표 2. 실험 방식에 따른 수행 속도 및 인식율 결과

Table 2. Runtime and Error Rates.

실험 방식	평균 특징 추출 시간	평균 지문 정합 시간	FRR	FAR
$n \times {}_5C_2 10n$	1.9 초	40.05 초	9.68 (%)	0.11 (%)
$n \times {}_{n-1}C_2 = \frac{1}{2} n(n-1)(n-2)$	1.9 초	1.55 초	8.83 (%)	0.05 (%)

실험 결과를 요약하면 두 방식 사이에서 오 인식율의 차이가 있는 것으로 나오나 본 실험에 사용된 데이터베이스의 규모가 비교적 작기 때문이며 대규모 실험에서는 그 차이가 크지 않을 것으로 예상할 수 있다. 오히려 수행 속도는 기하 급수적으로 증가하므로 굳이 큰 메모리를 사용하면서 모든 경우의 수를 클릭으로 조합할 필요가 없음을 증명하고 있다.

V. 결 론

본 논문에서는 지문 정합을 위한 좌표 기준점을 찾아가는 과정인 정렬 단계에서 계산 복잡도와 강인성을 크게 개선할 수 있는 클릭을 이용한 정렬 기법을 새로이 제안하였다. 제안하는 기법은 기본적으로 맹목적 탐색(Blind Search)에 의존할 수 밖에 없는 정렬 과정을 위하여 기준점을 확인할 수 있는 최소 정보인 면 정보를 구성하기 위하여 세 개의 특징점을 그룹화하여 사용하였다. 이를 통하여 낮은 FAR이 주는 의미는 근래 주목 받고 있는 지문 대조 시스템(Fingerprint Verification)에의 응용 가능성을 확인할 수 있었으며, 다소 높아 보이는 FRR도 사용자의 초기 사용 미숙으로 인한 자세의 불량이나 보다 유연한 기기의 사용자 인터페이스의 개선을 통하여 시스템 외적 오류(Non-System Error)를 개선하면 충분한 응용이 가능할 것이다.

실제적인 생체 인식 시스템의 인식 성능을 평가하기 위하여는 $10^3 \sim 10^4$ 단위의 학습 및 검정 집단(Training/Test Set)을 요구한다는 점에서 본 실험에 사용된 회수는 표집 오차(Sampling Error)를 포함하고 있다. 그러나 비 표집 오차를 극복하고자 인구 통계에 근거한 모집단을 사용하는 노력을 하였다. 이를 통하여 보다 실제 상황에 근접한 열악한 환경에서 인정 받을 수 있는 시스템의 인식율을 확보하는데 노력하였다.

보다 타당한 인식율을 얻기 위하여 통계적 기법과 사용자 계층에 대한 계층별 인식율 계산을 시도하였다. 이러한 접근 방식으로부터 전체 실험에 대한 산술 평균이 아닌 개인별로 가지고 있는 오 인식율을 평균하여야 하며, 실제 발생하는 오 인식율이 모든 사람에게 고르게 주어지는 것이 아니라 개인별로 사용에 무리가 없는 사람과 사용이 곤란한 사람으로 에러가 분포한다는 사실도 확인할 수 있었다.

이러한 결론으로부터 향후 연구 과제는 보다 정확한 시스템의 인식 성능을 설명할 수 있는 에러 추정 기법과 성능 평가 요소를 체계적으로 정의하는 연구가 필요할 것이다. 또한 급격히 발전하는 하드웨어 환경에 비추어 이제는 근본적으로 보다 변별력 있는 측도를 설정하기 위한 연구에 노력을 집중할 것이다.

참 고 문 헌

[1] *Data Formats for the Interchange of Fingerprint Information*, ANSI/NIST-CSL 1-1993.

[2] G. T. Candela *et al.* PCASYS-A Pattern-level Classification Automation System for Fingerprints, NISTIR 5647, National Institute of Standards and Technology, 1995.

[3] N. P. Jensen *et al.* "Electro-Optical Method and Apparatus for Making Identifications", US Patent 3,944,978, Mar. 16, 1976.

[4] K. H. Fielding *et al.* "Optical Fingerprint Identification by Binary Joint Transform Correlation", Optical Engineering, vol. 30, no. 12, pp. 1958-1961, Dec. 1991.

[5] B. Moayer and K. S. Fu, "Tree System Approach for Fingerprint Pattern Recognition", IEEE Trans on PAMI, pp. 376-387, May 1986.

[6] 이 우규, *웨이브렛 변환 영역에서의 방향 정보를 이용한 지문 인식 알고리즘*, 인하대학교 전자공학과 석사학위 논문, 1997년

[7] Dario Maio and Davide Maltoni, "Direct Gray-Scale Minutiae Detection in Fingerprints", IEEE Trans on PAMI, vol. 19, no. 1, pp. 27-39, Jan. 1997.

[8] 이 기돈, "컴퓨터에 의한 지문 영상의 자동인식과 Matching에 관한 연구", 연세대학교 전자공학과 박사학위 논문, 1986년

[9] D. K. Isenor and S. G. Zaky, "Fingerprint Identification Using Graph Matching", Pattern Recognition, vol. 19, no. 2, pp. 113-122, 1986.

[10] Yukio Hoshino and Ko Asai, "Identification System Employing Verification of Fingerprints", US Patent 4,944,021, Jul. 24, 1990.

[11] Anil Jain *et al*, "On - Line Fingerprint Verification", IEEE Trans on PAMI, vol. 19, no. 4, pp. 302-313, Apr. 1997.

[12] Hanan Samet, *The Design and Analysis of Spatial Data Structures*, pp. 44-48, Addison-Wesley, 1989.

[13] 김 현, 김 학일, RSTI불변 지문 인식 알고리즘, 전자공학회지, vol. 35, no. 6, pp. 88-100, 1998.

[14] C. I. Watson, Special Database 14-Mated fingerprint card pairs 2. National Institute of Standards and Technology, 1993.

[15] 안 도성, 김 학일, 블록 FFT를 이용한 실시간 지문 인식 알고리즘, 전자공학회지, vol. 32, no. 6, pp. 909-921, 1995

저 자 소 개

安 都 成(正會員) 第 32卷 B編 第 6號 參照

金 學 一(正會員) 第 32卷 B編 第 6號 參照