

論文2000-37SP-5-1

# 선택적 융선 정합에 의한 강건한 지문 인증기법

## (Robust Fingerprint Verification By Selective Ridge Matching)

朴 榮 泰

(Young Tae Park)

## 요 약

지문인식의 주요 기법으로 사용되어 온 점 패턴 정합 기법은 영상의 질이 열악할 경우 정합 결과의 신뢰성을 보장하기 어려운 단점이 있다. 본 논문에서는 유사한 융선 패턴 쌍의 변환 파라미터를 Hough 변환에 의해 산출하여 정합 쌍을 구하고 지문 방향정보를 선택적으로 사용하는 정합률 산출기법에 의해 정합 결과의 검증하는 지문인식 기법을 제안하였다. 제안한 기법은 특이점의 개수와 좌표의 변화에 민감하지 않은 특성을 가지므로 열악한 지문영상에서도 낮은 거부율을 유지하면서 0%에 가까운 FAR(False accept rate)를 보장할 수 있다.

## Abstract

Point pattern matching schemes for finger print recognition do not guarantee robust matching performance for fingerprint images of poor quality. We present a finger print recognition scheme, where transformation parameters of matched ridge pairs are estimated by Hough transform and the matching hypothesis is verified by a new measure of the matching degree using selective directional information. Proposed method may exhibit extremely low FAR(False accept rate) while maintaining low reject rate even for the images of poor quality because of the robustness to the variation of minutia points.

## I. 서 론

Snake 알고리즘은 컴퓨터 비전이나 영상 처리 분야에서 얼굴, 손가락, 장기(organ) 등과 같이 사람마다 그 형태가 달라 특정한 고정 모델의 회전이나 이동, 크기 변환 등과 같은 유사 변환(affine transform)만으로는 윤곽선 추출이 어려운 분야에서 많이 활용되고 있다<sup>1)</sup>. 특히, 심장 MRI에서 심장의 정량적인 평가를 위해 개인별로 동일한 지문을 가질 확률은 극히 적고 시간

이 지남에 따라 크게 변하지 않은 특성을 갖고 있으므로 지문은 생체인식의 주요 기법으로 사용되어 왔다. 지문인식의 응용 분야는 대량의 데이터베이스에서 특정 지문을 검색하는 1: 多 정합 분야와 본인을 확인하기 위한 1: 1 정합 분야를 들 수 있다. 지문자동감식시스템(AFIS : Automated Fingerprint Identification System)<sup>6)</sup>은 1: 多 정합 분야의 응용 예로서 범죄수사의 목적으로 널리 사용되어 왔다. 1: 1 정합기법은 현금 출납기, 보안통제, 인터넷 전자상거래 등과 같은 폭넓은 분야에서 개인 ID의 인증 솔루션으로서 그 응용 분야가 확산되고 있다. 1: 多인 경우 본인을 본인으로 판단하지 못하는 FRR(False reject rate)가 0%에 가까운 성능을 가져야 하지만 1: 1 정합에서는 반대로 타인을 본인으로 판단하는 FAR(False accept rate)가 극히

\* 正會員, 慶熙大學校 電子情報學部

(School of Electronics &amp; Information Kyung Hee University)

接受日字:2000年6月8日, 수정완료일:2000年8月24日

낮아야 한다.

지문 용선의 끝점이나 분기점과 같은 특이점(minutia point)의 분포는 개인마다 고유하므로 지문인식을 위한 특징으로서 널리 쓰이고 있다. 점 패턴 정합기법에서 최적의 정합점을 찾기 위한 검색 경로의 수가 점의 개수에 따라 기하학적으로 증가하기 때문에 일반적인 해를 구하는 것은 비 현실적이다. 따라서 점 분포의 구조적 특징을 활용하여 정합점을 찾는 기법들이 제안되었다. Relaxation<sup>[4]</sup> 기법에서는 특정 특이점 쌍이 정합되었다는 가정 하에 다른 특이점 쌍들의 정합 정도를 신뢰도로 산출하고 특이점 분포의 상관관계를 이용하여 이를 순환적으로 개선한다. 정합 가능성이 높은 점 패턴 쌍의 회전각도, 이동벡터 등의 변환 파라미터가 최대로 일치하는 정합 쌍을 군집화(clustering)<sup>[5]</sup> 기법에 의해 산출하는 기법도 제안되었다. 에너지 함수의 최적화에 의한 기법에서는 점 패턴의 정합 정도를 비용 함수로 규정하고 Genetic<sup>[3]</sup> 알고리즘과 같은 최적화 기법을 도입하여 정합 쌍을 산출하였다.

지문 입력시 밀림, 압착, 특징부분의 소멸, 피부의 유연성에 따른 비 선형적 왜곡 등으로 인해 같은 지문을 여러 번 취득하더라도 용선과 특이점의 좌표 값이 달라지게 된다. 특히 영상의 질이 열악한 지문 영상의 경우 특이점의 변화가 매우 심하므로 위에서 예를 든 점 정합 기법의 경우 지문인식의 신뢰도를 높이는 것이 근본적으로 어렵고 처리속도가 느린 단점을 가진다. 따라서 특이점 정합기법을 사용할 경우 1:1 정합의 목적으로 FAR을 낮추기 위해서는 FRR의 허용율이 필연적으로 높아지게 된다. 본 논문에서는 열악한 지문영상에서도 0%에 가까운 FAR을 보장하면서 FRR을 낮은 수준으로 유지하기 위해 특이점을 사용하지 않고 용선의 형상적 특징과 구조적 상관관계를 이용한 강건한 정합 기법을 제안한다. 본 논문에서 제안한 기법은 기본적으로는 Hough 변환에 의한 기법이지만 점 패턴이 아닌 용선 패턴을 사용하기 때문에 특이점의 개수와 좌표의 변화에 민감하지 않은 특성을 가지며 정합 결과의 검증에 있어 지문 방향성분을 선택적으로 사용하는 새로운 정합률 산출기법을 도입함으로써 열악한 지문 영상에서도 FAR과 FRR을 동시에 낮출 수 있는 장점을 가진다.

## II. 지문영상의 용선 검출

### 1. 방향정보 추출

지문의 방향정보는 지문의 중요한 특징으로서 지문 인식의 전처리 과정으로서 널리 사용된다. 영상의 gradient를 사용한 기법<sup>[2]</sup>과 slit sum<sup>[8]</sup>을 사용한 기법을 예로 들 수 있으며 본 논문에서는 후자의 기법을 사용하였다. 그림 1과 같이 8가지 방향의 slit sum  $S_i, i=1, \dots, 8$  을 산출하고 이 중 최대, 최소 값인  $S_{max}, S_{min}$  과 중심 화소의 값  $C$  를 비교하여 그 차이가 작은 방향을 초기의 방향 성분  $D(x, y)$ 로 산출한다.

$$D(x, y) = \begin{cases} S_{max} \text{의 각도} & \text{if } |S_{max} - C| < |S_{min} - C| \\ S_{min} \text{의 각도} & \text{otherwise} \end{cases} \quad (1)$$

7		8		1		2		3
6		7	8	1	2	3		4
		6				4		
5		5		C		5		5
		4				6		
4		3	2	1	8	7		6
3		2		1		8		7

그림 1. Slit sum 마스크

Fig. 1. Slit sum mask.

지문영상에 존재하는 잡음에 의한 방향 성분의 오류를 정정하기 위해 국부영역(16×16)에서의 평균각도를 계산한다. 이때 단순한 각도의 평균값을 취할 경우, 각도의 범위가 들어 0° 에서 180° 사이이므로 단순한 평균각도는 심한 오차를 나타낼 수 있다. 예를 들어 1° 와 179°의 평균값은 90°로서 원래의 방향과 매우 다른 결과를 얻는다<sup>[8]</sup>. 이를 보완하기 위해 국부영역에 포함되어 있는 각도를  $\alpha_i, i=1, \dots, n$ 라 했을 때  $\alpha_i$ 의 평균 각도  $\theta$ 는  $2\alpha_i$ 의 sine과 cosine 값의 평균값을 취해 다음과 같이 구한다.

$$\theta = \frac{1}{2} \tan^{-1} \left( \frac{\sum \sin(2\alpha_i)}{\sum \cos(2\alpha_i)} \right) \quad (2)$$

또한 방향정보의 신뢰도  $\gamma$ 는

$$\gamma = \sqrt{\frac{1}{n} \sum \sin^2(2\alpha_i) + \frac{1}{n} \sum \cos^2(2\alpha_i)} \quad (3)$$

로 계산되며 주변의 방향정보가 뚜렷할수록 1에 가까

운 값을 가진다. 위의 과정에 의해 추출된 방향정보의 예를 그림 2(b)에 보이며 방향정보의 길이는 신뢰도에 비례하도록 표시하였다. 방향정보의 신뢰도  $\gamma$  는 매우 열악한 지문영상 정합의 검증과정에 효과적으로 쓰인다.

2. 용선검출

열악한 지문영상의 강건한 정합을 위해서는 신뢰도가 높은 용선검출 기법이 필요로 하며 이를 위해 방향정보에 따른 방향성 가우시안 필터를 다음과 같이 적용하였다.

$$h(x, y, u, v) = \begin{cases} \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-u^2/\sigma^2} & \text{if } v = u \tan(\theta(x, y)) \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (4)$$

컨볼루션에 의해 생성된 영상에 8가지 방향의 slit sum을 다시 계산하고 2진 영상  $g(x, y)$ 는 다음과 같이 생성된다<sup>[8]</sup>.

$$g(x, y) = \begin{cases} 1 & \text{if } 4C + S_{\max} + S_{\min} > \frac{3}{8} \sum S_i \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (5)$$

컨볼루션 영상과 2진 영상의 예를 그림 2(c)와 (d)에 보인다. 2진 영상  $g(x, y)$ 에 세션화 과정<sup>[9]</sup>을 거치고 작은 수염과 같은 불필요한 성분을 제거하면 그림 2(f)와 같은 용선 정보를 추출할 수 있다. 용선을 구성하는 화소 중에 분기점(bifurcation)이 있을 경우는 시작점과 분기점, 분기점과 끝점 사이의 2개의 용선으로 분해하고 용선의 좌표를 기록하여 영상 정합을 위한 데이터 베이스로 사용한다. 지문 용선의 연속성을 보장하기

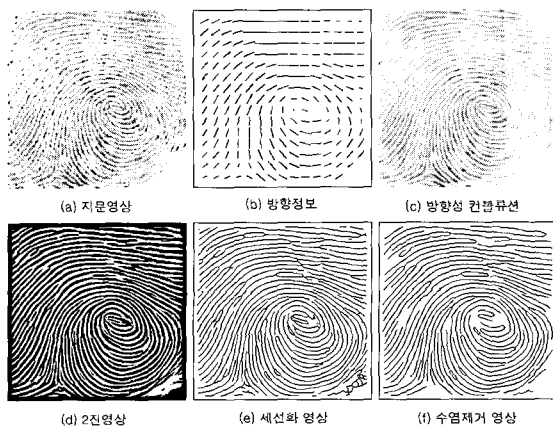


그림 2. 용선검출 과정의 예  
Fig. 2. Example of ridge detection procedure.

위해 공간 주파수에서의 방향성 Fourier 필터<sup>[7]</sup> 기법이 제안되었지만 용선 정보가 왜곡될 수 있고 처리시간이 느린 단점을 가진다.

III. Hough 변환에 의한 용선정합

영상의 질이 열악한 지문 영상의 경우 특이점의 변화가 매우 심하므로 특이점 정합에 의한 지문인식이 근본적으로 어렵다. 따라서 본 논문에서는 특이점을 사용하지 않고 용선의 형상적 특징과 구조적 상관관계를 이용한 새로운 정합기법을 다음과 같이 제안한다.

1. 초기 용선정합

입력과 템플릿 영상의 용선의 집합을 각각  $R^m = \{R_1^m, \dots, R_n^m\}$ 와  $R^M = \{R_1^M, \dots, R_M^M\}$ 로 표기한다.  $R_i^m$ 과  $R_j^M$ 를 구성하는 화소수의 최소 값을  $L$ ,  $R_i^m$ 의 시작점과  $L$  만큼 떨어진 끝점을 연결한 선을  $P$ 라 하자.  $R_i^m$ 의  $k$  번째 용선 점에서  $P$ 로 수직 투영한 길이를  $D_k$ 라 하고 같은 방법으로  $R_j^M$ 의 수직 투영 길이를  $d_k$ 라 하면  $R_i^m$ 과  $R_j^M$ 의 정합률은

$$\eta = \frac{1}{L} \sum |d_k - D_k| \quad (6)$$

로 계산된다. (그림 3 참조) 지문의 회전각도를 모르기 때문에 모든  $R_i^m$ 과  $R_j^M$ 의 쌍에 대해 시작점과 시작점, 시작점과 끝점, 끝점과 시작점, 끝점과 끝점을 기준으로 4가지 정합을 수행해야 한다. 지문의 용선에는 유사한 형태의 용선이 다수 존재하므로 구조적으로 일치하는 정합 쌍들을 찾기 위해서 템플릿과 입력 용선의 시작점의 종류(즉, 분기점 혹은 끝점)가 일치하는 용선 쌍만을 선택적으로 정합한다. 영상의 변형을 고려하여  $\eta$ 의 값이 매우 작은 경우 (예를 들어 2 픽셀 이하) 두 개의 용선이 정합된 것으로 판정하여 초기 정합 행렬

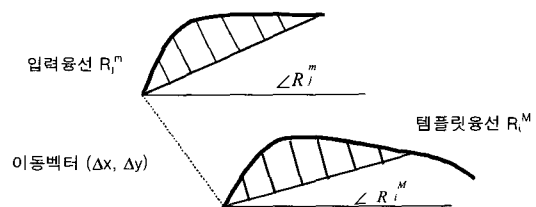


그림 3. 수직 투영에 의한 초기 용선정합의 예  
Fig. 3. Example of primitive ridge matching by projection.

$M(i, j) = 1$ 로 초기화하고 용선의 각도 차이 정보를  $\theta(i, j)$ 에 기록한다.

$$\theta(i, j) = \angle R_j^m - \angle R_i^m \quad (7)$$

## 2. Hough 변환에 의한 용선 정합

지문영상에서는 유사한 형태의 용선이 다수 존재하므로 초기 용선정합 과정에서 템플릿의 용선에 정합된 입력영상의 용선이 다수 존재할 수 있다. 구조적으로 일치하는 용선의 정합 쌍을 찾기 위해 Hough 변환에 의한 정합기법을 다음과 같이 제안한다.

### Hough 변환에 의한 용선 정합기법:

Step 1: Apply Hough transform for all  $\theta(i, j)$  having

$$M(i, j) = 1;$$

Detect  $\bar{\theta}$  associated with the largest number of the accumulator;

$$M(i, j) = 0 \text{ if } \theta(i, j) \notin \bar{\theta};$$

Step 2: Let  $E_i^M$  and  $E_j^m$  denote the start points of  $R_i^M$  and  $R_j^m$  associated with  $M(i, j) = 1$ ;

Rotate  $E_i^M$  by  $\bar{\theta}$ , and compute distance  $d(i, j)$  between  $E_i^M$  and  $E_j^m$ ;

Step 3: Apply Hough transform for all  $d(i, j)$ ;

Detect  $\bar{d}$  associated with the largest number of accumulator;

$$M(i, j) = 0 \text{ if } d(i, j) \notin \bar{d};$$

Step 4: Compute the translation vector  $(\Delta x, \Delta y)$  such that minimizes the mean square error of the distance between  $S_j^m$  and transformed  $S_i^M$

for all  $(i, j)$  pairs having  $M(i, j) = 1$ ;

초기에 정합된 용선 쌍 중 각도차이가 최대로 일치하는 쌍과 각도  $\bar{\theta}$ 를 Step 1의 Hough 공간에서 산출한다. 템플릿 용선의 시작점을  $\bar{\theta}$  만큼 회전시키고 입력 용선의 시작점과의 거리  $d(i, j)$ 를 Step 2에서 계산한다.  $R_i^M$ 에 정합된  $R_j^m$ 가 다수 존재할 수 있으므로  $d(i, j)$ 의 Hough 공간에서 최대로 일치하는 용선 쌍을 Step 3에서 검출한다.  $\theta(i, j)$ 와  $d(i, j)$ 의 Hough 공간에서의 bin의 크기는 각각 15°와 20 픽셀의 값을 실험적으로 설정하였다. 회전각도와 이동벡터의 변환 파라미터가 Hough 공간에서 최대의 누적기와 반드시 일치하지는 않기 때문에 Step 1과 Step 3에서 최대 누적기 값의 70% 이상인 파라미터 중에서 정합 용선 쌍의 개수가

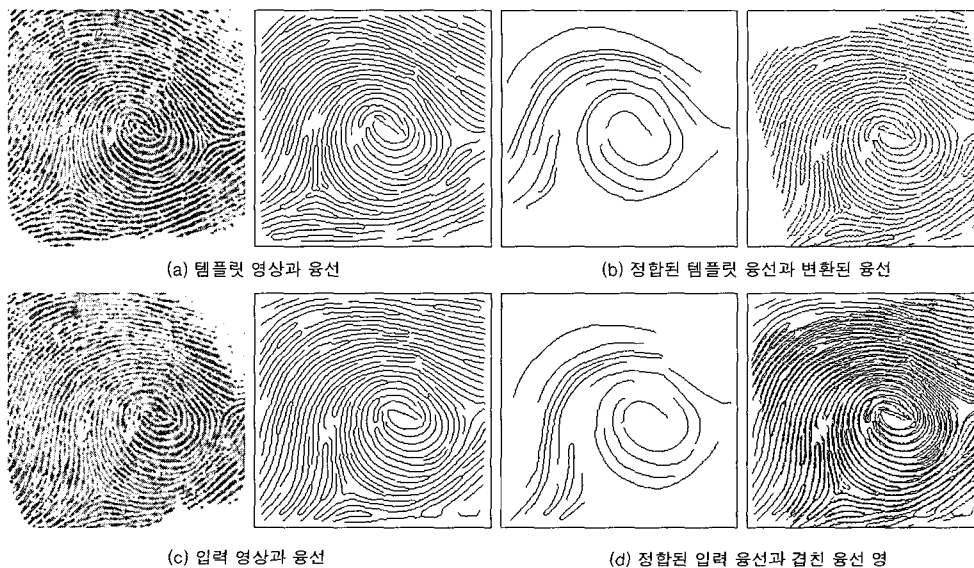


그림 4. 용선정합의 예

Fig. 4. Example of ridge matching.

최대로 되는 변환 파라미터를 선택한다. 템플릿 영상의 변환 파라미터인 이동벡터 ( $\Delta x, \Delta y$ )는 입력 용선과 회전된 템플릿 용선의 시작점 좌표의 차이를 이용해 Step 4에서 산출된다. 입력과 템플릿의 정합된 용선 쌍의 예를 그림 4(b)와 그림 4(d)에 보인다. 식 (6)의 정합률 계산에 있어 부분적인 형상정합이 가능하므로 정합된 용선의 길이가 반드시 일치하지는 않는다. 따라서 특징부분의 소멸에 의한 지문 영상의 왜곡에 강건한 정합이 가능하며 이와 같은 특성은 열악한 지문영상의 정합을 가능케 한다. Step 4에서 산출한 이동벡터와 회전각도에 의해 변환된 템플릿의 용선 영상을 그림 4(b)에 보인다. 입력 용선과 겹쳤을 때 지문영상의 왜곡에 견실한 정합이 가능함을 알 수 있다. (그림 4(d))

#### IV. 지문영상 정합의 검증

정합된 용선 쌍의 개수가 많을수록 동일 지문일 가능성이 높지만 정합결과를 최종적으로 검증하기 위해서는 그림 4(d)와 같이 중첩된 영상에서의 정합 정도를 산출하는 기법을 필요로 한다. 유사한 형태의 지문일 경우 우연의 일치로 정합 쌍이 다수 존재할 수 있기 때문이다. 지문 입력시 밀립, 압착 등의 영향으로 영상의 왜곡이 심하면 동일 지문일 경우도 중첩된 영상에서 일치하지 않는 부분이 생길 수 있으므로 이를 보완하기 위해 방향정보와 신뢰도를 이용한 새로운 검증

기법을 다음과 같이 제시한다. 회전각도와 이동벡터에 의해 변환된 템플릿의 방향정보를  $D'$ , 신뢰도를  $\gamma'$  이라 하면 방향정보의 비정합률(mismatch ratio)을

$$\epsilon = \frac{|D-D'| > T_{match}, \gamma > 0.3, \gamma' > 0.3 \text{의 조건을 만족하는 화소수}}{\gamma > 0.3, \gamma' > 0.3 \text{의 조건을 만족하는 화소수}} \quad (8)$$

로 산출한다. 즉, 비정합률  $\epsilon$ 은 신뢰도가 낮지 않은 화소 중에서 입력영상과 변환된 템플릿의 방향정보 각도가 매우 다른 화소의 비율을 의미하며 0에 가까울수록 동일지문일 가능성이 높다.  $T_{match}$  는 지문영상의 변형을 고려하여 15°로 설정하였다.  $\gamma > 0.3, \gamma' > 0.3$  의 조건은 비정합률의 계산에 있어 지문의 손실, 혹은 왜곡에 의해 불분명한 부분을 제외하기 위해 실험적으로 설정한 조건이다. 유사하지만 동일하지 않은 지문에서의 정합 예를 그림 5에 보이며  $\epsilon=0.217$ 로서 방향성분의 상당부분이 일치하지 않음을 의미한다. 반대로 그림 6은 매우 열악한 동일 지문영상에 대한 정합 결과로서 템플릿과 입력영상 모두 용선의 일부가 소실되어 있지만 비정합률 계산에 있어 방향정보를 선택적으로 사용하기 때문에  $\epsilon=0.061$ 의 낮은 값을 얻을 수 있다. 따라서 정합된 용선의 개수와 비정합률은 지문인식을 위한 중요한 특징으로 사용될 수 있으며 실험 결과에서 제시하는 바와 같이 영상의 질이 매우 낮은 지문영상에 대해서도 특징에 따른 변별력이 매우 높음을 알 수 있다.

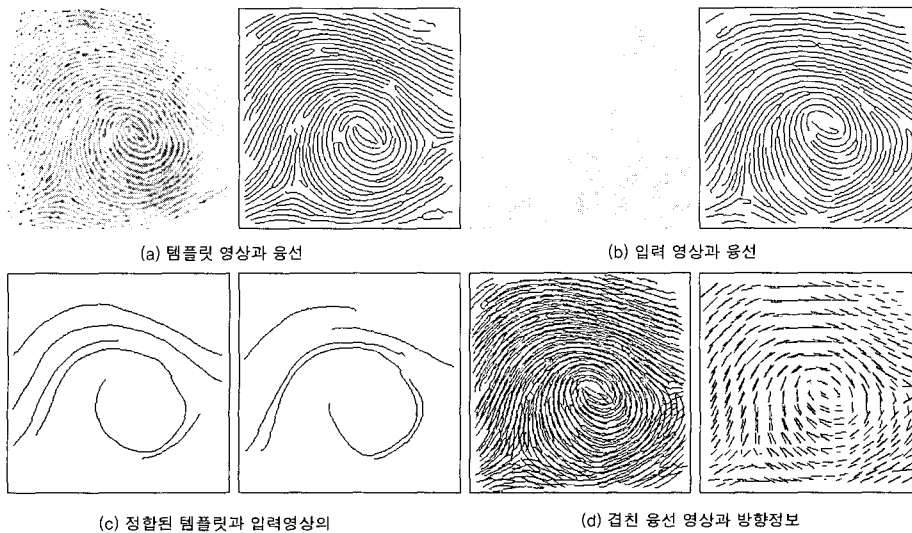


그림 5. 유사한 지문의 정합 예 ( $\epsilon=0.217$ )

Fig. 5. Example of similarly shaped finger print matching.

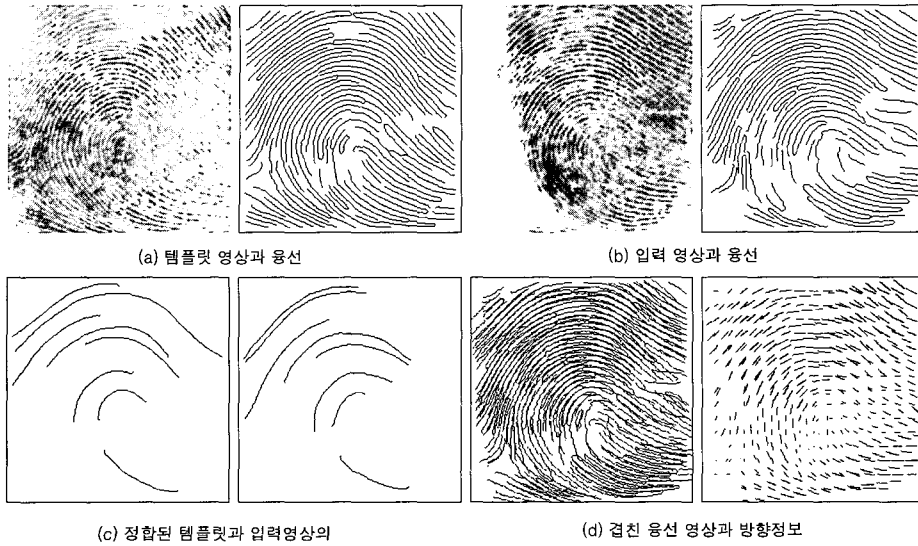


그림 6. 열악한 동일 지문의 정합 예 ( $\epsilon=0.061$ )

Fig. 6. Matching example for finger print images of poor quality

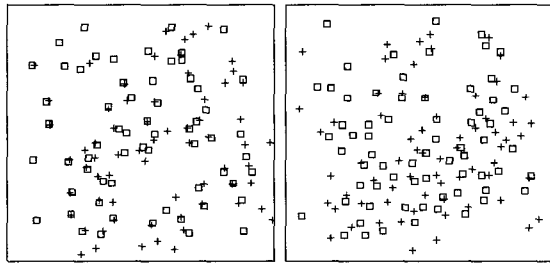


그림 7. 특이점 정합의 예

Fig. 7. Example of minutia point matching.

영상의 질이 양호한 경우(그림 4)와 열악한 경우(그림 6)의 특이점의 분포를 그림 7에 보인다. 입력영상의 특이점은 사각형으로, 변환된 템플릿의 특이점은 십자로 표시하였다. 영상의 질이 열악한 경우 잡음에 의한 특이점이 많이 포함되어 있고 특이점 분포의 구조적 특징이 뚜렷하지 않기 때문에 특이점에 기반한 정합이 근본적으로 어렵고 강건한 정합 특성을 보장할 수 없다.

V. 실험결과 및 고찰

본 논문에서 제시한 지문 정합 기법의 정확성과 신뢰성을 평가하기 위해 40명의 지문을 각각 10번씩 채취하여 600dpi의 스캐너로 256x256 크기의 400개의 지문 영상을 2개의 데이터 셋으로 나누어 실험하였다. 개

인 별로 10개의 지문 중에서 비교적 뚜렷한 지문을 임의로 선정하여 템플릿 지문으로 하고 템플릿을 제외한 모든 지문과 템플릿 지문 10개에 대해 정합과정을 수행하였다. (각 데이터 셋마다 (200x20-20) 번의 정합) 동일인의 지문과 정합했을 경우를 클래스  $\omega_1$ , 아닌 경우를 클래스  $\omega_2$ 로 구분하였다. 따라서 전체 데이터베이스 중  $\omega_1$ 의 경우가 180개,  $\omega_2$ 의 경우가 3800개 존재한다. 첫 번째 데이터 셋에서 정합된 융선의 개수  $\lambda$ 와 비정합률  $\epsilon$ 에 따른 분포를 그림 8과 그림 9에 보인다.



그림 8. 정합 융선수에 따른 클래스 별 분포  
Fig. 8. Distribution of the number of matched ridges for each class.

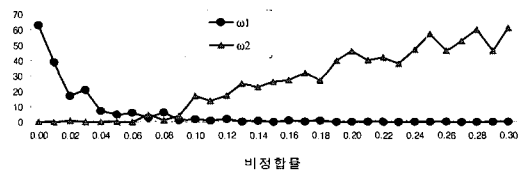


그림 9. 비정합률에 따른 클래스 별 분포  
Fig. 9. Distribution of the matching degree for each class.

$\lambda$ 는 크고  $\epsilon$ 은 작을수록  $\omega_1$ (동일지문)일 가능성이 높고  $\lambda$ 에 의한 변별력보다는  $\epsilon$ 에 의한 변별력이 우수하므로  $\epsilon$ 의 값에 따른 분류가 가능하지만 두가지 특징량을 함께 사용하면 오류를 줄일 수 있다.  $\epsilon < 0.2$ 의 범위에서 특징벡터의 특징공간 상에서의 분포를 그림 10에 보인다. 그림에서  $\omega_1$ 은 원으로  $\omega_2$ 는 x로 표시했고 가로 축은  $\lambda$ , 세로 축은  $\epsilon$ 을 의미한다. 이와 같은 특징공간 상의 분포를 고려하여 다음과 같은 선형 분류기를 구성하였으며 결정 경계를 선으로 표시하였다.

$$\text{분류결과} = \begin{cases} \omega_1 & \text{if } 0.005\lambda - \epsilon + 0.03 > 0 \\ \omega_2 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (9)$$

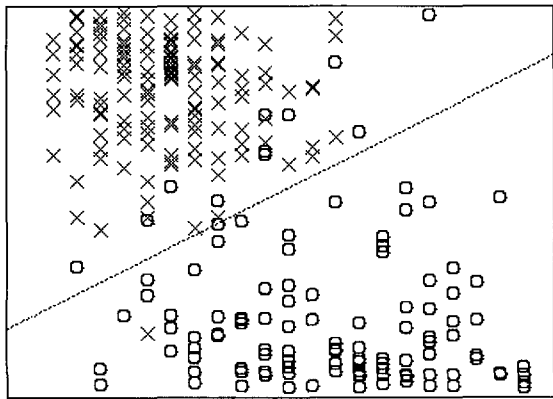


그림 10. 특징공간에서의 클래스 별 분포와 결정 경계  
Fig. 10. Class distribution in the feature space and the decision surface.

위의 선형 분류기의 분류논리는  $\lambda$ 가 클수록  $\omega_1$ 일

가능성이 높기 때문에  $\epsilon$ 의 허용 한계를 넓히기 위한 것으로서  $\epsilon$  분포의 모호한 영역을 분류하기 위해 실험적으로 설정하였다.

표 1. 지문인식 결과  
Table 1. Results of finger print recognition.

Data Set 1		분류결과	
		FRR=8.3%, FAR=0.03%	
		$\omega_1$	$\omega_2$
True class	$\omega_1$	165	15
	$\omega_2$	1	3799

Data Set 2		분류결과	
		FRR=10%, FAR=0.03%	
		$\omega_1$	$\omega_2$
True class	$\omega_1$	162	18
	$\omega_2$	1	3799

첫 번째 데이터 셋에서 위의 분류기를 사용한 분류 결과의 confusion matrix를 표 1에 보인다. 8.3%의 거부율(FRR)에서 1개의 오류가 발생했다. 위의 분류기를 두 번째 데이터 셋에 적용시켰을 때 FRR=10%, FAR=0%에 가까운 결과를 얻었다. 데이터의 변화에 따른 분류기의 성능이 크게 변하지 않음을 알 수 있다. 지문인식의 처리시간은 평균적으로 융선검출 과정에서 1.15초, 정합과정에서 1.37초가 소요되었다. (Pentium III 450M) FAR의 2가지 예를 그림 11에 보인다. 그림에서 왼쪽으로부터 각각 템플릿 영상, 입력 영상, 겹친

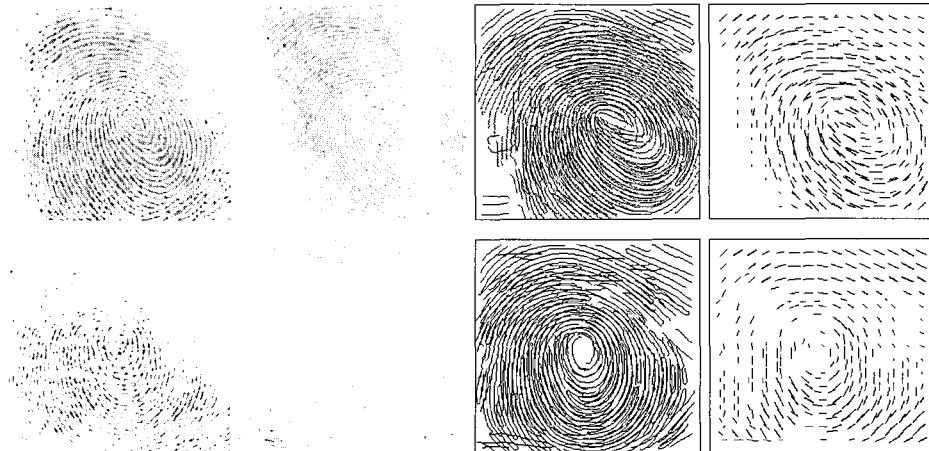


그림 11. 동일지문으로 인식된 유사한 지문영상의 예(FAR)  
Fig. 11. Example of similar finger prints classified into the same class(FAR).



그림 12. 거부된 지문영상의 예(FRR)

Fig. 12. Example of rejected finger prints(FRR).

용선영상, 접친 방향정보 영상을 나타낸다. 매우 유사한 지문으로서 방향정보 영상에서 나타난 바와 같이 대부분의 방향정보가 일치하여 낮은 비정합률을 얻어 동일 지문으로 인식된 오류의 예로서 극히 드문 경우이다. 지문의 부분적인 영상 만으로 구별이 어려우며 이와 같이 유사한 지문을 구별하기 위해선 보다 넓은 영역의 지문 영상을 필요로 한다.

거부된 경우의 지문영상의 대표적인 예를 그림 12에 보인다. 대부분 지문의 밀림, 압착, 혹은 잉크의 부족 등으로 지문 특징의 대부분이 소멸된 극히 열악한 지문영상들이다. 이와 같이 특수한 경우를 제외하면 본 논문에서 제시한 지문인식 기법은 매우 높은 정확도를 보장할 수 있다.

## VI. 결 론

본 논문에서는 영상의 질이 열악할 경우에도 정합 결과의 신뢰성을 보장할 수 있도록 지문 용선 정보에 기반한 지문인증 기법을 제시하였다. 지문 입력시 밀림, 압착, 피부의 유연성에 따른 왜곡 등에 의한 특이점의 분포는 크게 변하지만 용선 분포의 변화가 크지 않기 때문에 낮은 FRR을 유지하면서 0%에 가까운 FAR을 보장할 수 있다. 따라서 개인 사용자 인증을 위한 1:1 정합 기법으로서 활용될 수 있다. 1:多 정합 분야에도 활용이 가능하지만 용선 정보량이 크므로 데이터베이스의 크기가 증가하는 단점을 가진다.

## 참 고 문 헌

[1] K. Karu and A. K. Jain, "Fingerprint Classification," *Pattern Recognition*, vol. 29, no. 3, pp. 389-404, (1996).

[2] A. K. Jain, L. Hong, R. Bolle, "On-Line Fingerprint Verification" *IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence* Vol. 19, No. 4, pp. 302-313, (1997).

[3] N. Ansari, M. Chen, and, E. Hou, "A Genetic Algorithm for Point Pattern Matching," Chapt. 13, B Soucek and the IRIS Group, eds, *Dynamic, Genetic, and Chaotic Programming*. New York: John Wiley & Sons, (1992).

[4] A. Ranade and A. Rosenfeld, "Point Pattern matching by Relaxation," *Pattern Recognition*, vol. 12, no. 2, pp. 269-275, (1993).

[5] G. Stockman, S. Kopstenin, and S. Benett, "Matching Images to Models for Registration and Object Detection via Clustering," *IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol.4, no.3, pp.229-241, (1982).

[6] H. Lee and R. Gaensslen, eds., *Advances in Fingerprint Technology*. New York: Elsevier, (1991).

[7] D. Sherlock, D. Monro, and K. Millard, "Fingerprint Enhancement by Directional Fourier Filtering," *IEE Proc. Vis. Image Signal Processing*, vol. 141, no. 2, pp. 87-94, (1994).

[8] G. Candela, P. Grother, C. Watson, R. Wikinson, and C. Wilson, "PCASYS - A Pattern-level Classification Automation System for Fingerprints," Technical Report, National Institute of Standards and Technology, Aug. (1995).

[9] T. Pavlidis, *Algorithms for Graphics and Image Processing*, Computer Science Press (1982).