

위치이동에 무관한 지문인식 정합 알고리즘에 관한 연구

論 文
51D-2-4

A Study on the Translation Invariant Matching Algorithm for Fingerprint Recognition

金 恩 喜* · 趙 成 元** , 金 載 敏***
(Kim, Eunhee · Cho, Seongwon · Kim, Jaemin)

Abstract - This paper presents a new matching algorithm for fingerprint recognition, which is robust to image translation. The basic idea of this paper is to estimate the translation vector of an input fingerprint image using N minutiae at which the gradient of the ridge direction field is large. Using the estimated translation vector we select minutiae irrelevant to the translation. We experimentally prove that the presented algorithm results in good performance even if there are large translation and pseudo-minutiae.

Key Words :fingerprint recognition, robust to image translation, minutiae, pseudo-minutiae.

1. 서 론

정보화 시대에 많은 양의 정보들을 관리하기 위하여 보안의 중요성이 높이 부각되고 있다. 보안을 위한 개인 인증 수단으로 열쇠, 도장, 카드, 암호 등이 이용되고 있으나, 이는 사람의 망각과 분실 등의 이유로 신뢰성과 안전성 그리고 편리성에서 여전히 문제점이 존재한다. 따라서 이러한 문제를 해결하고자 신체 특징을 이용한 보안 시스템(biometrics Security System: BSS)이 활발히 연구되고 있다. 최근 실현이 가능한 BSS의 방법으로는 지문, 홍채, 얼굴, 정맥, 서명, 음성 인식 등이 있는데, 이 중에서 지문 인식 기술은 정확도, 수행 속도, 구현 비용 등의 평가 항목에서 가장 현실성 있는 수단으로 주목받고 있다. 현재 지문 인식 기술은 시스템 접근 제어, 자동화 금융 기기(ATM), 범죄 수사, 전자상거래 등 다양한 응용 분야로 확산되고 있다[1][2][3].

본 논문은 지문 인식 시스템에서 오인식 발생의 주요 원인 중 하나인 영상의 위치 이동(Translation)에 불변하는 정합 알고리즘 개발을 목적으로 한다.

2. 지문영상의 전처리

2.1 방향 정보

방향 정보는 음선의 흐름 정보를 추출하는 것으로 이후의

이진화 및 정합 단계에서 이용된다. 소벨(Sobel) 연산에 의한 x, y 축 구배도(gradient)를 이용하여, 각 화소에서 아래의 수식과 같이 부 영역 내 푸리에(Fourier) 스펙트럼이 가장 큰 방향에 수직하게 방향 정보를 추출한다[2][7]:

$$\theta_d(x, y) = \frac{1}{2} \tan^{-1}(\theta) \quad (1)$$
$$\theta = \frac{\sum_{i=x-w/2}^{x+w/2} \sum_{j=y-w/2}^{y+w/2} [G_x^2(i, j) - G_y^2(i, j)]}{\sum_{i=x-w/2}^{x+w/2} \sum_{j=y-w/2}^{y+w/2} 2G_y(i, j)G_x(i, j)}$$

여기서 $\theta_d(x, y)$ 는 처리 대상화소 (x, y) 에 대한 방향 값이고, $G_x(i, j), G_y(i, j)$ 는 소벨(Sobel) 연산자를 이용하여 구한 x 와 y 축 방향의 구배도이며, $w \times w$ 는 방향정보를 구하는데 이용되는 부영역의 크기로 본 논문에서는 4×4 를 사용하였다. [그림 1]의 (c)는 추출된 방향 정보를 가지고 있는 영상을 보여주고 있다.

이후 잡음으로 인한 잘못된 방향 정보를 제거하기 위해 평활화 과정을 거친다. $\theta_d(x, y)$ 에 두 배를 하여 x, y 성분 각각에 대하여 저주파 통과 필터를 이용하여 잡음을 제거한다. 저주파 통과 필터는 다음과 같이 표현된다:

$$\phi_x(x, y) = \frac{1}{v \times v} \sum_{j=x-u/2}^{x+u/2} \sum_{i=x-u/2}^{x+u/2} \cos 2\theta_d(i, j) \quad (2)$$

$$\phi_y(x, y) = \frac{1}{v \times v} \sum_{j=x-u/2}^{x+u/2} \sum_{i=x-u/2}^{x+u/2} \sin 2\theta_d(i, j) \quad (3)$$

여기서 ϕ_x, ϕ_y 는 x, y 성분을 평활화한 것이고, u 는 필

* 準 會 員 : 弘 益 大 電 氣 電 子 工 學 部 碩 士 課 程
** 正 會 員 : 弘 益 大 電 氣 電 子 工 學 部 副 教 授 · 工 博
*** 正 會 員 : 弘 益 大 電 氣 電 子 工 學 部 助 教 授 · 工 博
接受日字 : 2001年 12月 15日
最終完了 : 2002年 1月 12日

터의 크기로 본 논문에서는 필터의 크기를 5×5를 사용하였다. [그림 1]의 (d)는 평활화된 방향 정보를 보여주고 있다. 최종적으로 식 (2)와 (3)과 같이 평활화된 x, y 성분을 이용하여 용선의 방향 정보를 추출한다.

$$\theta(x, y) = \frac{1}{2} \tan^{-1} \frac{\phi_y(x, y)}{\phi_x(x, y)} \quad (4)$$

2.2 배경분리

배경 분리 과정은 지문 영역과 배경 영역을 분리하는 과정으로, 지문 외의 영역에서 특징점을 추출함으로써 발생하는 오류를 제거하며 이후의 과정에서 배경 영역은 제외하고 처리하여 연산량을 줄이기 위함이다. 배경 영역, 혹은 질이 매우 나쁜 영역은 용선의 방향이 일정하지가 않으므로, 부영역내 구배도의 크기가 작게 나타난다. 따라서 이를 이용하여 임계치 보다 작은 영역은 배경 영역으로 임계치 보다 큰 영역은 지문 영역으로 분리할 수 있다[4]. [그림 1]의 (b)는 배경 분리된 결과를 보여주고 있다.

2.2 이진화

이진화는 대상 영역의 밝기에 따라 임계치가 변화하는 적응 이진화 방법을 적용하였다. 이는 처리할 중심 화소 값과 용선 방향으로 주변 4개 화소값의 합에 두 배한 후, 용선 방향에 수직으로 중심 화소로부터 일정거리에 위치한 위·아래 용선 방향의 5개 주변 화소 값의 합과 비교하여 작으면 중심 화소는 검정색(0)으로, 크면 흰색(255)으로 처리된다. [그림 1]의 (e)는 이진화된 영상을 보여주고 있다.

2.3 세선화

2.4 절에서 설명할 후보 특징 점 추출 과정에 이용되는 CN (crossing count number)을 효과적으로 계산하기 위하여 용선의 골격을 세선화 한다. 본 연구에서는 Zhang Suien의 세선화 알고리즘을 적용하였다[5]. [그림 1]의 (f)는 세선화된 영상을 보여주고 있다.

2.4 특징점 추출

앞서 처리한 세선화 영상에서 용선의 골격으로 처리된 밝기값 0을 갖는 화소에 대하여 CN 값을 이용하여 후보 특징점을 추출할 수 있다.

밝기값이 0인 검은색의 처리 대상 화소 P_0 의 8-이웃 화소를 [그림 2]와 같이 정의하였을 때, CN는 식 (5)에 의하여 계산된다. 여기서, P_i 는 골격을 이루는 밝기값이 0인 경우 '1'로, 배경을 이루는 밝기값이 255인 경우 '0'으로 하여 계산한다[3][8].

$$CN = \sum_{i=1}^7 |P_i - P_{i+1}| + |P_7 - P_0| \quad (5)$$

처리 대상 화소 P_0 에 대하여 CN이 '2'이면 P_0 는 단점으로, CN이 '6'이면 P_0 는 분기점으로 후보 특징점을 추출한다. 이 때 각각의 특징점에 대한 특징량으로 특징점의 종류(단점 혹은 분기점)와 x, y 좌표값이 추출된다.

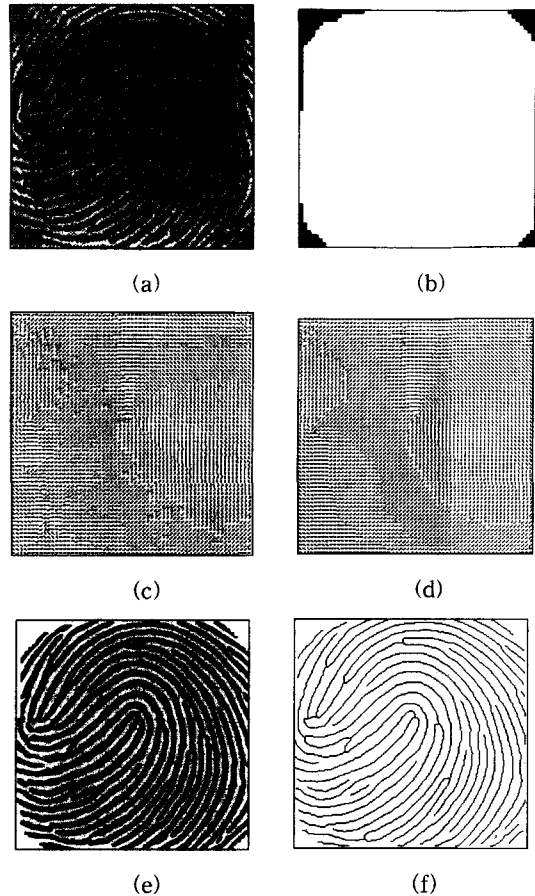


그림 1 전처리 결과: (a)원영상, (b)배경분리, (c)평활화 적용전의 방향 영상, (d)평활화된 방향영상, (e)이진화된 영상, (f)세선화된 영상

Fig. 1 Preprocessing results: (a) the original image, (b) segmentation, (c) a direction image without the smoothing operation, (d) a smoothed direction image, (e) a binary image, (f) a thinning image

3. 의사특징점 제거와 특징점의 방향 결정

지문 영상의 획득 시 발생하는 잡음과 잘못된 전처리 과정으로 인한 정보의 손실에 의하여 후보 특징점 목록에는 잘못된 특징점이 포함되며 이러한 잘못된 특징점을 의사 특징점이라 정의한다. 세선화된 지문 영상의 특징점이 나타내는 구조적 특성을 근거로 의사 특징점을 잡음이라 간주하여 제거함으로써 오추출율의 감소를 목적으로 한다[3][9][10]. 의사 특징점의 구조는 다양하게 분류할 수 있으나, 본 논문에서는 [그림 3]에서와 같이 크게 짧은 용선, 짧은 용선, 잔가지 구조, 원형 구조의 네 가지 구조로 나누었다.

P_1	P_2	P_3
P_8	P_0	P_4
P_7	P_6	P_5

그림 2 P_0 의 8-이웃 화소
Fig. 2 8-neighboring points of P_0

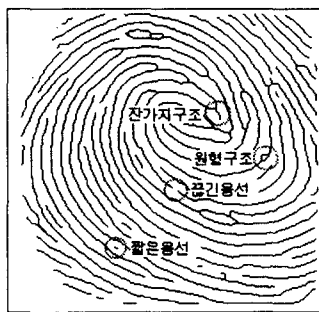
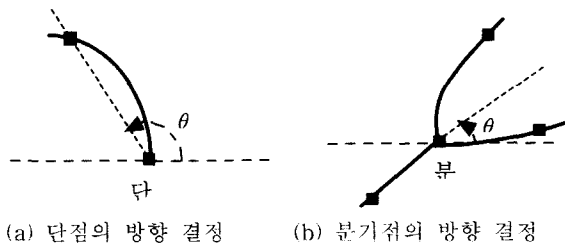


그림 3 의사 특징점 구조
Fig. 3 pseudo-feature points

[그림 4]에서와 같이 특징점의 방향은 각각의 후보 특징점을 시작점으로 세션화된 지문 영상을 추적하여 결정할 수 있다. 이 때 추적하는 화소의 거리(D_{th})는 지문 영상의 해상도에 따라 차이가 있는데 본 연구에서는 실험적으로 나온 거리인 8 화소 떨어진 지점까지 추적하여 방향을 결정하였다.



(a) 단점의 방향 결정 (b) 분기점의 방향 결정
그림 4 특징점의 방향 결정
Fig. 4 Determination of direction of feature points

3.1 끝점의 방향 결정과 짧은 용선 제거

의사 특징점 중 짧은 용선 구조는 한 끝점으로부터 세션화 영상의 용선을 따라 추적하였을 때 이전에 설정한 거리 내에서 또 다른 끝점을 만나는 경우로 정의 될 수 있다[3][7]. 따라서 본 연구에서는 끝점의 방향을 결정하기 위해 용선을 추적함과 동시에 짧은 용선 구조인 의사 특징점을 제거한다.

후보 특징점 목록을 검사하여 끝점인 경우, 그 점을 시작

점으로 하여 용선의 D_{th} 거리 떨어진 화소까지 추적한 후 이를 종료점으로 하여 시작점에서 종료점으로 연결되는 벡터의 방향을 끝점의 방향으로 결정한다. 만약 용선을 추적하는 과정에서 종료점 전에 끝점이 있는 경우 이는 짧은 용선으로 간주하여 두 끝점을 후보 특징점 목록에서 제거하고 이 후보 특징점에 대한 용선 추적을 종료한다.

3.2 굵긴 용선 제거

짧은 용선 제거 과정을 거친 후보 특징점 목록 중 끝점인 경우 그 점을 중심으로 일정한 크기($D_{th} \times D_{th}$)의 블록 내에 다른 끝점이 있는 경우 해당 끝점의 방향, 블록 내의 다른 끝점의 방향과 두 끝점을 이어주는 벡터의 방향을 입력으로 하여 두 용선의 각도의 차이가 허용된 임계치보다 작으면 굵긴 용선으로 간주하여 두 끝점을 후보 특징점 목록에서 제거한다.

3.3 잔가지 구조 제거

의사 특징점 중 잔가지 구조는 한 분기점으로부터 세션화 영상의 3가지 용선을 따라 추적하였을 때 이전에 설정한 거리 내에서 또 다른 끝점을 만나는 경우로 정의 될 수 있다 [3][9]. 따라서 본 연구에서는 끝점의 방향을 결정할 때와 같이 분기점의 방향을 결정하기 위해 용선을 추적함과 동시에 잔가지 구조인 의사 특징점을 제거한다.

3.4 원형 구조 제거

잔가지 구조 제거 과정을 거친 후보 특징점 목록 중 분기점인 경우 그 점을 중심으로 일정한 크기($D_{th} \times D_{th}$)의 블록 내 다른 분기점이 있는 경우 해당 분기점의 방향, 블록 내의 다른 분기점의 방향과 두 분기점을 이어주는 벡터의 방향을 입력으로 하여 두 용선의 각도의 차이가 허용된 임계치보다 작으면 원형 구조로 간주하여 두 분기점을 후보 특징점 목록에서 제거한다.

4. 제안하는 위치이동에 무관한 정합 알고리즘

이전의 전처리 과정을 통하여 신뢰성 있는 특징점을 얻었다 할지라도 지문의 입력기간 차이에서 오는 문제, 즉 위치 이동과 회전으로 인하여 인식성능이 크게 저하된다. 회전의 영향은 사용자가 의도적으로 회전시키지 않는 한 일반적으로 $20^\circ \sim 30^\circ$ 를 넘지 않으나, 위치 이동의 경우는 그 변화량이 크며 특히 미수자 일수록 큰 변화량을 나타냈다. 이러한 문제를 극복하기 위하여 기존의 연구에서 위치 이동의 문제를 해결하기 위해 특징점의 구조를 비교하였으나 누락된 특징점이나 제거되지 않은 의사 특징점이 많이 남아있을 수록 인식이 급격히 저하되는 문제가 있다[6]. 따라서 본 연구에서는 이전 단계에 추출하였던 방향 정보를 이용하여, 방향의 변화량이 큰 지점을 기준으로 위치 이동된 거리를 추출하고, 회전에 대한 임계치를 30° 로 함으로서 회전의 영향을 해결하고자 하였다.

본 논문에서 제안하는 정합 알고리즘은 1)등록지문을 기준으로 입력지문의 위치 이동된 거리를 구하는 단계, 2)위치 이동된 거리를 이용하여 두 지문영상의 겹치는 영역 밖에 있는 특징점들을 특징점 목록에서 제거하는 단계, 3)특징점 목록에 대하여 x, y 좌표 정보와 특징점의 방향 정보를 이용하여 유사도를 결정하는 단계의 크게 3단계로 분리될 수 있다.

4.1 위치 이동된 거리

등록 지문과 입력 지문의 시간차에 의해 발생하는 위치 이동의 문제를 두 지문영상간의 x, y 축 대한 위치 이동된 거리를 구함으로써 해결하고자 한다. 기존의 연구에서 위치 이동의 문제를 해결하기 위해 특징점의 구조를 비교하였으나 누락된 특징점이나 제거되지 않은 의사 특징점이 많이 남아 있을 수록 인식률이 급격히 저하되는 문제가 있었다. 따라서 본 연구에서는 누락된 특징점이나 제거되지 않은 의사 특징점에 무관하게 위치 이동된 거리를 추출하기 위하여 이전에 추출한 융선의 방향 정보를 이용한다.

우선 지문을 등록 혹은 입력할 때 특징점의 정보와 함께 융선의 방향 정보를 등록한다. 이때 영상의 모든 화소에 대하여 방향 정보를 등록하는 경우 등록되는 정보의 양과 정합시 탐색할 양도 많아지므로 본 연구에서 요구되는 융선의 흐름이 급격히 변화하는 지점 N개 추출하여 저장한다. 이웃(4-neighborhood)하는 일정 거리 떨어진 블록들과의 방향차를 계산하여 그 차이가 클수록 융선의 흐름이 급격히 변화하는 지점으로 간주하고 큰 순서로 N개 추출하여 대상 블록의 방향과 4방향 이웃 블록의 방향 정보를 저장한다. 본 연구에서는 이들 특징량을 위치이동 특징량으로 정의하였다. [그림 5]는 추출된 융선 흐름의 변화가 큰 지점 N개를 보여주고 있다.



그림 5 융선 흐름의 변화가 큰 지점 N개 추출(N=10): 추출된 N개의 지점은 옅은 회색으로 표시된 2 부분에 집중되어 있다.

Fig. 5 N points with large variation of ridge direction: N points are located around 2 points marked with gray color.

본 논문에서 제안하는 위치 이동된 거리를 추출하는 알고리즘은 다음과 같은 단계로 수행되어 진다.

【Step 1】 융선 방향의 흐름이 급격히 변하는 순서로 N개 추출한다. 식 (4.1)을 이용하여 방향 영상 각각의 블록에

서 4방향으로 이웃(4 neighbor)하는 블록과의 방향 차를 계산하여 ϕ_{tot} 값이 큰 순서로 N개 추출한다.

$$\begin{aligned} \phi_{x1} &= |\phi(x, y) - \phi(x-3, y)| \\ \phi_{x2} &= |\phi(x, y) - \phi(x+3, y)| \\ \phi_{y1} &= |\phi(x, y) - \phi(x, y-3)| \\ \phi_{y2} &= |\phi(x, y) - \phi(x, y+3)| \\ \phi_{tot} &= \phi_{x1} + \phi_{x2} + \phi_{y1} + \phi_{y2} \end{aligned} \quad (6)$$

융선 흐름이 급격히 변화하는 지점 N개 각각에 대하여 x, y 좌표, $\phi(x-3, y), \phi(x+3, y), \phi(x, y-3), \phi(x, y+3)$ 와 $\phi(x, y)$ 가 특징량으로 저장된다. 본 논문에서 이들 특징량을 위치이동 특징량으로 정의한다.

【Step 2】 입력된 위치이동 특징량에 대하여 등록된 위치 이동 특징량이 식(4.2)를 만족하는 여부를 탐색한다.

$$\begin{aligned} |\phi_r(x-3, y) - \phi_i(x-3, y)| &\leq Th_\phi \\ |\phi_r(x+3, y) - \phi_i(x+3, y)| &\leq Th_\phi \\ |\phi_r(x, y-3) - \phi_i(x, y-3)| &\leq Th_\phi \\ |\phi_r(x, y+3) - \phi_i(x, y+3)| &\leq Th_\phi \\ |\phi_r(x, y) - \phi_i(x, y)| &\leq Th_\phi \end{aligned} \quad (7)$$

여기서 i는 입력지문의 위치이동 특징량, r는 등록지문의 위치이동 특징량이며, Th_ϕ 는 실험에 의한 값으로 지문입력 시기에 따라 회전이 발생하므로 그에 대한 임계치를 설정한다. 본 연구에서는 의도적인 경우를 제외하고 좌·우 30° 이내에서 회전이 발생하는 점을 고려하여 30으로 설정하였다.

【Step 3】 위의 식 (7)을 만족하는 경우 입력지문과 등록지문의 동일한 위치로 간주하여 식 (8)과 같이 위치 이동된 x, y 축 각각에 대한 거리를 평균낸다.

$$\begin{aligned} X_d &= \frac{\sum_{k=1}^n (x_k^i - x_k^r)}{n} \\ Y_d &= \frac{\sum_{k=1}^n (y_k^i - y_k^r)}{n} \end{aligned} \quad (8)$$

여기서 x^i, y^i 는 입력지문의 위치이동 특징량 목록에서 각각의 x, y 좌표값, x^r, y^r 는 등록지문의 위치이동 특징량 목록에서 각각의 x, y 좌표값이며, n은 위치이동 특징량으로 저장된 N개의 목록 중 [Step 2]의 조건을 만족하는 특징량의 개수이다.

식 (8)에 의해 결정된 X_d, Y_d 는 다음과 같은 의미를 나타낸다.

- i) $X_d > 0$: 등록 지문을 기준으로 좌측으로 위치 이동하여 입력 지문이 들어온 경우이다.
- ii) $X_d < 0$: 등록 지문을 기준으로 우측으로 위치 이동하여 입력 지문이 들어온 경우이다.
- iii) $Y_d < 0$: 등록 지문을 기준으로 위쪽으로 위치 이동하여 입력 지문이 들어온 경우이다.
- iv) $Y_d > 0$: 등록 지문을 기준으로 아래쪽으로 위치 이동하여 입력 지문이 들어온 경우이다.

4.2 겹치는 영역 밖의 특징점 제거

위의 단계에서 추출한 지문의 위치 이동된 거리에 대하여 등록 지문과 입력 지문의 겹치는 영역밖에 속하는 특징점들을 특징점 목록에서 제거한다. [그림6]은 등록지문과 입력 지문의 위치이동을 보여주고 있다. 수평방향으로 약 20 화소, 수직 방향으로 약 35 화소의 이동을 보여주고 있다.

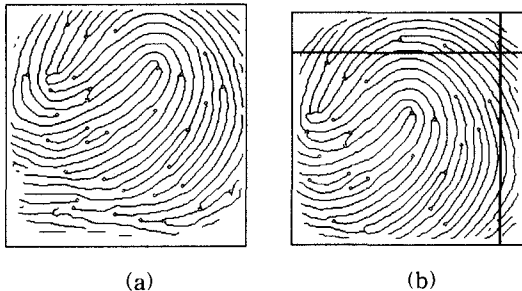


그림 6 등록/입력 지문의 위치이동
Fig. 6 Translation of registered/input fingerprints

4.3 유사도 결정

등록 지문의 특징점 목록을 $R = \{r_1, r_2, \dots, r_n\}$, 입력 지문의 특징점 목록을 $I = \{i_1, i_2, \dots, i_m\}$ 과 같이 나타낼 때, 각각의 특징점에 대한 특징량 즉, x 좌표, y 좌표와 특징점의 방향은 다음과 같이 표현될 수 있다.

등록 지문의 특징량 : $r_n = \{x_n^r, y_n^r, \theta_n^r\}$
 입력 지문의 특징량 : $i_m = \{x_m^i, y_m^i, \theta_m^i\}$

여기서 n은 특징점 목록 제거 과정을 거친 후의 등록지문 특징점의 개수이며, m은 특징점 목록 제거 과정을 거친 후의 입력지문 특징점의 개수이다.

특징점을 단점(ending point)과 분기점(Bifurcation)으로 분류하여 특징점의 종류를 특징량으로 사용하기도 하나, 전처리 과정의 오류에 의하여 서로의 종류가 바뀌는 점을 고려하여 본 연구에서는 이들 특징점의 종류는 특징량으로 사용하지 않는다. 유사도 결정 단계는 3 단계로 나눌 수 있는데, 우선 등록지문과 입력지문 간의 특징점의 방향에서 유사도를 비교한 후, 두 번째로 등록지문과 입력지문 간의 특징점 위치에서 유사도를 비교한다. 세 번째 단계로 이들 유사도가 만족되는 특징점의 개수를 이용하여 두 지문의 정합율을 판명한다.

【Step 1】 특징점 위치에서의 용선의 방향 유사도 비교하기 위해 등록/입력 특징점의 방향 정보를 이용하여 식 (9)을 만족하는지 여부를 판명한다.

$$|\theta_k^r - \theta_l^i| \leq Th_\theta$$

$$k=1, 2, \dots, n \quad l=1, 2, \dots, m \quad (9)$$

여기서 θ_k^r 은 등록 지문의 특징점 방향, θ_l^i 은 입력 지문의 특징점 방향이며, Th_θ 는 회전에 대한 임계치이다.

【Step 2】 특징점 위치에서의 용선의 방향대신 [그림 4]에서 설명한 특징점 자체의 방향성을 사용하여 【Step 1】과 같은 과정을 실행한다.

【Step 3】 【Step 1】과 【Step 2】를 만족하는 특징점에 대하여 위치의 유사도를 비교한다. 이 때 이전에 구한 위치 이동 정보(X_d, Y_d)와 등록/입력 특징점의 x, y 좌표를 입력으로 하여 식 (10)을 만족하는 특징점만 정합에 이용한다.

$$\sqrt{[x_k^r - (x_l^i + X_d)]^2 + [y_k^r - (y_l^i + Y_d)]^2} \leq Th_d$$

$$\text{단, } k=1, 2, \dots, n \quad l=1, 2, \dots, m \quad (10)$$

여기서 x_k^r, y_k^r 은 등록 특징점 x, y 좌표, x_l^i, y_l^i 은 입력 특징점의 x, y좌표이며, Th_d 는 이동에 대한 임계치이다. 입력 특징점의 좌표에 위치 이동된 거리(X_d, Y_d)를 합함으로써 두 특징점의 좌표를 같게 한다.

【Step 4】 위 두 단계를 만족하는 특징점들의 개수를 PM, 등록/입력 지문이 특징점의 개수를 각각 EMr, EMi 라고 할 때, 식 (4.14)을 이용하여 특징점의 정합율(MR: Minutiae hitting Ratio)을 구한다.

$$MR = \frac{2 \times PM}{EM_r + EM_i} \times 100 (\%) \quad (11)$$

MR이 정합 임계치보다 높으면 두 감식 대상 지문은 동일한 지문으로 정합 임계치보다 낮으면 상이한 지문으로 판명한다.

5. 실험 및 결과

실험을 위하여 반도체 방식 센서(AuthenTec사, FingerLoc AF-S2, 500dpi, 256×256)를 이용하여 35명으로부터 한 명당 13개씩, 455개의 엄지 지문 영상을 입력받아 실험하였다. 각 개인마다 등록 데이터로 5개의 지문 영상을 사용하였으며, 검증은 각 개인에 대하여 동일인의 등록 데이터 이외의 지문 영상 8개, 타인의 지문 영상 8개를 비교하여 실험하였다.

본 연구에서 기존의 방법과 비교하여 정합 부분의 개선 효과를 증명하기 위하여 1)기존의 특징점의 사이각과 거리를 이용하여 정합한 경우[3], 2) 본 연구에서 제안한 위치 이동 특징량을 이용하여 정합한 경우를 비교 실험하였다.

본 실험에서는 결과를 FRR(False Reject Rate)과 FAR(False Accept Rate)로 나타내었으며 이들의 그래프에서 둘 모두를 최소로 하는 지점을 Trade-Off를 통하여 찾아내게 된다. [그림3,4]과 [표1]은 기존의 방법에 대한 실험 결과를 도시한 것이고, [그림5,6]과 [표2]는 제안한 정합 방법에 대한 실험 결과를 도시한 것이다.

5.1 기존 특징점의 사이각과 거리를 이용한 정합 실험

총 35명에 대해 자신의 지문영상 8개와 타인의 지문영상 8개를 비교하여 실험한 일치율 분포는 아래 [그림 7], [그림 8], [그림9], [표1] 과 같다. [그림 9]의 그래프에서 FRR과 FAR을 모두 최소로 하는 지점을 찾으며 그때의 경계값은 53.5%이며, FRR은 7.000%, FAR은 6.664%임을 알 수 있다.

5.2 제안한 위치이동 특징량을 이용한 정합 실험

총 35명에 대해 자신의 지문영상 8개와 타인의 지문영상 8개를 비교하여 실험한 일치율 분포는 아래 [그림 10], [그림 11], [그림 12], [표2] 와 같다. [그림 12]의 그래프에서 FRR과 FAR을 모두 최소로 하는 지점을 찾으며 그때의 경계값은 44.5%이며, FRR은 2.000%, FAR은 2.023%임을 알 수 있다.

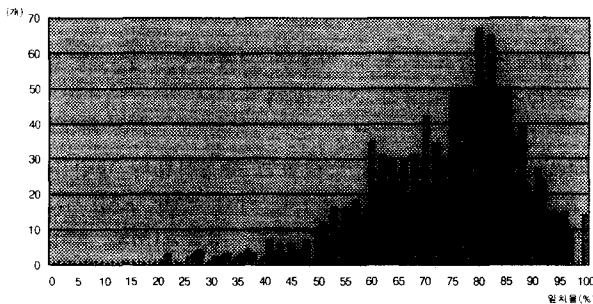


그림 7 기존 정합방법에 대한 자신의 데이터 일치율분포
Fig. 7 Matching rate distribution of same persons in the existing matching algorithm

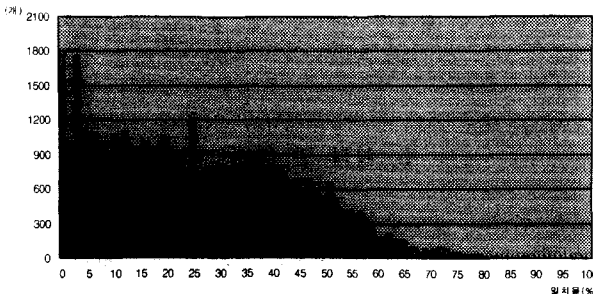


그림 8 기존 정합방법에 대한 타인의 데이터 일치율분포
Fig. 8 Matching rate distribution of other persons in the existing matching algorithm

5.1절의 실험과 5.2절의 실험을 비교하였을 때 위치 이동한 거리를 추정하고 이를 바탕으로 위치 이동에 상관 없이 겹치는 부분의 특징점만을 이용하여 두 지문의 유사도를 판단하는 제안한 방법이 FRR과 FAR 모두 상당히 많이 개선하는 것을 보여주고 있다.

지문인식에 상당히 많은 영향을 미치는 전처리 및 의사 특징점 제거 방법이 5.1 및 5.2의 비교 실험에 미치는 영향을 줄이기 위하여 현재 사용되고 있는 방법 중에서 강인하다고 알려진 방법들을 사용하였다.

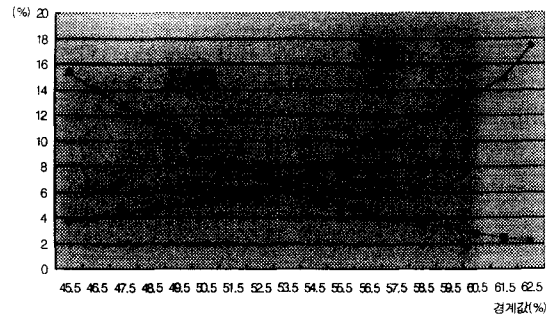


그림 9 기존 정합 방법에 대한 FRR과 FAR
Fig. 9 FRR and FAR of the existing matching algorithm

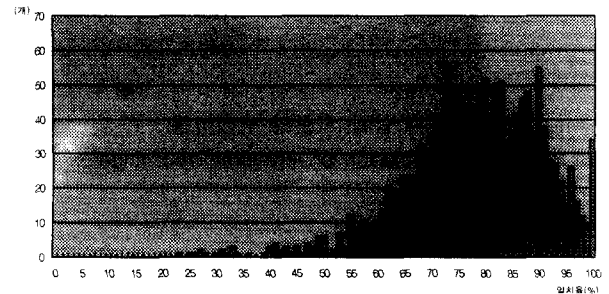


그림 10 제안한 정합방법에 대한 자신의 데이터 일치율 분포
Fig. 10 Matching rate distribution of same persons in the present matching algorithm

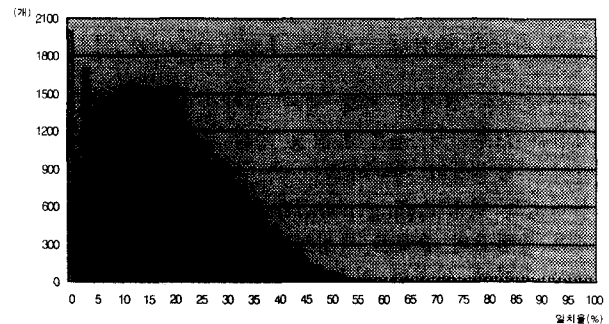


그림 11 제안한 정합방법에 대한 타인 데이터 일치율 분포
Fig. 11 Matching rate distribution of other persons in the present matching algorithm

표 1 기존의 정합방법에 대한 경계값

Table 1 threshold value for the existing matching algorithm

비율 경계값 (%)	FRR (%)	FAR (%)	비율 경계값 (%)	FRR (%)	FAR (%)
45.5	3.714	15.380	54.5	7.500	5.805
46.5	3.929	13.935	55.5	8.643	4.985
47.5	4.357	12.674	56.5	9.357	4.328
48.5	4.643	11.619	57.5	10.500	3.842
49.5	4.929	10.632	58.5	11.500	3.590
50.5	5.429	9.271	59.5	12.786	3.212
51.5	5.500	8.200	60.5	13.786	2.775
52.5	5.786	7.336	61.5	14.929	2.468
53.5	7.500	6.661	62.5	17.429	2.088

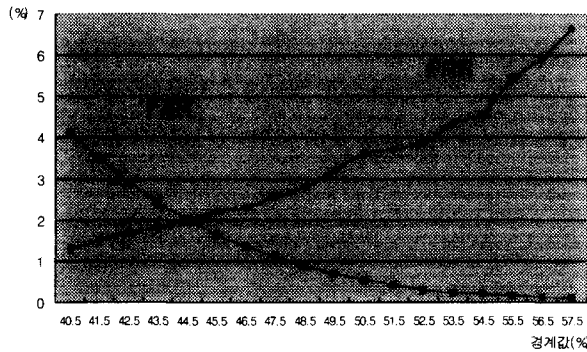


그림 12 제안한 정합 방법에 대한 FRR과 FAR
Fig. 12 FRR and FAR of the present matching algorithm

표 2 제안한 정합 방법에 대한 경계값

Table 2 Threshold value in the present matching algorithm

비율 경계값 (%)	FRR (%)	FAR (%)	비율 경계값 (%)	FRR (%)	FAR (%)
40.5	1.286	4.103	49.5	3.214	0.708
41.5	1.500	3.496	50.5	3.643	0.548
42.5	1.714	2.924	51.5	3.714	0.420
43.5	1.786	2.424	52.5	3.857	0.300
44.5	1.900	1.924	53.5	4.371	0.231
45.5	2.214	1.641	54.5	4.571	0.193
46.5	2.286	1.353	55.5	5.429	0.160
47.5	2.571	1.116	56.5	5.929	0.122
48.5	2.786	0.870	57.5	6.643	0.088

6. 결 론

본 논문은 지문인식에서 오인식 발생의 주요 원인인 영상의 위치이동(Translation)에 무관한 정합 알고리즘을 제시하였다. 등록지문과 입력지문의 특징점 정합 과정에서 옵션의 방향이 급격히 변화하는 N개의 위치를 이용하여 등록지문에 대한 입력지문의 x, y축으로 위치 이동한 거리를 계산하고, 위치 이동과는 독립적으로 공통적으로 가지고 있는 특징점을 이용하여 지문 인식 정합을 하였다. 제안하는 본 알고리즘은 위치 이동된 거리와 두 지문의 특징점을 입력으로 하여 위치 이동된 영상뿐만 아니라 특징점이 누락되거나 제거되지 않은 의사 특징점이 존재하는 경우에도 높은 인식 성능을 나타낸다.

참 고 문 헌

- [1] A. K. Jain et al, Biometrics-Personal Identification in Networked Society, Kluwer Academic Publishers, 1999.
- [2] A. K. Jain, Lin Hong, and Yifei Wan, Fingerprint Image Enhancement: Algorithm and Performance Evaluation, IEEE Transaction on Pattern Analysis and Matching Intelligence, Vol. 20, No. 8, pp 777~789, 1998.
- [3] 김 현, 김학일, RSTI 불변 지문인식알고리즘, † 전자공학 회지, 35권, S편, 6호, pp.828-850, 1998.
- [4] 신의재, 개선된 전처리 과정을 통한 지문인식 알고리즘에 관한 연구, 홍익대학교 석사학위논문, 2000.
- [5] T. Y. Zhang and C. Y. Suen, "A fast parallel algorithm for thinning digital patterns," Comm. ACM, pp. 236-239, 1984. 9
- [6] 정양권, 최재호, 의사 특징점 제거 알고리즘에 관한 연구, 한국정보처리학회, Vol.3.No.4. 1996.
- [7] N.K. Ratha, K.Karu, S.Chen, and A.K. Jain, "A Real-Time Matching System for Large Fingerprint Database", IEEE Trans. Pattern Analysis Machine Intelligence, Vol.18, No. 8, pp.799-813, Aug.1996.
- [8] A.Farina, Z.M. Kovacs-Vajna, Alverto Leone, "Fingerprint minutiae extraction from skeletonized binary images", Pattern Recognition, Vol.32, No.4, pp.877-889, 1999
- [9] 양지성, 김학일, "지문의 의사 특징점 제거 알고리즘 및 성능 분석", 전자공학회논문지, 제37권,S편,제5호, 2000
- [10] 정양호, 최재호 "의사 특징점 제거 알고리즘에 관한 연구", 한국정보처리학회, Vol.3.No.4. 1996

저 자 소 개



김 은 희(金恩희)
oshaberi@netsgo.com
2000년 홍익대학교 공학사
2002년 홍익대학교 공학 석사



김 재 민(金載敏)
jaemin@wow.hongik.ac.kr
홍익대학교 전자전기공학부 조교수
1984년 서울대학교 공학사
1986년 서울대학교 공학 석사
1994년 Rensselaer Polytechnic Institute 박사



조 성 원(趙成元)
swcho@hongik.ac.kr
홍익대학교 전자전기공학부 부교수
1982년 서울대학교 공학사
1987년 미국 Purdue대학교 공학 석사
1992년 미국 Purdue대학교 공학 박사