논문 2004-41SP-3-10

등록 지문의 정보 융합에 관한 연구

(Fingerprint Fusion Based on Minutiae and Ridge for Enrollment)

이 동 재*, 최 경 택**, 이 상 훈**, 김 재 희**

(Dong-Jae Lee, Kyoung-Taek Choi, Sang-Hoon Lee, and Jaihie Kim)

요 약

본 논문은 등록 지문의 정보를 융합하여 보다 많은 정보를 이용함으로써 지문 검증의 성능을 향상시키는 방법을 제안한다. 크기가 작은 센서는 많은 응용 분야에 적용시킬 수 있는 장점을 가지지만, 실제 지문을 입력 받는 센서 입력창의 물리적인 크기가 작기 때문에 지문 정보를 충분히 입력 받지 못할 뿐만 아니라 등록된 지문 영상과 검증을 위해 입력된 지문 영상 사이의 공통영역이 축소되어 전체적인 시스템의 성능을 저하시키는 문제점이 있다. 이러한 문제점은 등록 영상을 여러 장 받아 그 정보를 융합하여 보다 큰 지문 영역을 표현하도록 함으로써 해결할 수 있다. 이를 위해서는 등록 영상간의 좌표계를 정밀하게 일치시키는 과정이 무엇보다 중요하다. 본 논문에서는 먼저 등록영상 사이의 대응 특징점 쌍을 이용하여 거칠게 일치시킨 다음, 융선의 정보를 포함하는 Distance Map을 이용하여 정밀하게 일치시키는 방법을 사용하였다. 정밀하게 일치된 좌표계를 통해 각각의 등록 지문들의 특징 정보는 하나의 큰 등록 정보로 형성된다. 제안된 방법을 통해 형성된 특징 융합 정보는 보다 넓은 면적의 지문을 표현할 수 있기 때문에 센서 입력창이 작아서 생기는 문제를 극복함으로써 지문 인식기의 성능을 향상시킨다. 본 논문의 실험 결과는 제안한 융합 특징 정보를 이용하는 방법이 그렇지 않은 방법보다 지문 인식기의 성능을 월등하게 향상시킴을 보여준다.

Abstract

This paper presents a method to integrate the multiple impressions of a finger for improving fingerprint verification performance. Small-sized sensor has advantage that it can be used in many application fields. However, sufficiently large impression of fingerprint is not available due to the small sensing area, and this degrades the verification performance of the system. The proposed method overcomes this problem by combining the information of fingerprints for enrollment. To combine the fingerprints, the alignment process is important first of all. In the proposed algorithm, multiple impressions of a finger are coarsely aligned using the corresponding minutiae pairs and then are finely aligned using the Distance Map. We construct an integrated template for enrollment in aligned coordinate system. Since this integrated template represents the enlarged finger region, the problem that is occurred by using small sensor can be overcome. Experimental results show that the use of the integrated template of multiple impressions improves the performance of the fingerprint verification system.

Keywords : Fingerprint, Alignment, Fusion, Enrollment

I. 서 론

지문인식 시스템은 사용이 편리하고, 가격과 성능 면에서 다른 생체인식에 비해 상대적으로 우수하여 현재 널리 사용되고 있다. 특히, 크기가 작은 센서는 사용자 인증이 요구되는 휴대용 컴퓨터나 휴대폰 등의 여러 가지 응용 제품에 쉽게 적용시킬 수 있는 장점이 있다. 그러나 그림 1-(a)와 같이 지문을 입력 받는 센서 창의 물리적인 크기가 줄어들기 때문에 지문 정보를 충분히 받아들이지 못하고 부분적인 정보만을 받아들이게 됨으로써 상대적으로 성능이 저하되는 문제점을 가진다. 입력창의 크기가 작아서 생기는 또 다른 중요한 문제는 그림 1-(b)에서 보듯이 센서에 지문을 입력 할 때마다

정회원, 삼성전자 주식회사
Samsung Electronics Co., Ltd.)
* 정회원, 연세대학교 전기전자공학과
Dept. of Electrical & Electronic Engineering, Graduate School, Yonsei University)
※ 이 연구는 부분적으로 과기부 지정 생체 인식 연구 센타의 지원을 받아 이루어 졌습니다.
접수일자: 2003년10월8일, 수정완료일: 2004년4월20일

동일한 지문 영역을 입력하기 힘들기 때문에 등록된 지문과 검증을 위해 입력된 지문 사이의 공통영역이 작아져서 본인거부율(FRR) 등의 오인식율이 높아진다는 점이다. 이러한 단점을 보완하기 위해서 등록 시 여러 번의 입력을 저장하여 사용하는 방법이 있지만, 이것은 다음과 같은 문제점을 갖는다. 첫 번째는 여러 번의 등록을 저장해야 하기 때문에 저장 공간이 많이 필요하고, 두 번째는 정합 시 입력된 지문과 각각의 등록된 지문을 비교해야 하므로 시간이 많이 걸리는 것이다. 이러한 문제들을 극복하고 지문 인식기의 성능을 더욱 향상시키기 위해서 최근에는 여러 장의 등록 지문을 하나의 정보로 융합하는 연구들이 활발하게 진행 중이다. A. Jain 등은 ICP 알고리즘을 사용하여 256 계조도(Gray Scale Value)를 갖는 영상 수준에서 등록 영상을 융합한 다음, 특징점을 추출하는 방법을 사용하였고[1], H. Ramoser 등은 특징점 정보만을 이용한 RANSAC 방법을 사용하여 등록 지문간의 좌표계를 일치시켜 융합하는 방법을 제안하였다[2]. 또한, R. Qun 등은 Clique Graph 간의 유사도를 이용하여 등록 지문간의 좌표계를 일치시킨 다음, 비슷한 위치에 놓인 특징점들을 군집화(clustering) 알고리즘을 이용하여 특징을 융합하는 방법을 제안하였고[3], X. Jiang 등은 등록되는 특징점 정보에 신뢰도를 부가하는 방법을 제안하였다[4]. 위와 같이 특징 융합에 대한 여러 방법들이 제안되고 있으나

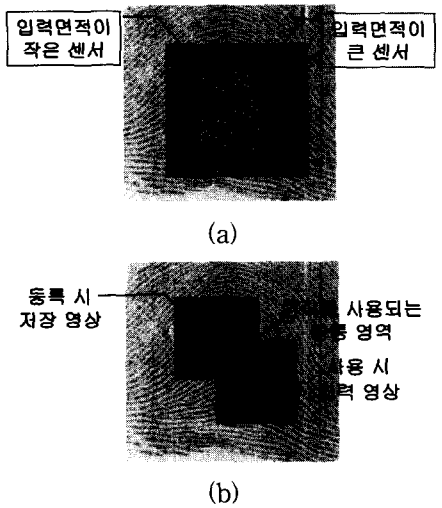

그림 1. 크기가 작은 지문 센서 사용 시의 문제점: (a) 상대적으로 입력 면적이 작아 정보의 양이 줄어듦. (b) 등록 시와 사용 시 인식에 사용되는 공통 영역이 감소

Fig. 1. Principal Problems by using small-sized finger print sensor: (a) Input information is reduced. (b) Common area for matching is reduced.

아직 여러 가지 방법에 의한 시도가 이루어지고 있을 뿐 시간이 많이 걸리거나 좌표계 일치가 정확하지 않는 등 많은 문제점들을 내포하고 있다.

본 논문에서는 대응 특징점 쌍을 이용한 좌표계 일치 방법과 융선 정보를 바탕으로 한 Distance Map Correla-tion을 이용한 좌표계 일치 방법을 연속적으로 사용함으로써 좌표계 일치의 정확성을 높이는 방법을 제안하고, 일치된 좌표계 내에서 여러 등록영상들의 특징점 정보를 하나로 융합하여 등록 지문의 정보량을 늘리면서 저장 공간을 줄이는 방법을 제안한다.

본 논문은 다음과 같은 순서로 구성되어 있다. Ⅱ장에서는 등록 영상들의 좌표계를 일치시키는 방법에 대해서 설명하고, Ⅲ장에서는 특징을 융합하는 방법을, Ⅳ장에서는 실험결과를 보이고, 마지막으로 Ⅴ장에서는 결론 및 향후 연구과제에 대해서 다룬다.

Ⅱ. 좌표계 일치

지문은 입력 될 때마다 센서에 손가락을 누르는 힘의 세기와 방향, 손가락이 놓이는 위치 등 입력 조건이 변하기 때문에 항상 같은 형태로 입력되지 않고 이동 또는 회전되어 나타나거나 경우에 따라서는 부분적으로 변형되어 나타난다. 이러한 이유로 등록 영상간의 정보를 융합하기 위해서는 각 등록 영상들의 좌표계를 일치시키는 과정이 필수적이다. 다만, 입력창의 크기가 작은 센서에서는 지문의 위치와 방향의 변화는 크게 나타나지만, 상대적으로 지문의 변형은 적은 편이다. 본 논문에서는 등록 영상들의 좌표계를 일치시키기 위하여 대응 특징점 쌍을 이용한 거친 좌표계 일치 방법과 융선 정보를 포함한 Distance Map Correlation을 이용한 세밀한 좌표 일치방법을 순차적으로 적용한다.

1. 대응 특징점 쌍을 이용한 좌표계 일치

등록 영상 P와 Q의 좌표계를 일치시키는 과정은 일치 기준점 쌍을 구하는 과정과 회전 및 이동 량을 구하는 과정으로 나눌 수 있고, 이들은 등록 영상 P와 Q에서 신뢰할 수 있는 대응 특징점 쌍에 의해서 구해질 수 있다. 대응 특징점 쌍 집합(CMPS: Corresponding Min-utiae Pair Set)을 구하는 과정은 다음과 같다.

등록 영상 P와 Q의 특징점 집합을 각각 $p=\{p_1,\dots,p_a\}$와 $q=\{q_1,\dots,q_b\}$라고 하면, 대응 특징점 쌍 집합 CMPS는 특징점기반의 정합을 통해서

얻을 수 있고 식 (1)과 같이 표현된다[5].

$$CMPS = \{(p_1^c, q_1^c), \cdots, (p_i^c, q_i^c), \cdots, (p_m^c, q_m^c)\} \quad (1)$$

$$p^c = \{p_1^c, \cdots, p_i^c, \cdots, p_m^c\}$$

$$q^c = \{q_1^c, \cdots, q_i^c, \cdots, q_m^c\}$$

여기서 a와 b는 각 등록 영상에서 추출된 특징점의 개수이고, p^c와 q^c는 각 영상에서 정합된 특징점들의 집합을 나타내며, (p_i^c, q_i^c)는 대응 특징점 쌍(CP: Corresponding Minutiae Pair)을 나타내고 m은 대응 특징점 쌍의 개수이다.

등록 영상 P와 Q를 일치시키기 위한 두 영상의 일치 기준점 쌍 (R_0^p, R_0^q)은 각 대응 특징점 쌍들을 이용하여 구할 수 있고, 대응 특징점 쌍들의 중심에 있을수록 유리하다. 일치 기준점 쌍이 영상의 한쪽으로 치우쳐 있을 경우, 두 영상의 좌표계가 일치된 뒤 일치 기준점 쌍으로부터 거리가 먼 대응 특징점 쌍 간의 위치 변화는 지문의 변형이 누적되어 커지기 때문이다. 그러므로 본 논문에서는 대응 특징점 쌍들의 무게 중심을 일치 기준점 쌍(Reference Point Pair)으로 정의하며, 식 (2)~(3)을 이용하여 계산한다.

$$R_0^p(x,y) = \frac{1}{m}\sum_{i=1}^{m} p_i^c(x,y) \quad (2)$$

$$R_0^q(x,y) = \frac{1}{m}\sum_{i=1}^{m} q_i^c(x,y) \quad (3)$$

식 (2)~(3)에 의해 계산되어진 일치 기준점 쌍 (R_0^p, R_0^q)을 중심으로 등록 영상 P와 Q를 일치시킬 경우 두 영상간의 이동량 (X_{init}, Y_{init})는 일치 기준점 쌍 사이의 위치 변화량으로 쉽게 계산 될 수 있고, 회전량 Φ_{init}는 각 대응 특징점 쌍들의 평균 방향 차이로 계산 될 수 있다. 식 (4)는 초기 변환 매개변수 A_{init}에 대한 수식이고, 여기서 (x,y)는 일치 기준점 쌍들의 좌표이며, ϕ는 각 대응 특징점 쌍에서의 방향이다.

$$A_{init} = (X_{init}, Y_{init}, \Phi_{init}) \quad (4)$$

$$(X_{init}, Y_{init}) = R_0^p(x,y) - R_0^q(x,y)$$

$$\Phi_{init} = \frac{1}{m}\sum_{i=1}^{m}\{p_i(\phi) - q_i(\phi)\}$$

2. 융선 정보를 이용한 좌표계 일치

특징점의 정보는 입력되는 상태에 따라 위치와 방향이 고정되지 않고 변하므로 특징점의 정보만을 이용하여 구한 일치 기준점 쌍 (R_0^p, R_0^q)와 일치 매개변수 A_{init}는 등록 영상들의 좌표계를 대략적으로 일치시켜 주기는 하나 정확하게 일치시켜 주지는 못한다. 특징점의 정보가 갖는 이러한 단점을 융선의 정보를 이용하여 보상함으로써 두 등록 영상간의 좌표계를 정확하게 일치 시킬 수 있다. 융선 정보를 이용한 세밀한 좌표계 일치 방법은 다음과 같다.

먼저 등록 영상 P와 Q의 세선화 영상을 각각 P_T와 Q_T라 하고, 그림 2-(a),(b)와 같이 구한다. 이 때, 세선화 영상 P_T와 Q_T의 융선에 해당하는 점들은 각각 $R^P = \{r_1^P, .., r_i^P, .., r_{N_p}^P\}$, $R^Q = \{r_1^Q, .., r_j^Q, .., r_{N_q}^Q\}$로 정의될 수 있다. 여기서, r_i^P와 r_j^Q는 P_T와 Q_T에서 융선에 해당되는 점들을 나타내고, N_p와 N_q는 그 융선에 해당되는 점들의 개수이다. 융선간의 일치 정도를 측정하기 위한 Distance Map Q_D는 Q_T의 각 점에서 융선까지의 최소 거리로 정의되며, 식 (5)와 같은 Distance Transform을 이용하여 얻을 수 있고, 그 결과는 그림 2-(c)와 같다[6].

$$Q_D(x,y) = min \parallel r_j^Q - Q_T(x,y) \parallel \quad (5)$$

Q_D의 값은 융선에 가까울수록 낮은 값을, 융선에서 멀어질수록 큰 값을 갖게 된다. 그러므로, 두 등록 영상 P와 Q의 좌표계가 정확하게 일치될수록 R^P에 대응하는 Q_D값의 합은 작게 되고, 반대인 경우에는 커지게 된다. 이러한 성질을 이용하여, P_T와 Q_D사이의 융선 정합 오류(RME: Ridge Matching Error)를 식 (6)과 같이 정의하고 이 값을 통하여 두 영상의 일치 정도를 판단 할 수 있다.

$$RME = \frac{1}{N_r}\sum_{n=1}^{N_r} w_n \cdot Q_D(X(i,j,\theta), Y(i,j,\theta)) \quad (6)$$

$$\begin{pmatrix} X(i,j,\theta) \\ Y(i,j,\theta) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \cos(\Phi_{init}+\theta) & -\sin(\Phi_{init}+\theta) \\ \sin(\Phi_{init}+\theta) & \cos(\Phi_{init}+\theta) \end{pmatrix} \begin{pmatrix} r_n^P - R_0^P \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} X_{init}+i \\ Y_{init}+j \end{pmatrix} + R_0^P$$

여기서 r_n^p은 P_T에서 융선에 해당하는 점들이고, N_r은 r_n^p 중에서 일치 시킨 후 Q_D와의 공통 영역 내에 존

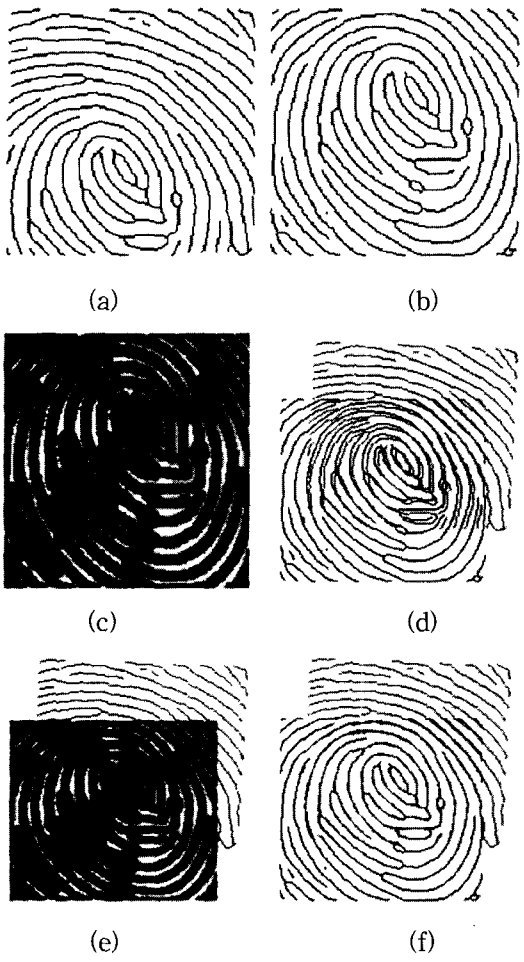

그림 2. 제안한 좌표계 일치 알고리즘의 처리 과정 : (a) P^T(P의 세선화 영상). (b) Q^T(Q의 세선화 영상). (c) Q_D((b)의 Distance Map). (d) (a)와 (b)에 대한 특징점을 이용한 좌표계 일치 결과. (e) (a)와 (c)에 의한 융선정보를 이용한 좌표계 일치 과정 (f) 융선정보를 이용한 좌표계 일치 결과

Fig. 2. Alignment process of the proposed algorithm: (a) P^T(the thinned image of P). (b) Q^T(the thinned image of Q). (c) Q_D(the Distance Map of (b)). (d) The coarse aligning result using (a) and (b).(e) The refined alignment using (a) and (c). (f) The result of (e).

재하는 융선에 해당하는 점들의 개수이며, w_n은 가중치이다.

특징점만을 이용한 초기의 좌표 일치는 그림 2-(d)와 같이 정확하지 않기 때문에 두 등록 영상간의 이동량과 회전량을 보정해 주어야 한다. 이 때, 그림 2-(e)와 같이 이동량 (i,j)은 융선 사이의 거리의 반까지, 회전량 θ은 2도 간격으로 $\pm 10^\circ$ 까지 변화시키면서 RME값이 최소가 될 때를 찾는다. 구해진 최소 RME값이 미리 정한 임계치 이상이면 일치되지 않는 것으로 간주하여 융합을 거부하고, 임계치 이하이면 일치되는 것으로 판단하여 그림 2-(f)와 같이 등록 영상을 일치시킨다. 이 때의 최적 일치 매개변수 $A_{opt} = (X_{opt}, Y_{opt}, \Phi_{opt})$는 다음과 같다.

$$A_{opt} = A_{init} + (i, j, \theta) \tag{7}$$

Ⅲ. 특징 융합

앞 장의 좌표계일치 과정을 거쳐 등록 영상 P와 Q의 좌표계가 일치되면, Q의 특징점들은 P의 좌표계로 변환된다. 이 때, 원래 등록되어 있던 P의 특징점들과 새롭게 변환된 Q의 특징점들은 항상 일치되는 것이 아니라 그림 3과 같이 크게 네 가지의 관계로 나타난다.

(1)의 경우는 변환된 Q의 특징점의 위치가 P에서 특징점이 추출되지 않은 위치에 독립적으로 나타난 경우이므로 이때의 Q의 특징점은 새로운 특징점으로써 저장한다.

(2)의 경우는 변환된 Q의 특징점의 위치에 P의 특징점이 존재하나 그 형태(끝점, 분기점)가 다른 경우이다. 이 경우는 지문을 입력 할 때 습도 차이 혹은 센서에 누르는 힘의 세기의 차이에 의해 나타날 수 있다. 많은 수의 등록 영상을 이용하는 경우 통계적인 기법 등 다양한 방법을 이용하여 보다 확률이 높은 쪽으로 선택할 수 있겠지만, 본 논문에서와 같이 적은 수의 등록 영상을 입력 받아 융합하는 경우에는 어느 쪽이 확실한지에 대한 판단을 정확히 내리기 힘들기 때문에 두 가지 형태의 정보를 모두 저장하는 것이 더 효율적이다.

(3)의 경우는 변환된 Q의 특징점의 위치에 P의 특징점이 존재하고 그 형태도 같으나, 방향의 차이가 커서 같은 특징점으로 인정하기 힘든 경우이다. 동일한 특징점이라면 방향이 비슷해야 하기 때문에 둘 중 하나는 비정상적인 방향을 갖는 특징점이라고 판단되며, 정상적인 특징점의 경우 주변 융선의 방향과 특징점의 방향이 일치하는 성질을 이용하여 이를 구분한다. 따라서 P와 Q의 각 특징점에 대해서 주변의 융선 방향과 비교하여 그 차이가 더 작은 것만을 인정하고 저장한다.

(4)의 경우는 변환된 Q의 특징점의 위치에 이와 같은 특징을 가지는 P의 특징점이 존재하는 경우로 P와 Q의 특징점들의 정보 중에 위치와 방향에 대한 정보는 두 특징점 정보의 평균으로 갱신하여 저장한다.

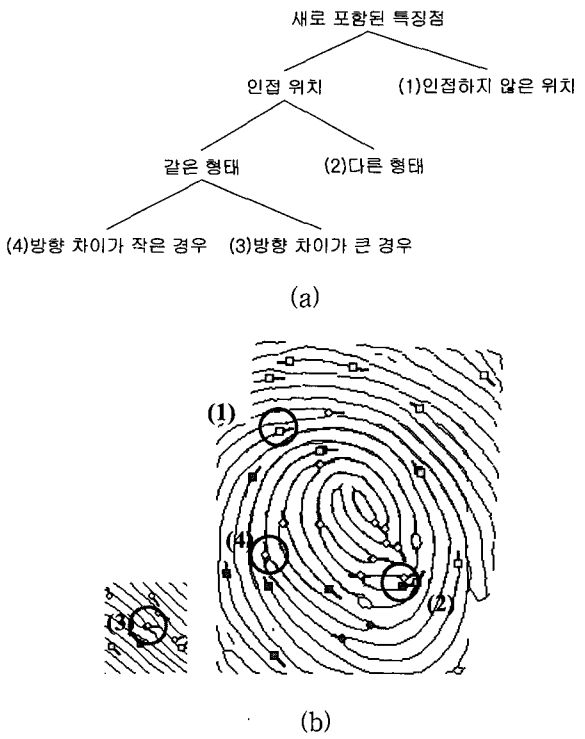

그림 3. 새로 포함된 특징점과 기존에 등록된 특징점과의 관계: (a) 새로 포함된 특징점의 상태 분류. (b) 각 경우에 대한 예

Fig. 3. Relationship between enrolled minutiae and new transformed minutiae: (a) Classification tree of new transformed minutia. (b) Example of each case

Ⅳ. 실험 결과

본 논문에서 사용된 지문 DB는 AuthenTec 센서로부터 서로 다른 손가락 90개에 대해서 10장씩을 입력받아 총 900장으로 구성되었다. 영상의 크기는 500 dpi에서 192*192 이다.

좌표계 일치 실험은 각 손가락에서 2장씩 영상을 선택하여 두 영상이 일치 되는지 총 ${}_{10}C_2*90$ 번 시도했다. 먼저, 특징점만을 이용한 좌표계 일치 실험에서는 정합을 통해 검출된 대응특징점 쌍(CP: Corresponding Minutiae Pair)을 이용하였다. 이 실험결과 식 (8)에 의해 표 1과 같이 대응 특징점 쌍의 수(nCP: the number of CP)가 증가할수록 좌표계 일치 실패율(AFR_m : Alignment Failure Rate at $nCP=m$)이 감소하였고, 대응 특징점 쌍의 수가 줄어들수록 좌표계 일치 실패율이 증가하였다. 이는 대응 특징점 쌍의 수가 적은 경우에 서로 다른 특징점이 대응 특징점 쌍으로 선택될 확률도 증가하기 때문이다. 이러한 잘못된

nCP	1	2	3	4	5	6	7
AFR_m(%)	100.0	91.8	58.6	20.0	6.1	1.4	0.0
nCP_m분포(%)	2.7	9.0	4.3	5.2	7.3	10.5	8.7
nCP_m누적분포(%)	2.7	11.7	16.0	21.2	28.4	39.0	47.7

표 1. CP 수에 따른 일치 실패 율과 CP 수의 분포

Table 1. The distribution of the number of CP and the Alignment Failure Rate

대응 특징점 쌍의 선택에 의한 등록 과정에서의 좌표계 일치 실패는 결국 잘못된 정보를 저장하게 되어 검증/인식 시 오류로 이어지게 된다. 따라서, 좌표계 일치 실패율을 반드시 0%로 만들 필요가 있는데, 표 1에서 보는 바와 같이 대응 특징점 쌍의 수가 7개 이상일 때 가능하다. 이는 대응 특징점 쌍의 수가 6개 이하인 경우에는 좌표계 일치 실패 확률이 존재하기 때문에 좌표계 일치를 거부해야 함을 뜻한다. 이 경우 식 (9)~(10)을 통해 전체 시도 중 38.96%의 높은 일치 거부율(ARR : Alignment Rejection Rate)을 가지게 되어 사용자의 등록 과정이 매우 불편하게 된다.

$$AFR_m = \frac{\text{일치시도 중 실패회수}}{\text{일치시도회수}}_{nCP=m} \times 100 \tag{8}$$

$$nCP_m\text{분포} = \frac{\text{일치시도회수}_{nCP=m}}{\text{일치시도회수}_{total}} \times 100 \tag{9}$$

$$nCP_m\text{누적분포} = \sum_{k=1}^{m} nCP_k\text{분포} \tag{10}$$

실제적으로 표 1에서 보면 대응 특징점 쌍의 수가 1~3개인 경우 좌표계 일치 실패율이 50% 이상 되어 좌표계 일치를 거부하는 편이 더 효율적이지만, 4~6개인 경우에는 전체 중 소수만이 실패하기 때문에 나머지 시도까지 거부하는 것은 비효율적이다. 특징점 정보만을 이용한 좌표계 일치 방법의 이러한 문제점을 본 논문에서는 제안한 융선 정보를 이용한 좌표계 일치 방법을 이용하여 해결하였다. 먼저, 융선 정보를 이용한 Distance Map을 사용하여 두 등록지문의 좌표계 일치 시의 융선 정합 오류(RME)값을 구하였고, 좌표계 일치에 성공한 것들(aligned)과 실패한 것들(misaligned)을 구분하여 각각의 무리에 대한 RME값의 분포를 그림 4와 같이 구하였다. 그림 4에서 보는 바와 같이 RME값이 35이하인 곳에서는 좌표계 일치 실패가 나타나지 않았고, 본 논문에서는 이러한 성질을 이용하여 좌표계

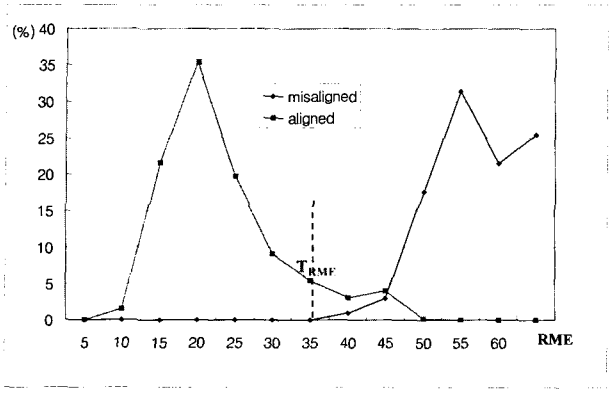

그림 4. RME 분포: 일치된 것 vs. 불일치된 것
Fig. 4. Ridge Matching Error Distribution: The aligned vs. the misaligned

표 2. 좌표계 일치 결과
Table 2. Alignment Results

T_m	특징점 좌표계 일치		융선 좌표계 일치	
	$ARR_{minutia}$	$AFR_{minutia}$	ARR_{ridge}	AFR_{ridge}
6	38.96	0.00	38.96	0.00
5	28.44	0.44	29.04	0.00
4	21.19	0.59	22.07	0.00
3	16.00	1.63	18.07	0.00
2	11.70	4.15	16.30	0.00

일치 실패가 나타난 RME 최소값 보다 낮은 값을 임계치(T_{RME})로 설정함으로써 적은 수의 대응 특징점 쌍이 나오더라도 좌표계 일치가 되지 않을 것들(RME값이 높은 것들)만을 미리 선별적으로 거부하여 좌표계 일치 실패율을 0%로 유지하면서 전체적인 좌표계 일치 거부율을 표 2에서와 같이 38.96%에서 16.30%로 낮출 수 있었다.

표 2에서 특징점을 이용한 좌표계 일치에서의 일치 거부율($ARR_{minutia}$)은 특징점 개수의 임계값(T_m)을 m으로 설정했을 때 nCP가 m보다 작은 모든 경우를 거부해야 하므로 표 1에서의 nCP_m누적분포 즉, 식 (10)과 같고, 이 때 일치 실패율($AFR_{minutia}$)은 식 (11)과 같이 표현된다. 융선을 이용한 좌표계 일치에서는 임계치(T_{RME})를 그림 4에서 선정한 값으로 선택하면 특징점을 이용한 방식에서 일치 실패 되었던 것들 중 융선 방식에서도 일치 실패될 것들을 미리 알 수 있기 때문에 이들을 일치 거부함으로써, 표 2에서와 같이 동일한 T_m에서는 일치거부율(ARR_{ridge})이 약간 상승하지만 등록과정에서 치명적인 일치 실패율(AFR_{ridge})을 상당히 낮출 수 있었다.

표 3. 융합에 따른 평균 특징점 수의 변화
Table 3. The change of the average number of minutiae

	1번째 등록	2번째 등록	3번째 등록
융합 후 평균 특징점 수	17.2	24.1	27.5

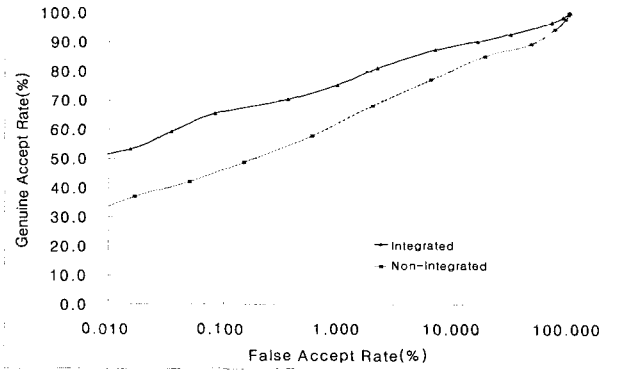

그림 5. ROC 특성 곡선
Fig. 5. ROC Curves

위와 같은 방법으로 등록 영상들의 좌표계를 일치시킨 다음 본 논문에서 제안된 방법에 의해 특징점 정보를 융합하여 표 3과 같은 결과를 얻었다. 등록 영상의 수가 늘어날수록 저장되는 특징점의 수가 증가하나 그 증가율은 점차적으로 감소함을 알 수 있다. 이는 등록 영상이 많아질수록 등록 영상들 사이의 공통 영역이 증가하기 때문이다. 따라서, 등록 영상의 수를 무조건 증가시키는 것이 좋은 것이 아니라 센서의 크기와 사용자의 편리성 등을 고려하여 적절한 수의 등록 영상을 입력받거나, 사용자로 하여금 등록 영상들의 위치 차이가 많이 나도록 그 정보를 융합하는 방법이 효율적임을 알 수 있다.

$$AFR_{minutia}\big|_{T_m} = \frac{\text{일치실패회수}\big|_{nCP>T_m}}{\text{일치시도회수}\big|_{total}} \times 100 \quad (11)$$

$$ARR_{ridge} = ARR_{minutia} + \frac{\text{일치거부회수}\big|_{RME>T_{RME},nCP>T_m}}{\text{일치시도회수}\big|_{total}} \times 100 \quad (12)$$

$$AFR_{ridge} = \frac{\text{일치실패회수}\big|_{RME\le T_{RME},nCP>T_m}}{\text{일치시도회수}\big|_{total}} \times 100 \quad (13)$$

등록 영상의 융합에 대한 유용성을 실험하기 위하여 융합 전 정보를 저장한 것과 융합 된 정보를 저장한 것을 이용하여 검증 실험을 하였다. 그림 5는 두 가지 실험에 대한 ROC 곡선을 나타내고, 이를 통해 융합된 정

보를 저장하는 편이 성능을 더 향상시킬 수 있음을 확인할 수 있다. 이러한 결과는 융합된 정보가 결국 더 넓은 지문영역을 표현하므로 검증 시 지문을 입력하였을 경우에 입력 영상과 등록된 정보와의 공통영역 또한 더 넓어지기 때문이다.

V. 결 론

본 논문에서는 동일 손가락에서 나온 서로 다른 지문 영상의 정보를 대응 특징점 쌍을 이용한 좌표계 일치 방법과 융선의 정보를 이용한 Distance Map을 통해 좌표계를 일치시키는 방법을 이용하여 등록 영상을 융합하는 방법을 제안하였다. 실험결과를 통해 융합된 정보를 이용하는 것이 융합하지 않은 정보를 이용하는 것보다 성능이 월등히 향상됨을 보였으나, 본 논문에서 제안한 방법은 입력면적이 작은 센서에 의한 지문 영상만을 대상으로 했기 때문에, 입력 면적이 큰 센서에서 실제적으로 많이 발생되는 지문의 비선형적인 변형에는 취약한 문제점을 갖는다. 앞으로 이런 비선형적인 변형을 고려한 연구가 필요하고, 2장 이상의 많은 영상을 융합할 경우의 문제 그리고 이에 따른 특징점의 신뢰도 문제도 추가적인 연구가 필요하다.

참 고 문 헌

[1] A. K. Jain and A. Ross, "Fingerprint Mosaic king", *Proc. International Conference on Acous tic Speech and Signal Processing (ICASSP)*, vol.4 , pp. 4064-4067, 2002.

[2] H. Ramoser, B. Wachmann, H. Bischof "Efficient Alignment of Fingerprint Images", *Proceedings 16th International Conference on Pattern Recog nition*, pp. 748-751, vol.3, 2002.

[3] R. Qun, T. Jie, H. Yuliang and C. Jiangang, "Automatic Fingerprint Identification Using Clus ter Algorithm", *Proceedings 16th International Conference on Pattern Recognition*, pp. 398-401, vol.2, 2002.

[4] Xudong Jiang; Ser, W, "Online fingerprint temp late improvement", *IEEE Transactions on Pat tern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 24 Issue: 8 , pp. 1121 -11, Aug. 2002.

[5] Dongjae Lee, Kyoungtaek Choi, and Jaihie Kim, "A Robust Fingerprint Matching Algorithm Us ing Local Alignment", *Proceedings 16th Interna tional Conference on Pattern Recognition*, pp. 803-806 vol.3, 2002.

[6] Andrew W Fitzgibbon, "Robust Registration of 2D and 3D Point Sets", *Proceedings, British Machine Vision Conference*, pp. 411-420 , 2001.

저 자 소 개

이 동 재(정회원)
1997년 연세대학교 전자공학과 학사 졸업
1999년 연세대학교 전기전자 공학과 석사 졸업
2004년 연세대학교 전기전자 공학과 박사 과정
2004년 (주)삼성전자 SOC연구소 선임연구원
<주관심분야: 생체인식, 패턴인식, 컴퓨터 비전>

이 상 훈(정회원)
1997년 명지대학교 전자공학과 학사 졸업
1999년 명지대학교 전자공학과 석사 졸업
2004년 연세대학교 전기전자 공학과 박사 과정
<주관심분야: 인공지능, 영상처리, 생체인식>

최 경 택(정회원)
2001년 중앙대학교 전기전자 공학부 학사 졸업
2003년 연세대학교 전기전자 공학과 석사 졸업
2004년 연세대학교 전기전자 공학과 박사 과정
<주관심분야: 인공지능, 영상처리, 생체인식>

김 재 희(정회원)
1979년 연세대학교 전자공학과 학사 졸업
1982년 Case Western Reserve University 전기 공학 석사
1984년 Case Western Reserve University 전기 공학 박사
2004년 연세대학교 전기전자공학부 교수
2004년 한국 생체인식 포럼 기술분과 위원장
2004년 과학기술부 지정 생체인식 연구센터 소장
<주관심분야: 패턴인식, 영상인식, 생체인식, 컴퓨터 비전>