

논문 2004-41SP-2-6

지문 등록을 위한 템플릿 융합 알고리즘

(Template Fusion for Fingerprint Recognition)

류 춘 우*, 문 지 현*, 김 학 일**

(Choonwoo Ryu, Jihyun Moon, and Hakil Kim)

요 약

본 논문은 다수의 지문 특징점 템플릿(fingerprint minutiae template)을 융합하여 하나의 슈퍼 템플릿(super-template)을 생성하는 새로운 알고리즘을 제안한다. 슈퍼 템플릿은 지문의 올바른 특징점 정보만으로 구성된 템플릿을 의미하는 것으로서 본 연구에서 제안하는 재귀적 베이지안 추정(recursive Bayesian estimation) 방법으로 특징점의 신뢰도를 추정하여 높은 신뢰도를 가지는 특징점만으로 슈퍼 템플릿을 생성한다. 본 논문에서는 지문 영상이 순차적으로 획득될 때, 나중에 획득된 지문 영상 특징점 정보에 재귀적 베이지안 추정 기법을 적용하여 먼저 획득된 영상의 특징점들에 대한 신뢰도를 추정한다. 적용된 재귀적 베이지안 추정 방법은 여러 영상에서 공통적으로 발견된 특징점에 대해 그 신뢰도를 증가시키는 반면, 다른 영상에서 발견되지 않는 특징점의 신뢰도는 감소시킨다. 같은 방법으로, 특징점의 타입(분기점과 단점)에 대한 신뢰도도 추정할 수 있다. 본 논문은 실험을 통해 제안한 알고리즘에 의한 슈퍼 템플릿이 인증 성능을 크게 향상시킬 수 있음을 보였다.

Abstract

This paper proposes an algorithm of generating a super-template from multiple fingerprint impressions using a data fusion technique for fingerprint enrollment. The super-template is considered as a single fingerprint template which contains most likely true minutiae based on multiple fingerprint images. The proposed algorithm creates the super-template by utilizing a recursive Bayesian estimation method (RBEM), which assumes a sequential fingerprint input model and estimates the credibility of the minutiae in previous input templates from a current input template. Consequently, the RBEM assigns a higher credibility to commonly detectable minutiae from several input templates and a lower credibility to rarely found minutiae from other input templates. Likewise, the RBEM is able to estimate a credibility of the minutia type (ridge ending or bifurcation). Preliminary experiments demonstrate that, as the number of fingerprint images increases, the performance of recognition can be improved while maintaining the processing time and the size of memory storage for the super-template almost constant.

Keywords : Super-template, Multiple impressions, Fingerprints

I. 서 론

자동 지문 검증 시스템(automatic fingerprint verification system)은 입력지문과 미리 저장된 지문 템플릿(template)을 비교하여 본인 여부를 결정한다. 이 때 사

* 정회원, 인하대학교 자동화공학과
(Dept. of Automation Engineering, INHA University)

** 정회원, 인하대 정보통신공학부
(School Of Information & communication Engineering, INHA University)

※ 본 연구는 한국과학재단 지정 생체인식연구센터의 지원을 받아 이루어졌습니다

접수일자: 2003년7월19일, 수정완료일 2004년3월1일

용되는 정보는 각각의 지문 영상에서 추출된 특징량 집합(feature set)들이다. 지문의 특징량은 그 특성에 따라 전역적 특징량(global features), 지역적 특징량(local features), 그리고 관계적 특징량(relational features)로 나눌 수 있다^[1,2]. 이 중에서 많은 지문 인식 알고리즘에서 사용되는 특징량은 지역적 특징량이며, 이에 속하는 분기점(ridge bifurcation)과 단점(ridge ending)을 특징점(minutiae)이라 한다.

지문 인식 알고리즘은 크게 특징 추출과 정합 과정으로 구분된다. 특징 추출 과정은 지문 영상에서 분기점과 단점 등의 특징량 집합을 획득하는 과정이며, 정합은 두 지문 영상에서 추출된 특징량 집합으로부터 본인

여부를 판별하거나 두 지문간의 유사도를 계산하는 과정이다.

특징 추출은 인식 알고리즘의 성능을 결정짓는 중요한 과정으로 A. Jain, D. Maio 그리고 L. Hong등에 의해 다수의 알고리즘이 제안되었다^[3-5]. 특징 추출 성능은 지문 입력 센서 표면의 상태, 피부의 상태, 압착 날 인시의 압력 등의 환경적 요인에 의해 많이 좌우되는 경향이 있다. 즉, 이런 환경에서 추출된 특징점에는 옳은 특징점(genuine minutiae)이외에, 존재하는 특징점이 누락(dropped minutiae)되거나 존재하지 않는 의사 특징점(spurious minutiae)이 포함되기도 하고 특징점의 타입(분기점과 단점)이 잘못 결정되는 등의 오류가 포함될 수 있는 것이다.

이러한 오류를 극복하기 위해 많은 의사 특징점 제거 알고리즘들이 제안되었다^[6-9]. Xiao^[6]등은 8가지의 의사 특징점의 기본 구조를 정의하고 해당 구조가 세선화 영상에 존재하면 해당 특징점을 의사 특징점이라 간주하여 제거하였다. Farina^[7]등이 제안한 알고리즘에는 중심점(core)과 삼각주(delta) 주위의 특징점을 누락시키는 문제가 종종 발생하였으며, 이를 해결할 수 있는 방안으로 Ahn^[8]등은 자신의 알고리즘에서 정의한 특이 영역을 의사 특징점 제거 대상에서 제외시켰다. Maio^[9]등은 의사 특징점 여부를 판단하기 위해 신경망(neural network) 기법을 사용하였다.

의사 특징점 제거 알고리즘은 의사 특징점을 제거할 수 있으나 누락된 특징점을 복원하지는 못한다. 또한, 옳은 특징점임에도 불구하고 알고리즘의 규칙에 의해 그것이 잘못 제거되는 경우도 생긴다. 이러한 의사 특징점 제거 알고리즘의 한계를 극복하기 위해서 다수의 동일 손가락에 대한 지문 영상으로부터 특징점을 보다 완벽하게 추출하는 알고리즘들이 제안되었다^[10-13]. 제안된 알고리즘들은 사용하는 정보의 종류에 따라 크게 지문 영상을 이용하는 알고리즘^[12,13]과 특징점만을 이용하는 알고리즘^[10,11]으로 구분할 수 있고, 알고리즘의 적용 목적에 따라 등록용 템플릿을 생성하는 알고리즘^[12,13]과 등록된 템플릿을 갱신하는 알고리즘^[10,11]으로 구분된다.

다수의 지문 영상에 의한 등록 알고리즘은 크게 템플릿 선택, 영상 융합, 특징점 융합의 3가지로 구분된다. 템플릿 선택이란 K 개의 지문 템플릿을 선택하여 등록 템플릿에 저장하는 것으로서 Jain^[14]은 실험적 연구에서 그 효용성을 보였다. 그러나 저장 공간이 많이 요구되고 인증 시 K 번의 일대일 정합이 요구되므로 인증 시간이 많이 필요하다는 문제점이 존재하였다. Jain^[12]과

Lee^[13]등은 영상 융합 알고리즘을 제안하였으나 영상 기반의 융합 과정이 요구되므로 등록 템플릿 생성시 처리 시간과 연산 비용이 많이 요구되는 단점이 존재하였다. 반면에, 템플릿 선택 방법과는 달리 한 번의 일대일 정합만이 요구되므로 인증 시간이 짧게 소요되는 장점이 있었다.

본 논문에서는 특징점 융합 기반의 등록 알고리즘을 제안한다. 이 알고리즘은 다수의 지문 특징점 템플릿(fingerprint minutiae template)을 융합하여 하나의 슈퍼 템플릿(super-template)을 생성하는데, 영상 기반의 알고리즘에 비하여 융합 시 적은 연산 비용으로 슈퍼 템플릿을 생성할 수 있고, 하나의 슈퍼 템플릿만을 생성하므로 인증 시 템플릿 선택 방법과는 달리 빠른 인증 시간이 보장된다는 장점이 있다. 또한, 본 연구에서 제안하는 재귀적 베이지안 추정 방법(RBEM: Recursive Bayesian Estimation Method)은 입력 템플릿 수의 변화에 무관하게 적용할 수 있으며, 이를 통해 특징점의 신뢰도와 특징점 타입(분기점 또는 단점)의 신뢰도를 추정할 수 있다.

본 논문은 II장에서 RBEM을 소개하고, III장에서 슈퍼 템플릿의 개념과 제안하는 알고리즘을 설명한다. IV장에서는 제안 알고리즘 성능 평가를 위한 실험 결과를, 끝으로 V장에서는 결론 및 향후 연구 과제를 정리한다.

II. 재귀적 베이지안 추정

RBEM은 N 개의 관측값이 순차적으로 발생했을 때, 이 값들을 근거로 추정하고자 하는 변수의 확률을 재귀적인 형태로 계산한다^[15,16]. 식 (1)은 $t+1$ 번째 관측값 O_{t+1} 이 발생했을 때 변수 Θ 가 θ_i 일 확률을 나타낸 것이다.

$$P(\Theta = \theta_i | O_{t+1}) = \frac{P(O_{t+1} | \Theta = \theta_i) P(\Theta = \theta_i | O_t)}{\sum_{\Theta} P(O_{t+1} | \Theta) P(\Theta | O_t)} \quad (1)$$

본 논문에서 RBEM을 통해 추정하고자 하는 대상은 지문 추출 알고리즘에 의해 추출된 특징점과 그 특징점 타입(분기점 혹은 단점)의 신뢰도이다. 관측값이 등록시 사용되는 템플릿의 개수만큼 존재한다고 하면, RBEM은 추출된 특징점이 옳을 확률과 특징점의 타입이 정확할 확률을 계산하게 된다.

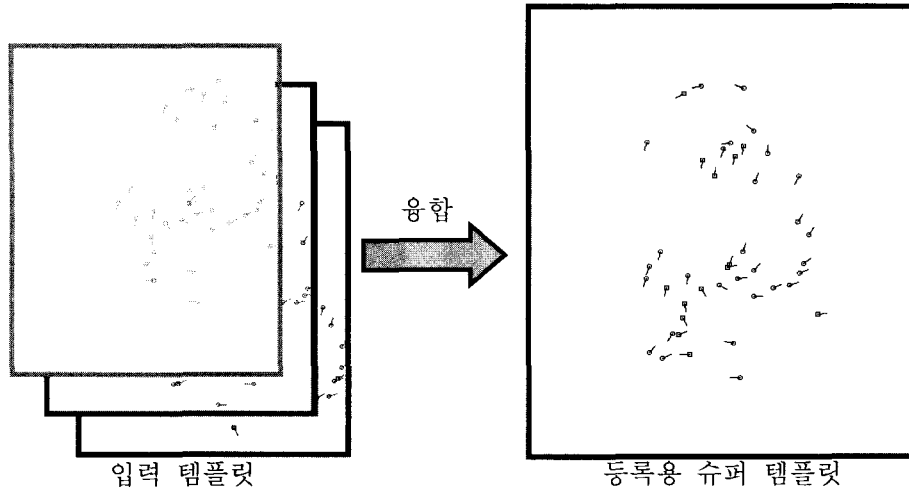


그림 1. 슈퍼 템플릿 생성
Fig. 1. Super-template generation

III. 슈퍼 템플릿 생성 알고리즘

슈퍼 템플릿 생성의 기본 개념은 그림 1과 같다. 좌측 입력 템플릿은 슈퍼 템플릿을 생성하기 위해 사용되는 템플릿으로서 입력지문의 수와 일치한다. 그림의 우측은 여러 입력 템플릿을 융합시켜 생성한 하나의 슈퍼 템플릿을 표현한 것이다. 즉, 입력은 다수의 템플릿들이고 생성되는 슈퍼 템플릿은 융합된 하나의 템플릿이 된다. 그림 1에서 알 수 있는 바와 같이 슈퍼 템플릿이 포함하는 지문 영상은 각 입력 템플릿의 지문 영상의 크기와 일치하지 않는데, 일반적으로는 입력 템플릿보다 큰 템플릿 크기를 갖게 된다. 템플릿에 포함된 특징점들도 입력 템플릿 중 어느 하나에 전부 속하는 것이 아니라 확률적으로 옳은 특징점일 가능성이 높은 특징점들이 선택되어 슈퍼 템플릿에 저장된다.

1. 알고리즘 개요

본 연구에서 제안하는 알고리즘은 그림 2와 같이 입력지문 선택, 템플릿 갱신 그리고 슈퍼 템플릿 생성의 3가지 과정으로 이루어진다. 입력지문 선택 과정은 미리 결정된 K 개의 등록에 적합한 입력지문을 획득하는 과정이다. 템플릿 갱신 과정은 *RBEM*을 이용해 기준 템플릿(reference template)에 입력지문 템플릿들의 정보를 보완함으로써 옳은 특징점일 확률을 계산하고, 끝으로 옳은 특징점일 확률이 높은 특징점들만을 선택하여 하나의 슈퍼 템플릿을 생성하는 것이다.

알고리즘의 첫 단계는 등록 알고리즘에서 사용될 K 개의 지문 영상들을 획득하는 것이다. 본 과정에서는

먼저, 특징점 추출 알고리즘을 이용하여 각 입력지문으로부터 특징점을 추출하고, 정합 알고리즘을 이용하여 입력된 지문 영상들이 융합에 적합한 유사성들을 가지게 되는지를 평가한다. 만일, 특징점 융합에 부적합한 지문영상이 존재하면 이를 제거하고 K 개의 적합한 입력지문이 획득될 때까지 위 과정을 반복한다.

두 번째 단계인 템플릿 갱신은 기준 템플릿에 다른 입력 템플릿 정보를 추가하여 등록된 특징점들이 옳을 확률을 계산하는 과정이다. 본 과정은 크게 기준 템플릿 결정과 템플릿 갱신으로 나누어 진다. 기준 템플릿 결정 과정에서는 입력 템플릿 중에서 처음 등록될 템플릿-즉, 기준 템플릿-과 기준 템플릿의 정보를 *RBEM*으로 갱신하기 위한 입력 템플릿의 순서를 결정하는데, 시간적인 입력 순서에 무관하게 우수한 슈퍼 템플릿이 생성될 수 있도록 한다. 템플릿 갱신은 이미 등록된 특징점 정보-즉, 기준 템플릿 및 이미 갱신에 사용된 템플릿의 특징점 정보-에서 입력 템플릿 정보를 이용해 특징점들이 옳을 확률을 계산하는 과정이다. 이 과정에서는 *RBEM*을 사용하여 대상 특징점의 옳을 확률과 그 특징점 타입의 신뢰도를 결정한다.

마지막 단계는 슈퍼 템플릿 생성 단계이다. 이전 과정에서 계산된 옳은 특징점일 확률을 기반으로 일정 확률값 이상을 가지는 특징점들을 슈퍼 템플릿의 특징점으로 선택한다. 이 때 특징점들은 입력 과정에서 사용된 지문 영역보다 더 넓은 영역에서도 선택 가능하다. 따라서 이 방법은, 작은 입력 창을 가진 지문 입력 센서의 입력 영상에 적용하면 센서의 물리적인 입력 영역에 무관하게 많은 특징점을 획득할 수 있다는 장점이 있

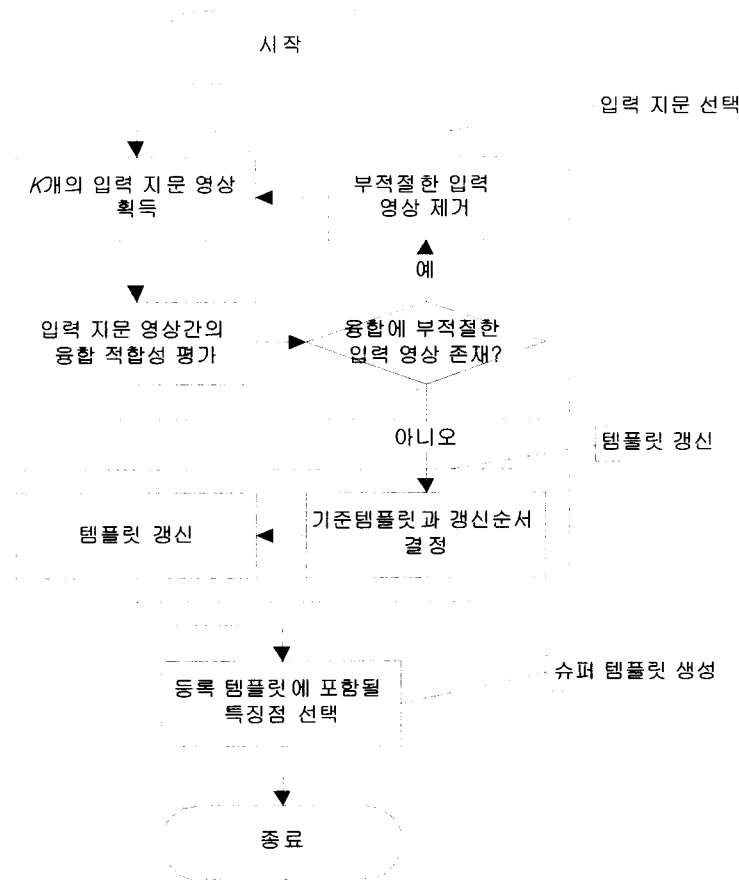


그림 2. 제안 알고리즘
Fig. 2. Overview of the proposed algorithm

다. 또한, 생성되는 슈퍼 템플릿의 구조가 하나의 지문 영상에 의해 생성된 템플릿의 구조와 동일하므로 인증 시 기존 정합 알고리즘을 수정 없이 사용할 수 있다.

2. 입력지문 선택

하나의 센서에서 동일 손가락의 지문 영상 K 개를 취득하고, 그 중 i 번째 지문 영상을 F_i^i 라고 하면, 추출 알고리즘을 이용해 F_i^i 에서 추출한 특징점 집합 (minutia set)과 지문 영역 정보(segmentation information)를 각각 $T_i^i = \{T_m^i\}$ 와 R_i^i 라고 표현할 수 있다. 지문 영역 정보는 지문 영상을 2차원 행렬 형태로 표현하고 각 행렬 원소에 해당하는 영상 영역이 지문 영역에 속하는지 배경 영역에 속하는지를 기록하는데 사용된다. K 개의 지문 영상 집합을 $F_I = \{F_i^i\}$ 라고 할 때 템플릿의 집합 T_m^i 는 식 (2)와 같이 표현되는데, 이 때 특징점의 위치를 (x_m^i, y_m^i) , 특징점의 방향을 θ_m^i , 그리고 그 타입을 ζ_m^i 로 표기한다.

$$T_m^i = (x_m^i, y_m^i, \theta_m^i, \zeta_m^i) \tag{2}$$

만일 추출 알고리즘이 임의의 지문 영상 F_i^i 에서 특징점을 추출할 수 없다면 그에 해당하는 T_i^i 와 R_i^i 는 생성되지 않는다. 이 때, 해당 지문 영상 F_i^i 는 제거하고 새로운 지문 영상을 센서로부터 다시 획득한다.

K 개의 입력된 지문 영상 모두가 특징점 추출이 가능할 경우 모든 지문 영상이 융합에 적합함을 평가해야 되는데, 이 때의 기준은 특징점 정합 알고리즘에 의해 결정되는 지문 영상간의 유사도이다. K 개의 입력지문에 포함된 두 지문에 대해 본인 대 본인 정합(genuine matching)의 유사도가 너무 높으면 두 지문의 비교를 통해 얻을 수 있는 새로운 정보가 더 이상 없다고 판단하여 그 중 한 영상을 제거한다. 이와 반대로 유사도가 지나치게 낮으면, 올바른 특징점 융합이 불가능하다고 판단하여 그 중 한 영상을 제거한다. 즉, K 개 입력지문간의 유사도는 모두 제한된 범위 내에 속해야 한다.

K 개의 지문 영상들로 가능한 본인 대 본인 정합의 경우의 수는 ${}_K C_2$ 이다. 이중에서 어떤 두 지문 영상의

템플릿 $T^i, T^j (i \neq j, 1 \leq i, j \leq K)$ 간의 정합에 의한 유사도를 s_{ij} 라 하고, i 번째 지문과 다른 모든 지문간의 정합에 의한 유사도의 평균을 S_i 라 하면, s_{ij} 와 S_i 는 식 (3)과 같이 표현된다.

$$s_{ij} = M(T^i, T^j)$$

$$S_i = \frac{1}{K-1} \sum_{j=1, j \neq i}^K s_{ij} \quad (1 \leq i, j \leq K, i \neq j \text{ and } 0 \leq s_{ij} \leq 1) \quad (3)$$

여기서 함수 $M(\cdot)$ 은 지문 정합 알고리즘을 나타내는데 결과로 s_{ij} 를 보여준다. 이 때 $s_{ij} = 0$ 이면 두 지문 템플릿 $T^i, T^j (i \neq j)$ 사이에 유사성이 전혀 없고, $s_{ij} = 1$ 이면 두 지문이 완전히 동일한 것이라고 판단한다.

i 번째 입력지문이 특징점 융합에 적합한지에 대한 판단은 식 (4)에 의해 결정된다. 식 (4)의 임계치 th_{diff} 와 th_{same} 는 정합 알고리즘에 따라 다르게 결정되어야 한다. 두 지문간의 공통된 특징점 정보가 부족하여 올바른 특징점 융합을 기대하기 어려운 경우의 유사도를 기준으로 임계치 th_{diff} 을 결정하고, 두 지문간의 동일한 특징점 정보가 지나치게 많아서 융합을 해도 새로운 정보를 기대하기 어려운 경우의 유사도를 기준으로 임계치 th_{same} 을 결정한다.

$$Q_i = \begin{cases} q_d & \text{if } s_{ij} < th_{diff} \\ q_s & \text{if } s_{ij} > th_{same} \\ q_a & \text{others} \end{cases}$$

(for any $j(i \neq j), 0 \leq th_{diff} \leq th_{same} \leq 1$) (4)

i 번째 입력지문의 유사도 품질 Q_i 는 식 (4)와 같이 세 가지 속성 (q_d, q_s, q_a) 중 하나 이상을 가질 수 있다. 만일 i 번째 입력지문의 유사도 품질 Q_i 가 q_d 라는 속성을 포함한다면, th_{diff} 보다 작은 유사도 s_{ij} 를 가지는 i 번째 지문과 j 번째 지문간에는 올바른 융합에 필요한 최소한의 유사성 (th_{diff}) 이 존재하지 않는 것으로 판단한다. 만일 속성이 q_d 인 입력지문들이 다수 존재한다면,

식 (5)와 같이 그 지문들 중에서 다른 지문 영상들과의 유사도가 가장 낮은 지문 영상 $F_i^{i^*}$ 만을 융합에 적합하지 않은 지문 영상으로 판단하여 제거한다.

$$i^* = \arg \min_i (S_i | Q_i = q_d) \quad (5)$$

위와 유사하게, i 번째 지문의 유사도 품질 Q_i 가 q_s 라는 속성을 가진다면, th_{same} 보다 큰 유사도 s_{ij} 에 해당하는 i 번째 지문과 j 번째 지문은 정보의 중복이 많아 두 지문 모두를 융합에 사용하는 것으로써 새로운 정보를 기대할 수 없으므로 효율적이지 못하다고 판단한다.

만일 속성이 q_s 인 입력지문들이 다수 존재한다면, 식 (6)과 같이 그 지문들 중에서 다른 지문 영상과 유사성이 가장 큰 지문 영상 $F_i^{i^{**}}$ 만을 융합에 적합하지 않은 지문 영상으로 판단하여 제거한다.

$$i^{**} = \arg \max_i (S_i | Q_i = q_s) \quad (6)$$

정리하면, 입력지문 선택 과정에서는 우선 특징 추출이 불가능한 입력 영상이 제거되고, 유사도 품질이 q_d 나 q_s 인 경우 식 (5)와 식 (6)을 이용하여 가장 품질이 나쁜 지문 영상이 선택적으로 제거된다. 이 때, 제거된 영상의 수만큼 새로운 지문 영상이 요구되며, 새로운 영상을 포함하여 지문 영상간의 유사도 품질이 모두 q_a 만을 가질 때까지 위 과정은 반복된다. 다음의 그림 3은 K 가 3인 경우를 가정한 입력지문 선택 과정의 예를 표현한 것이다.

3. 템플릿 갱신

입력된 K 개의 지문 영상의 유사도 품질이 모두 q_a 만을 가질 경우 템플릿 갱신이 이루어진다. 이 과정은 다시 기준 템플릿 및 갱신 순서 (updating order) 결정 과정과 템플릿 갱신 과정으로 구분된다.

3-1. 기준 템플릿 및 갱신 순서 결정

본 논문의 슈퍼 템플릿이란 동일 손가락의 K 개 지문 영상에서 취득한 특징점 정보를 이용하여 옳은 특징점 일 가능성이 높은 특징점들만을 수집해 만든 하나의 템플릿을 말한다. 이 과정에서 다수의 템플릿에 대해 공통적으로 여러 번 발생하는 특징점은 옳은 특징점일 확

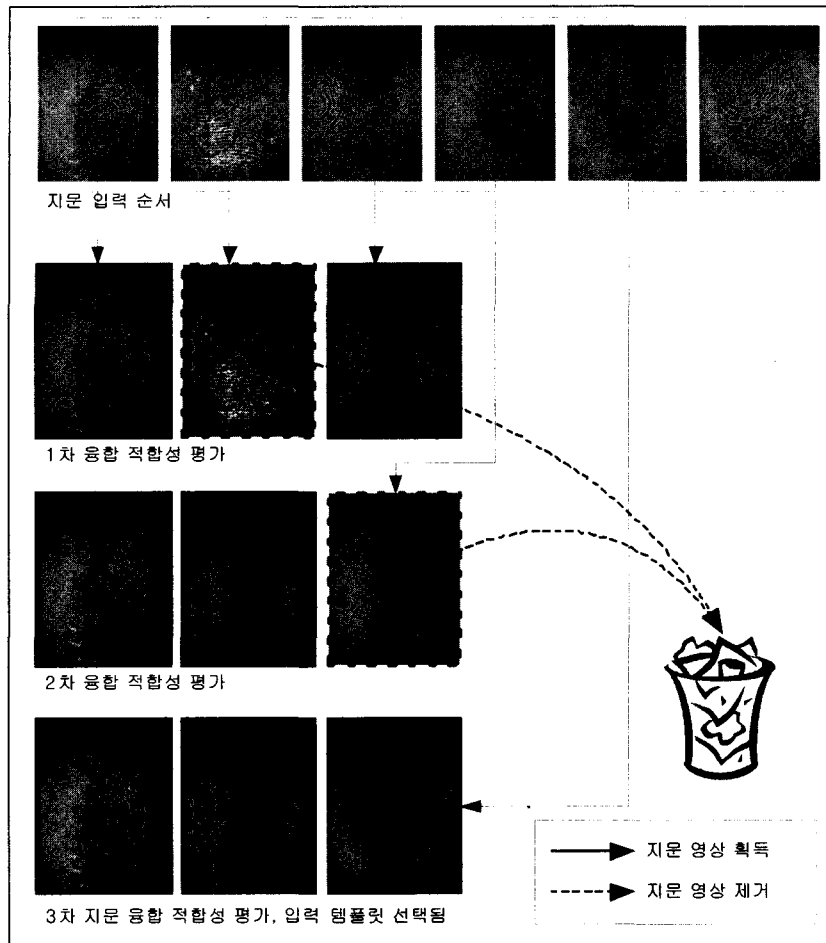


그림 3. 입력지문 선택 예
Fig. 3. Visualization of the input image selection

률이 높아지고, 출현 회수가 낮은 특징점은 의사 특징점일 확률이 높아진다. 따라서, 본 연구에서는 K 개 템플릿의 갱신 순서를 정하여 미리 입력된 템플릿의 특징점을 나중에 입력되는 템플릿의 특징점으로 확률을 갱신하는 방식으로 특징점이 옳을 확률을 계산한다.

K 개의 지문 영상들은 모두 동일인의 동일 손가락을 각각 다른 시점에 취득한 것들이다. 그런데 일반적인 등록 과정에서의 영상 취득은 짧은 시간 내에 이루어지므로 시간의 흐름에 따른 지문의 변화(aging)를 고려할 필요가 없다. 따라서, 갱신 순서는 획득 시점을 고려하지 않고도 결정할 수 있다. 본 알고리즘에서는 템플릿 간의 정합 유사도 S_{ij} 를 이용하여 기준 템플릿과 갱신 순서를 결정하는데, 여기서 기준 템플릿이란 최초로 입력되는 템플릿을 말한다. 이 기준 템플릿을 제외한 나머지 $K-1$ 개의 템플릿은 정해진 순서에 따라 미리 입력된 특징점의 확률을 갱신할 때 사용된다. 이 때 일부 특징점이 새로 추가되기도 하는데, 이 입력 순서가 갱신

순서가 된다.

우선, 기준 템플릿 T^{ref} 와 그 지문 영역 정보 R^{ref} , 그리고 지문 영상 F^{ref} 를 식 (7)로 표현한다. 식 (7)은 유사도 평균이 가장 높은 템플릿을 기준 템플릿으로 결정한다. 유사도 품질이 가장 높은 템플릿은 나머지 $K-1$ 개의 템플릿과 공통되는 특징점 정보를 가장 많이 가지고 있는 것이며, 이를 먼저 등록함으로써 후에 있을 특징점 갱신이 더 효율적으로 이루어질 수 있게 한다.

$$F^{ref} = F_i^{ref}, T^{ref} = T_i^{ref}, R^{ref} = R_i^{ref}$$

$$\text{where } ref = \arg \max_{i=1, K, K} (S_i | Q_i = q_a) \tag{7}$$

템플릿 갱신 순서는 식 (8)과 같이 기준 템플릿 T^{ref} 와의 유사도에 의해 결정된다. 즉, 기준 템플릿과의 유사도가 높은 템플릿이 먼저 입력되는데, 식 (8)에서는 T^1 이 먼저 특징점 정보 갱신에 사용되고 T^{K-1} 이 마지막에 사용된다.

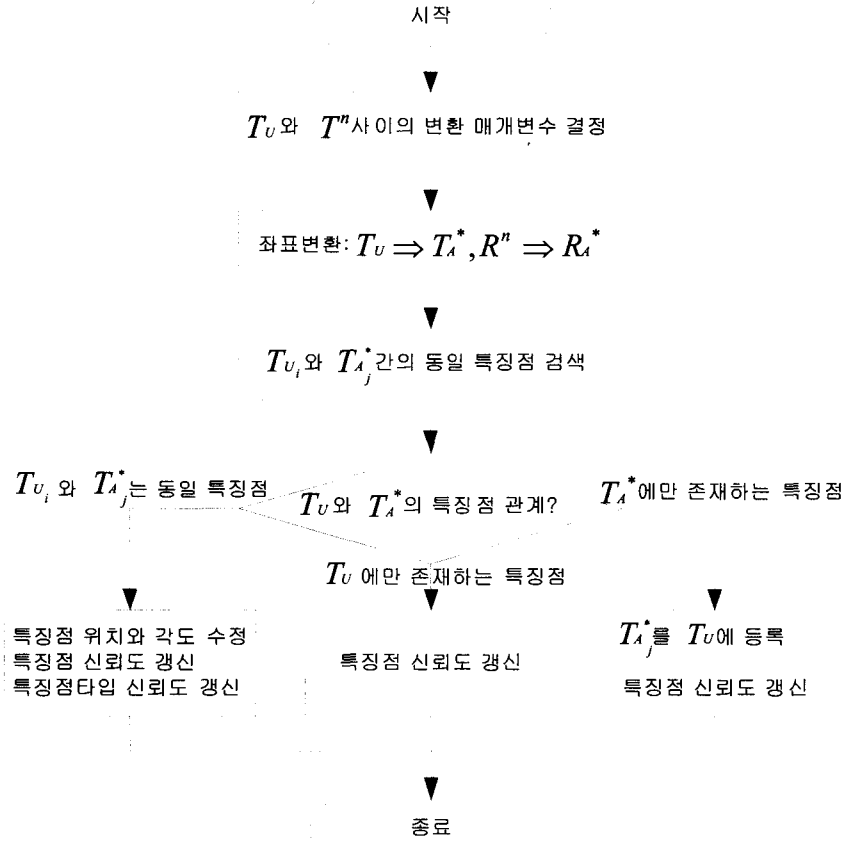


그림 4. 템플릿 갱신 순서도
Fig. 4. Flowchart of template updating

$$\begin{aligned}
 F^n &= F_i^{\kappa_n}, \quad T^n = T_i^{\kappa_n}, \quad R^n = R_i^{\kappa_n} \quad (1 \leq n \leq K-1) \\
 \text{where } \kappa_1 &= \arg \max_{\substack{i=1,K,K \\ i \neq ref}} (s_{ref i}) \\
 \text{and } \kappa_n &= \arg \max_{\substack{i=1,K,K \\ i \neq ref}} (s_{ref i} | s_{ref i} \leq s_{ref \kappa_{n-1}}) \quad (2 \leq n \leq K-1)
 \end{aligned}
 \tag{8}$$

3-1. 템플릿 갱신

입력 템플릿의 특징점들은 갱신 특징점 집합 T_U 에 등록되는데, T_U 는 T_{U_i} 의 집합으로 식 (9)와 같이 표현된다. p_m 는 특징점 T_{U_i} 가 옳은 특징점일 확률을 뜻하며, p_{ζ_i} 는 특징점의 타입 ζ_i 가 옳을 확률을 뜻한다. hit_i 는 특징점 T_{U_i} 와 동일한 특징점(corresponding minutia)이 발생한 회수이다. 또, 지문 영역 정보 $R_U = \{R_U^n\}$ 를 기록하여 옳은 특징점일 확률 p_m 의 계산에 이용한다. 이 때 R_U^n 는 2차원 행렬 형태로 표현되는데, 정보의 효율적 표현을 위해 8방향 체인 코드

방식을 사용한다^[17].

$$\begin{aligned}
 T_{U_i} &= (x_i, y_i, \theta_i, \zeta_i, p_m, p_{\zeta_i}, hit_i) \\
 T_U &= \{T_{U_i}\}
 \end{aligned}
 \tag{9}$$

최초 갱신 특징점 집합 T_U 에는 아무 특징점도 존재하지 않으므로, 식 (10)과 같이 기준 템플릿에 존재하는 모든 특징점을 초기치 확률값으로 등록한다. 여기서 특징점이 옳을 확률 p_m 와 특징점 타입이 옳을 확률 p_{ζ_i} 는 각각 초기치 확률값 $p_{m_{INIT}}$ 과 $p_{\zeta_{INIT}}$ 로 결정한다. 이 값들은 특징점 추출 알고리즘의 성능에 관련 있는 것으로, 사전 추출 알고리즘 테스트를 통해 실험적으로 결정된다. 동일 특징점 발생 회수 hit_i 는 처음 사용되는 경우 1로 초기화하며, 등록 지문의 지문 영역 정보 R^{ref} 는 R_U^0 에 대입된다.

$$\begin{aligned}
 T_{U_i} &= (x_i^{ref}, y_i^{ref}, \theta_i^{ref}, \zeta_i^{ref}, p_{m_{INIT}}, p_{\zeta_{INIT}}, 1) \\
 R_U^0 &= R^{ref} \\
 \text{where}
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
p_{n_{INT}} &= \text{initial probability of being a correct minutia} \\
p_{\epsilon_{INT}} &= \text{initial probability of being a correct type}
\end{aligned}
\tag{10}$$

그림 4는 기준 템플릿의 특징점들을 갱신 특징점 집합 T_U 에 등록한 후, 입력 템플릿 T^n 으로 갱신 특징점 집합 T_U 를 갱신하는 과정을 표현한 것이다. 효과적인 특징점 갱신을 위해 정합 알고리즘을 이용해서 갱신 특징점 집합 T_U 와 입력 템플릿 T^n 사이의 변환 매개변수(pose transformation parameters) $\Delta x, \Delta y, \Delta \theta$ 를 결정한다. 이렇게 결정된 매개변수를 이용하여 템플릿 T^n 과 지문 영역 정보 R_U^n 을 좌표 변환한다. 갱신 특징점 집합 T_U 와 좌표 변환된 입력 템플릿 T_i^* 에 속하는 특징점들은 동일 특징점 존재 여부에 따라서 세 가지 상태로 구분되고 각각에 조건에 맞게 RBEM를 적용하여 특징점 정보를 갱신한다. 모든 입력 템플릿 T^n ($n = 1, \dots, K-1$)이 특징점 정보 갱신에 사용되면 이 과정은 완료되고, 추출된 모든 특징점들이 갱신 특징점 집합 T_U 에 포함된다. 템플릿 갱신 완료 후, 갱신 특징점 집합 T_U 에서 옳은 특징점일 가능성이 높은 특징점들만이 선택되어 슈퍼 템플릿에 포함된다.

T^n ($1 \leq n \leq K-1$)을 이용하여 특징점 정보를 갱신

하기 위해서는 두 특징점 T_{U_i} 와 T_j^n 의 동일 특징점 여부를 판별할 수 있어야 한다. 이는 일반적인 특징점 기반 정합 알고리즘의 동일 특징점 판별 작업과 같다.

$K-1$ 개의 템플릿 T^n ($1 \leq n \leq K-1$)을 기존 정합 알고리즘에 이용하면 T_U 와 T^n 사이의 최적의 정합을 위한 세 가지 변환 매개변수 정보(pose transformation information) $\Delta x, \Delta y, \Delta \theta$ 를 계산할 수 있다. 본 연구에서는 Parzen 확률밀도 추정 방법을 사용하여 최적의 변환 매개변수 $\Delta x, \Delta y, \Delta \theta$ 를 계산한다^[18].

식 (11)과 같이, 갱신에 사용되는 템플릿의 모든 특징점의 위치 (x, y) 는 변환 행렬 $P_{\Delta x \Delta y \Delta \theta}$ 에 의해 새로운 특징점 위치 (x^*, y^*) 로 변환되고, 특징점의 각도 θ 도 θ^* 로 변환된다. 또한, 지문 영역 정보 R 도 $P_{\Delta x \Delta y \Delta \theta}$ 에 의해 R^* 로 변환된다. 이렇게 T_U 에 맞추어 정렬된 템

플릿 T^n 을 T_i^* , 그 지문 영역 정보를 R_i^* 라 하면 R_i^* 는 R_U^n 에 저장되어 T_U 갱신할 때 T_i^* 와 함께 사용된다.

$$X^* = P_{\Delta x \Delta y \Delta \theta} X, \quad \theta^* = \theta + \Delta \theta, \quad R_U^n = R_i^*$$

where

$$\begin{aligned}
X^* &= \begin{bmatrix} x^* \\ y^* \\ 1 \end{bmatrix}, \quad P_{\Delta x \Delta y \Delta \theta} = \begin{bmatrix} \cos(\Delta \theta) & \sin(\Delta \theta) & \Delta x \\ -\sin(\Delta \theta) & \cos(\Delta \theta) & \Delta y \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \\
X &= \begin{bmatrix} x \\ y \\ 1 \end{bmatrix}
\end{aligned}
\tag{11}$$

식 (12)와 같이, 두 특징점이 동일 특징점인지를 판별하는 함수를 $H(\cdot)$ 라 하면, 임의의 두 특징점 $T_{U_i} (\in T_U)$ 와 $T_j^* (\in T_i^*)$ 가 동일 특징점일 경우 함수 $H(\cdot)$ 는 1을 가지고, 그렇지 않으면 0을 가진다. 이 때, 두 특징점 사이의 거리, 특징점의 각도와 타입이 일정 임계치 이상으로 유사하면 동일 특징점으로 결정한다^[18].

$$H(T_{U_i}, T_j^*) = \begin{cases} 1 & \text{if } T_j^* \text{ and } T_{U_i} \text{ are identical} \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}
\tag{12}$$

모든 특징점 $T_{U_i} (\in T_U)$ 와 $T_j^* (\in T_i^*)$ 에 대하여 동일 특징점 판별 함수 $H(\cdot)$ 를 적용하면 모든 특징점들은 아래와 같은 3가지 경우로 구분할 수 있다. 본 제안하는 알고리즘에서는 3가지 경우로 나누어 RBEM을 이용하여 식 (13)과 식 (14)의 경우에는 특징점 T_{U_i} 를 갱신하고 식 (15)의 경우에는 새로운 특징점 T_j^* 을 템플릿 T_U 에 등록한다.

- 동일 특징점이 존재하는 경우

$$T_{U_i} \text{ and } F(T_{U_i}, T_j^*) = 1 \text{ for any } j$$

or

$$T_j^* \text{ and } F(T_{U_i}, T_j^*) = 1 \text{ for any } i \tag{13}$$

- 템플릿 T_{v_i} 에만 존재하는 특징점

$$T_{v_i} \text{ and } F(T_{v_i}, T_{\lambda_j}^*) = 0 \text{ for all } j \quad (14)$$

- 템플릿 $T_{\lambda_j}^*$ 에만 존재하는 특징점

$$T_{\lambda_j}^* \text{ and } F(T_{v_i}, T_{\lambda_j}^*) = 0 \text{ for all } i \quad (15)$$

식 (16)은 특징점 T_{v_i} 가 옳은 특징점일 확률을 RBEM를 이용하여 추정하는 수식이다. 여기서 $S(T_{v_i})$ 는 T_{v_i} 의 상태를 나타내고, $O_j(T_{v_i})$ 는 T_{v_i} 와 일치하는 동일 특징점이 템플릿 T^j 내에 존재하는지를 나타낸다. 여기서 $O_j(T_{v_i})$ 는 동일 특징점이 존재하는 경우, 지문 영역 정보 R^n 에서 지문 영상 영역에 위치 하지만 동일 특징점이 없는 경우, 배경 영역에 위치하는 경우의 세 가지로 구분된다.

식 (17)은 특징점 T_{v_i} 의 타입 ζ_i 가 옳을 확률을 RBEM으로 계산하는 것이다. 여기서 $S(\zeta_i)$ 는 ζ_i 의

상태를 나타내는 것으로 옳은 타입일 경우와 그렇지 않은 경우로 구분된다. $O_q(\zeta_i, \zeta_j)$ 는 q 번째 템플릿에 속한 동일 특징점 타입 ζ_j 가 ζ_i 와 일치하는지 여부를 나타내는 것으로 특징점 타입 ζ_j 와 ζ_i 가 같으면 ST , 다르면 DT 로 나타낸다. 즉, q 번째 템플릿에 속한 동일 특징점 타입 ζ_j 가 ζ_i 와 일치할 경우 T_{v_i} 의 타입 ζ_i 가 옳을 확률을 식 (17)과 같은 재귀적 방법으로 계산할 수 있다.

식 (16)과 식 (17)으로부터, 앞에서 분류한 세 가지 경우에 따른 특징점과 특징점 타입의 신뢰도를 다음과 같이 결정할 수 있다.

- 동일 특징점이 존재하는 경우

특징점 T_{v_i} 의 모든 정보들은 동일 특징점 $T_{\lambda_j}^*$ 에 의해 갱신 가능하다. 특징점의 위치와 각도 (x'_i, y'_i, θ'_i) 는 식 (18)과 같이 발견된 모든 동일 특징점의 평균으로

$$\begin{aligned} p'_{m_i} &= P[S(T_{v_i}) = TRUE | O_{t+1}(T_{v_i})] \\ &= \frac{P[O_{t+1}(T_{v_i}) | S(T_{v_i}) = TRUE]P[S(T_{v_i}) = TRUE | O_t(T_{v_i})]}{\sum_{S(T_{v_i})} P[O_{t+1}(T_{v_i}) | S(T_{v_i})]P[S(T_{v_i}) | O_t(T_{v_i})]} \end{aligned}$$

where

$$S(T_{v_i}) = \begin{cases} TRUE & \text{if } T_{v_i} \text{ is a correct minutia} \\ FALSE & \text{if } T_{v_i} \text{ is a false minutia} \end{cases} \quad (16)$$

$$O_j(T_{v_i}) = \begin{cases} CM & \text{if there exists an identical minutia with } T_{v_i} \text{ in the } j\text{th image} \\ FG & \text{if there is no identical minutia with } T_{v_i}, \\ & \text{but } T_{v_i} \text{ lies in the foreground of the } j\text{th image} \\ BG & \text{if } T_{v_i} \text{ lies in the background of the } j\text{th image} \end{cases}$$

$$\begin{aligned} p_{\zeta_{NEW}} &= P[S(\zeta_i) = CT | O_{t+1}(\zeta_i, \zeta_j)] \\ &= \frac{P[O_{t+1}(\zeta_i, \zeta_j) | S(\zeta_i) = CT]P[S(\zeta_i) = CT | O_t(\zeta_i, \zeta_j)]}{\sum_{S(\zeta_i)} P[O_{t+1}(\zeta_i, \zeta_j) | S(\zeta_i)]P[S(\zeta_i) | O_t(\zeta_i, \zeta_j)]} \end{aligned}$$

where

$$S(\zeta_i) = \begin{cases} CT & \text{if } \zeta_i \text{ is a correct minutia type} \\ IT & \text{if } \zeta_i \text{ is a false minutia type} \end{cases}$$

$$O_q(\zeta_i, \zeta_j) = \begin{cases} ST & \text{if } \zeta_i \text{ and } \zeta_j \text{ have an identical type} \\ DT & \text{if } \zeta_i \text{ and } \zeta_j \text{ have different types} \end{cases}$$

$$(x'_i, y'_i, \theta'_i) = \left(\frac{x_i \text{hit}_i + x_j^*}{\text{hit}_i + 1}, \frac{y_i \text{hit}_i + y_j^*}{\text{hit}_i + 1}, \tan^{-1} \left(\frac{\sin(\theta_i) \text{hit}_i + \sin(\theta_j^*)}{\cos(\theta_i) \text{hit}_i + \cos(\theta_j^*)} \right) \right) \quad (18)$$

$$(\zeta'_i, p'_{\zeta_i}) = \begin{cases} (\zeta_i, p_{\zeta_{NEW}}) & \text{if } p_{\zeta_{NEW}} \geq 0.5 \\ (\zeta_j, 1 - p_{\zeta_{NEW}}) & \text{otherwise} \end{cases} \quad (19)$$

계산되며, 옳은 특징점일 확률 p'_{m_i} 은 식 (16)에 따라 $O_{i+1}(T_{v_i}) = CM$ 으로 결정된다. 특징점 타입이 ζ_i 일 확률 $p_{\zeta_{NEW}}$ 는 식 (17)에서 타입 ζ_i 와 ζ_j 의 동일 여부에 따라 계산되고, 식 (19)의 결과로 타입과 그 확률 (ζ'_i, p'_{ζ_i}) 가 결정된다. 사용하는 특징점 타입이 두 종류이므로, 식 (19)에서 $p_{\zeta_{NEW}}$ 가 0.5보다 작다는 것은 현재 결정된 타입일 가능성보다 다른 타입일 가능성이 높은 것을 의미한다. 이 경우 분기점은 단점으로 단점은 분기점으로 바꾸고 그 신뢰도는 $1 - p_{\zeta_{NEW}}$ 결정된다. 마지막으로 동일 특징점이 존재하므로 동일 특징점 발생 횟수는 $\text{hit}'_i = \text{hit}_i + 1$ 로 증가한다.

- 템플릿 T_v 에만 존재하는 특징점

템플릿 T_v 에만 존재하는 특징점 T_{λ^*} 가 있는 경우, 그 특징점에 의한 정보의 갱신은 발생하지 않고 지문 영역 정보 R_{λ^*} 에 의한 특징점 신뢰도 p'_{m_i} 의 갱신만이 이루어진다. 즉, 특징점의 위치와 각도, 특징점의 타입과 그 신뢰도 (ζ'_i, p'_{ζ_i}) 는 t 번째 관측값에 의한 추정값이 그대로 유지된다(식 (20)참조). 다만, T_{λ^*} 의 갱신은 옳은 특징점일 확률 p'_{m_i} 에 대해서만 식 (16)에 의해 이루어진다. 식 (16)에서 $O_{i+1}(T_{v_i})$ 는 특징점 T_{v_i} 가 지문 영역에 위치하는지 배경 영역에 위치하는지에 따라 FG 또는 BG 로 결정되고, 그 결과 확률 p'_{m_i} 가 계산된다.

$$(x'_i, y'_i, \theta'_i, \zeta'_i, p'_{\zeta_i}, \text{hit}'_i) = (x_i, y_i, \theta_i, \zeta_i, p_{\zeta_i}, \text{hit}_i) \quad (20)$$

- 템플릿 T_{λ^*} 에만 존재하는 특징점

템플릿 T_{λ^*} 에만 존재하는 특징점은 갱신 특징점 집

합 T_v 에 추가되어야 한다. 이 때 특징점 T_{λ^*} 의 모든 정보는 그대로 유지되지만 옳은 특징점일 확률 p'_{m_i} 는 이미 입력된 지문 영역 정보 R_{v^n} ($n = 0, \dots, q$)에 의해 계산되어야 한다. 식 (21)과 같이 추가되는 대상 특징점 T_{λ^*} 의 위치, 각도, 타입은 T_{v_i} 에 그대로 대입되고, 처음 관측된 특징점일 경우 타입의 신뢰도는 초기 신뢰도 $p_{\zeta_{INIT}}$ 를 가지며, 발생 회수는 1회로 결정된다. 그러나, 특징점의 신뢰도는 미리 입력된 템플릿들의 지문 영역 정보 R_{v^n} 를 통해 추정될 수 있으므로 식 (16)에 의해 계산되어야 한다. T_{λ^*} 가 q 번째 갱신 템플릿이라고 가정할 경우, 추가된 특징점 T_{v_i} 에 대한 관측값 $O_j(T_{v_i})$ 는 그 특징점의 위치에 해당하는 지문 영역 정보 R_{v^n} ($n = 0, \dots, q$)에 의해 $q+1$ 개의 관측값들이 측정된다. 특징점의 신뢰도 p_{m_i} 는 초기값 0.5를 가지며, 관측된 $q+1$ 개의 관측값들에 따라 식 (16)을 반복 적용하여 특징점의 신뢰도를 계산한다.

$$(x'_i, y'_i, \theta'_i, \zeta'_i, p'_{\zeta_i}, \text{hit}'_i) = (x_j^*, y_j^*, \theta_j^*, \zeta_j, p_{\zeta_{INIT}}, 1) \quad (21)$$

4. 슈퍼 템플릿 생성

갱신 특징점 집합 T_v 에 존재하는 특징점들은 K 개의 입력 템플릿에 존재하는 모든 특징점들을 포함한다. 이 중 여러 번 발견되는 특징점들은 옳은 특징점일 확률 p'_{m_i} 이 높아지고 거의 발생하지 않는 특징점들은 확률이 낮아진다. 그러나, 발생 빈도가 낮아도 다른 템플릿에 포함되지 않는 영역에 존재하였던 특징점들은 상대적으로 높은 확률값을 가지게 된다. 본 연구에서는, 템플릿 갱신 후 임의의 임계치 보다 큰 신뢰도를 가지는 특징점들을 모아서 슈퍼 템플릿을 생성하였다. 생성된 슈퍼 템플릿의 형식은 하나의 지문 영상에서 생성된 템플릿의 형식과 동일하므로, 기존 정합 알고리즘의 적용

에 있어 추가적인 알고리즘의 수정 없이 인증이 가능하다.

IV. 실험 결과

실험을 위하여 FVC2002(the second Fingerprint Verification Competition)^[19]의 데이터베이스를 이용하였다. FVC2002의 데이터베이스는 총 4가지가 존재하는데, 그 중 실험에 사용된 데이터베이스는 DB2와 DB4의 SetA이다. SetA는 총 100손가락, 손가락당 8장의 지문 영상으로 구성되어 있다. 다음의 표 1과 그림 5는 실험에 사용된 센서와 그 예제 영상들이다.

표 1. 실험에 사용된 지문센서와 입력방식^[19]
Table 1. Scanners/technologies used for the experiments^[19]

	입력방식	지문 입력기	영상 크기-광학 해상도
DB2	광학식	Biometrika FX2000	296x560-569DPI
DB4	인조합성	SFinGE v2.51	288x384-500DPI

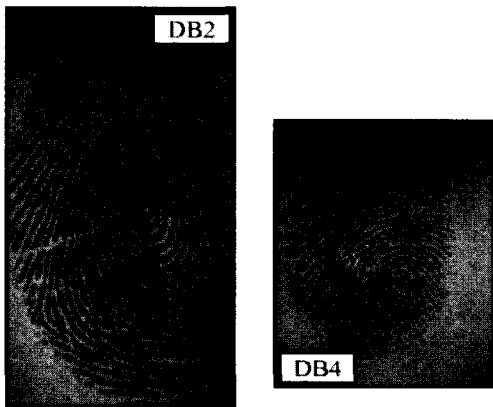


그림 5. DB2와 DB4에 속한 지문 영상^[19]
Fig. 5. One fingerprint image from DB2 and DB4^[19]

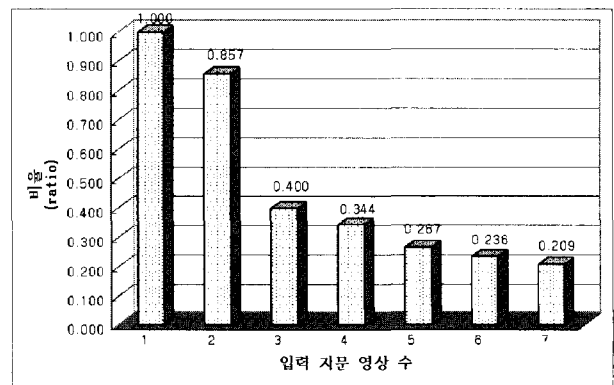
등록에 사용한 입력지문의 개수 K 를 1부터 7까지 변화시키면서 실험을 수행하였다. 만일 K 개의 지문을 이용하여 등록 실험을 수행한다고 하면, 한 손가락에 대하여 등록할 수 있는 경우의 수는 ${}_8C_k$ 개이다. 이 때 본인 대 본인 정합은 $8-k$ 개 발생할 수 있고, 총 100 손가락이므로 $100 * (8-k) * ({}_8C_k)$ 번 본인 대 본인 정합이 가능하다. 본인 대 타인 정합은 각 손가락에 대하여 첫 K 개의 지문 영상으로 생성된 슈퍼 템플릿과 나머지 손가락의 첫 지문 영상과의 정합으로 한정하였

다. 그러나, K 가 1인 경우는 FVC2002에서 제시하는 규칙^[20]을 따라 실험하였다. 이를 정리하면 정합 회수는 아래 표 2와 같다.

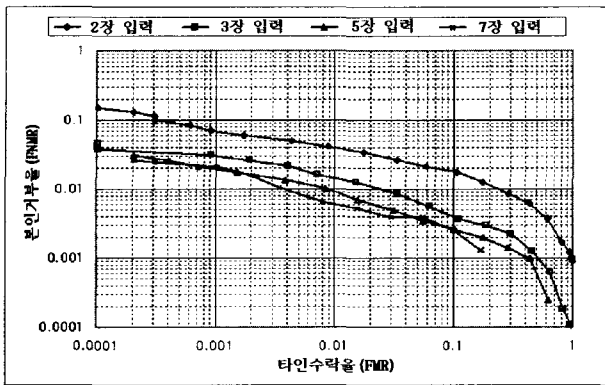
표 2. 본인 대 본인/본인 대 타인 정합 회수
Table 2. Number of genuine/impostor matchin

입력지문 수 (K)	본인 대 본인 정합 회수	본인 대 타인 정합 회수
1	2800	4950
2	16800	9900
3	28000	9900
4	28000	9900
5	16800	9900
6	5600	9900
7	800	9900

그림 6(a)는 DB2 SetA에서 단일 지문을 등록했을 때의 EER(Equal Error Rate)을 1로 표현했을 때 등록 지문의 수를 증가시키에 따라 EER이 계속 감소함을 보이고 있다. 특히 등록 지문의 수가 홀수일 경우 그 감소폭이 커짐을 알 수 있다. 이는 홀수일 경우 해당 특징점이 옳은지를 판별하는 것이 지문의 수가 짝수일 경우보다 더 명확하기 때문이다. 그림 6(b)는 동일 데이터베이스에 대한 DET(Detection Error Trade-off)곡선을 표현한 것이다. 거의 모든 임계치에 대하여 등록 지문의 수가 증가함에 따라 에러가 감소함을 알 수 있다. 이는 보다 많은 입력지문을 사용하여 슈퍼 템플릿을 생성할 수록 모든 임계치에 대하여 성능 향상이 발생함을 나타낸다. 마찬가지로 DB4 SetA에 대하여서도 동일한 실험을 수행하여, 그림 7과 같이 DB2에서와 유사한 결과를 얻을 수 있었다.



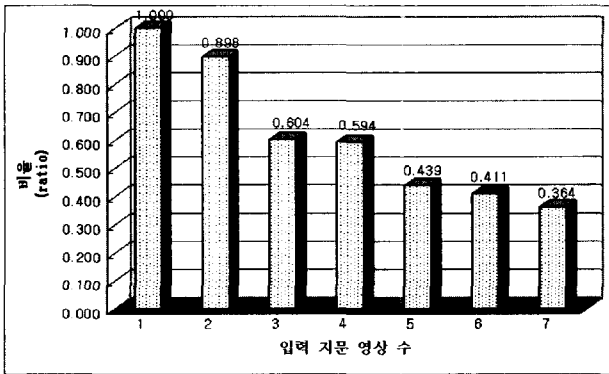
(a) EER의 변화



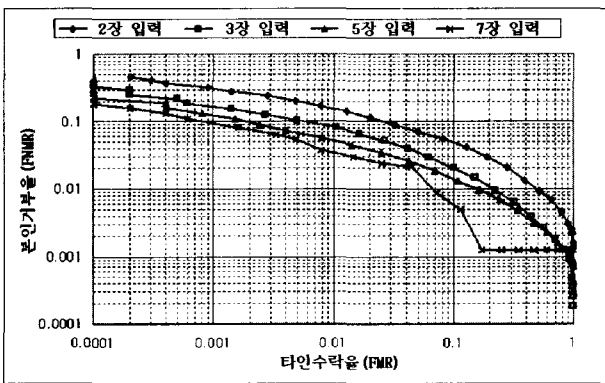
(b) DET곡선

그림 6. FVC2002데이터베이스 DB2 SetA에 대한 실험 결과

Fig. 6. Experimental results for FVC2002 DB2 SetA: (a) Change in EER, (b) DET curve



(a) EER변화



(b) DET곡선

그림 7. FVC2002데이터베이스 DB4 SetA에 대한 실험 결과

Fig. 7. Experimental results for FVC2002 DB4 SetA: (a) Change in EER, (b) DET curve

다음의 그림 8은 등록에 사용된 템플릿 수에 따른 슈퍼 템플릿에 포함된 특징점 수의 분포를 나타낸 것이다. 입력지문의 개수가 2, 3인 경우에 비하여 5, 7인 경

우의 분포가 좀 더 많은 특징점을 포함하고 있음을 알 수 있으나, 3인 경우부터 템플릿 내 특징점 개수의 증가 추세가 둔화되어 5와 7인 경우 그 분포가 유사하게 유지됨을 알 수 있다. 이는 알고리즘이 효율적으로 좋은 특징점만을 선별하고 있고, 입력지문 영상의 증가에 따른 잡음 입력이 효율적으로 제거되고 있음을 나타낸다.

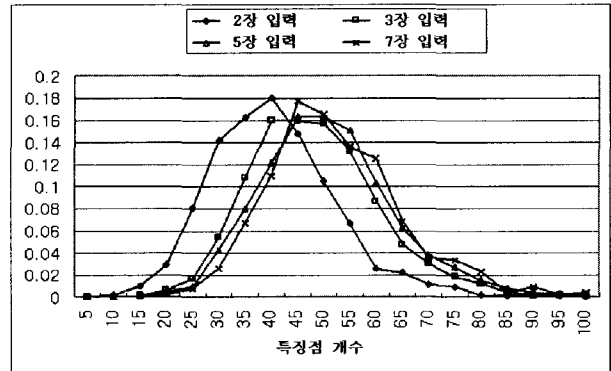


그림 8. 슈퍼 템플릿에 포함된 특징점 수의 분포

Fig. 8. Distributions of number of minutiae in a super-template

다음으로, 다수의 템플릿을 등록 템플릿에 저장하는 템플릿 선택 방법과 슈퍼 템플릿 생성 방법의 정합 시간 및 템플릿의 크기를 비교하는 모의실험을 수행하였다. 그림 9와 그림 10에서와 같이, 템플릿 선택 방법은 사용되는 템플릿의 수가 증가함에 따라 정합 시간 및 저장 공간이 선형적으로 증가되는 반면, 제안하는 슈퍼 템플릿 생성 방법은 사용되는 템플릿의 수에 무관하게 일정한 값을 유지함을 알 수 있다. 이는 템플릿 선택 방법이 선택된 K 개의 템플릿을 저장하고 인증 시 K 번 비교해야 하므로 템플릿 수의 증가에 따라 선형적으로 비용이 증가함에 반해, 슈퍼 템플릿 생성 방법은 위의 그림 8에서 본 바와 같이 입력 템플릿 수의 증가에 무관하게 특징점의 수가 유지되기 때문이다.

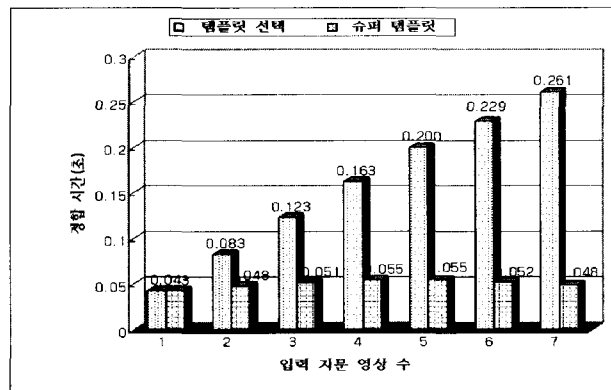


그림 9. 평균 정합 시간

Fig. 9. Average matching time

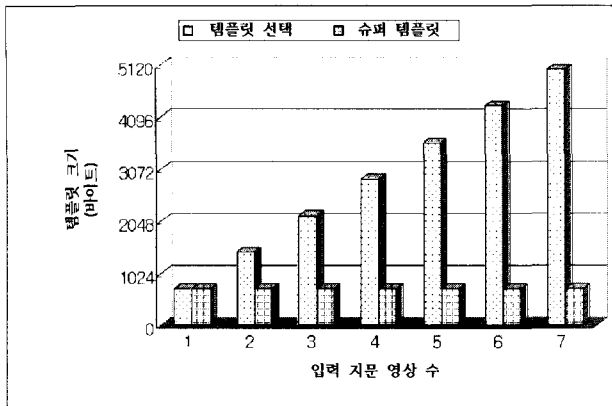


그림 10. 평균 템플릿 크기
Fig. 10. Average template size

V. 결 론

본 연구에서 제안하는 알고리즘은 동일 손가락으로 부터 채취된 여러 지문 템플릿을 이용하여 하나의 슈퍼 템플릿을 생성하는 등록 알고리즘이다. 이것은 특징점을 기반으로 하는 알고리즘으로, 기존의 영상 기반 알고리즘에 비하여 서로 다른 센서의 영상에 쉽게 적용할 수 있다는 장점을 가진다. 또한 융합에 있어서는 상대적으로 적은 연산량과 메모리가 요구되는 반면 빠른 수행 속도를 보인다. 제안하는 알고리즘은 등록에 필요한 입력 템플릿 수의 변화에 무관하게 적용 가능하며, 템플릿의 수가 증가할수록 인증 성능의 향상에도 불구하고 정합 시간과 템플릿 저장 공간이 동일하게 유지됨을 실험을 통해 확인할 수 있었다. 생성된 슈퍼 템플릿은 기존 템플릿과 동일한 구조를 가지고 있어 기존 정합 알고리즘을 통한 인증도 가능하다.

이와 같이, 본 알고리즘에서 사용한 재귀적 추정 방법은 등록 템플릿 생성에 좋은 성과를 발휘하였으나, 이는 등록뿐만 아니라 인증 과정에서의 등록 템플릿 갱신을 목적으로 선택된 방법이다. 따라서, 추후 알고리즘의 수정을 통해 인증 과정에서도 등록 템플릿의 생성과 갱신이 함께 가능하도록 개선되어야 할 것이다.

참 고 문 헌

[1] L. C. Jain, U. Halici, I. Hayashi, S. B. Lee and S. Tsutsui, Intelligent Biometric Techniques in Fingerprint and Face Recognition, CRC Press, pp. 4-15, 1999.
[2] 김학일, 안도성, 류춘우, 지문인식, 한국정보통신교육원, pp. 59-71, 2002.

[3] A. Jain, L. Hong and R. Bolle, "On-Line Fingerprint Verification," IEEE Trans. PAMI, vol. 19, no. 4, pp. 302-314, April 1997.
[4] D. Maio and D. Maltoni, "Direct Gray-Scale Minutiae Detection In Fingerprints," IEEE Trans. PAMI, vol. 19, no. 1, pp. 27-39, January 1997.
[5] L. Hong, Y. Wan and A. Jain, "Fingerprint Image Enhancement: Algorithm and Performance Evaluation," IEEE Trans. PAMI, vol. 20, no. 8, pp. 777-789, August 1998.
[6] Q. Xiao and H. Raafat, "Fingerprint image postprocessing: a combined statistical and structural approach," Pattern Recognition, vol. 24, no. 10, pp. 985-992, 1991.
[7] A. Farina, Z.M. Kovacs-Vajna and Alberto Leone, "Fingerprint minutiae extraction from skeletonized binary images," Pattern Recognition, vol.32, no. 4, pp. 877-889, 1999.
[8] D. Ahn, C. Ryu and H. Kim, "Removal of False Minutiae based on Structural and Directional Attributes in Fingerprint Recognition," Proc. 3rd International Workshop on Information Security Applications, pp. 355-367, 2002.
[9] D. Maio and D. Maltoni, "Neural Network Based Minutiae Filtering in Fingerprints," Proc. 14th ICPR, Brisbane (Australia), pp. 1654-1658, August 1998.
[10] K. A. Toh, W. Y. Yau, X. D. Jiang, T. P. Chen, J. Lu and E. Lim, "Minutiae Data Synthesis for Fingerprint Identification Application," Proc. IEEE Int'l Conf. Image Processing, 2001.
[11] X. Jiang and W. Ser, "Online Fingerprint Template Improvement," IEEE Trans. PAMI, vol. 24, no. 8, pp. 1121-1126, August 2002.
[12] A. K. Jain and A. Ross, "Fingerprint Mosaicking," Proc. Int'l Conf. on Acoustic Speech and Signal Processing, vol 4, pp. 4064-4067, 2002.
[13] D. Lee K. Choi, S. Lee and J. Kim, "Fingerprint Fusion Based on Minutiae and Ridge for Enrollment," AVBPA 2003, LNCS 2688, pp. 478-485, 2003.
[14] A. Jain, U. Uludag and A. Ross, "Biometric Template Selection: A Case Study in Fingerprints," AVBPA 2003, LNCS 2688, pp. 335-342, 2003.
[15] K. Fukunaga, Introduction to Statistical Pattern Recognition, 2nd Ed., pp. 389-390, 1990.
[16] W. Choi, C. Ryu and H. Kim, "Navigation of a Mobile Robot using Mono-Vision and Mono-Audition," Proc. IEEE SMC, vol. 4, pp. 686-691, 1999.
[17] R. C. Gonzalez and R. E. Woods, Digital Image Processing, 2nd Ed., Prentice-Hall, pp. 644-646,

2002.
 [18] C. Ryu and H. Kim, "A Fast Fingerprint Matching Algorithm Using Parzen Density Estimation," ICISC 2002, LNCS 2587, pp. 525-533, 2003.
 [19] D. Maio, D. Maltoni, R. Cappelli, J.L. Wayman

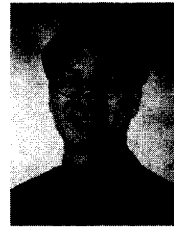
and A. K. Jain, "FVC2002: Second Fingerprint Verification Competition," Proc. 16th Int'l Conf. Pattern Recognition, vol. 3, pp. 811-814, 2002.
 [20] FVC2002 Web site: <http://bias.csr.unibo.it/fvc2002>

저 자 소 개



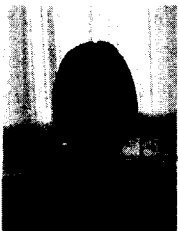
류 춘 우(정회원)
 1996년 인하대학교 자동화공학과 졸업 (학사)
 1998년 인하대학교 자동화공학과 졸업 (석사)
 1998년~현재 인하대학교 자동화공학과 박사과정

<주관심분야: 지문인식, 생체인식, 패턴인식, 컴퓨터비전>



김 학 일(정회원)
 1983년 서울대 공과대학 제어계측공학과 졸업
 1985년 (미) Purdue Univ. 전기/컴퓨터 공학과 석사학위 취득
 1990년 (미) Purdue Univ. 전기/컴퓨터 공학과 박사학위 취득

1990년~현재 인하대 정보통신공학부 교수
 <주관심분야: 생체인식, 영상처리, 로봇비전>



문 지 현(정회원)
 1999년: 인하대 공과대학 항공우주자동화공학군 졸업
 1999년~현재: 인하대 정보통신공학과 대학원 박사과정
 2001년, 2002년 ETRI 생체인식기술연구팀 위촉연구원

<주관심분야: 생체인식, 패턴인식, 정보보호, 데이터베이스>