

필터뱅크 기반 지문정합에서 빠른 지문 정렬 방법 및 가중치를 부여한 특징 벡터 추출 방법

(Fast Fingerprint Alignment Method and Weighted Feature Vector
Extraction Method in Filterbank-Based Fingerprint Matching)

정 석 재 [†] 김 동 윤 ^{**}
(Seok Jae Jeong) (Dong Yoon Kim)

요 약 특징점 기반(Minutiae-based) 지문 인식 시스템은 지문에 포함된 융선들의 구조 정보를 완벽하게 표현할 수 없는 특징점 정보를 활용한다. 더욱이, 동일한 지문이라 하더라도 일정하지 않게 추출되는 특징점은 정합과정에서 여러 가지 기법들을 요구하게 된다. 이와 같이 정량적(定量的)으로 표현되지 않는 특징점 기반 방법의 대안으로 여러 방향을 갖는 가보 필터(Gabor filter)를 이용해 영역별 특징값들을 추출하는 필터뱅크 기반(Filterbank-based) 지문 인식방법이 제안되었다[1]. 그러나 필터뱅크 기반 방법은 다른 손가락에서 얻은 지문이지만 같은 종류일 경우 유사한 특징 벡터를 추출한다는 점과 지문 입력시의 회전오차를 고려하기 위한 오버헤드를 갖는다는 문제점을 가진다. 본 논문에서는 이러한 문제점을 해결하기 위해 특징 벡터를 추출할 때, 특징점이 존재하는 영역에 대해 가중치를 부여하여 특징벡터를 구성하는 방법을 제안하였다. 또한 코어 주변의 지역적인 방향들의 평균치를 이용해 지문 정렬을 수행하는 새로운 지문정렬 방법을 제안하였다. 두 가지 방법은 각각 시스템의 성능향상과 속도를 증가시키는 결과를 얻을 수 있다. 제안한 방법에 따라 NIST Special Database 14 지문 데이터로 실험한 결과 0.967%의 FAR(False Acceptance Rate)에서 0.524%의 FRR(False Reject Rate)을 보여, 기존 방법에 비해 1.28배 이상의 속도 향상과 ERR(Equal eRror Rate)에서 약 5%의 성능 향상을 보였다.

키워드 : 생체인증, 지문인식, 가보필터, 지문정렬, 필터뱅크기반 지문인식

Abstract Minutiae-based fingerprint identification systems use minutiae points, which cannot completely characterize local ridge structures. Further, this method requires many methods for matching two fingerprint images containing different number of minutiae points. Therefore, to represent the fixed length information for one fingerprint image, the filterbank-based method was proposed as an alternative to minutiae-based fingerprint representation. However, it has two shortcomings. One shortcoming is that similar feature vectors are extracted from the different fingerprints which have the same fingerprint type. Another shortcoming is that this method has overload to reduce the rotation error in the fingerprint image acquisition. In this paper, we propose the minutia-weighted feature vector extraction method that gives more weight in extracting feature value, if the region has minutiae points. Also, we propose new fingerprint alignment method that uses the average local orientations around the reference point. These methods improve the fingerprint system's performance and speed, respectively. Experimental results indicate that the proposed methods can reduce the FRR of the filterbank-based fingerprint matcher by approximately 0.524% at a FAR of 0.967%, and improve the matching performance by 5% in ERR. The system speed is over 1.28 times faster.

Key words : Biometric Authentication, Fingerprint Identification, Gabor Filter, Fingerprint Alignment, Filterbank-based Fingerprint Identification

[†] 비 회 원 : 아주대학교 정보통신연구소 연구원
maniac@ajou.ac.kr

^{**} 종신회원 : 아주대학교 정보 및 컴퓨터공학부 교수
dykim@ajou.ac.kr
논문접수 : 2003년 7월 21일
심사완료 : 2003년 10월 6일

1. 서 론

대용량 전산 시스템 구축에서 개인 인증 방법의 개발은 매우 중요한 분야중의 하나이다. 최근 가장 선호되는 개인 인증방법은 사용자의 생체정보를 이용하여 개인

인증을 수행하는 생체 인증 방법이다. 생체 인증은 개개인의 신체 일부의 모양이나 행동에 따르는 특성을 기반으로 사용자 인증을 수행하는 방법으로 다른 방법에 비해 가장 믿을 만한 개인 인증 방법으로 각광 받고 있다. 생체 인증 방법 중 지문을 통한 인증 방법은 사람의 손가락 끝에 위치하는 융선의 형태가 개인마다 다르다는 신체적인 특성을 이용해 인증을 수행한다. 지문은 가장 오래된 개인 식별 수단으로 사용되었고 주로 범죄 수사에 활용되어 왔다. 이것은 지문이 정보 획득의 용이성과 함께 보편성, 유일성, 영구성을 가지고 있기 때문이다 [2,3]. 또한 현재 전산 시스템에서 처리하기에 적당한 크기 정보로써 관리될 수 있고, 처리 속도 또한 실시간 처리가 가능해져서 상업적인 응용이 용이하게 되었다.

자동 지문 인식 시스템(Automatic Fingerprint Identification System: 이하 AFIS)에서 지금까지 가장 많이 사용되어 온 알고리즘은 특징점 기반(Minutiae-based) 지문 인식 방법이다. 특징점 기반 지문 인식 방법은 지문을 구성하는 융선(Ridge)의 구조적 특징 중 끝점(Ending point)과 분기점(Bifurcation point)의 위치, 방향, 종류가 개인마다 특히 손가락마다 다르다는 속성을 이용한다. 끝점과 분기점들을 특징점이라 하고, 비교하고자 하는 두 지문영상에서 특징점을 추출해 위치, 방향, 종류의 일치성 여부에 따라 검증 여부를 결정한다. 이때 대응되는 특징점의 일치 여부를 결정하기 위해 요구되는 허용 오차는 유동적이어서, 응용 분야에 따라 조절이 된다.

Jain 등은 이러한 지문 인식 알고리즘의 성능 향상을 위해 현 생체 인증 방식 중 가장 높은 개별성을 보여주는 홍채 인식에서 사용되는 방법을 채용하였다. 그들은 홍채인식에서 사용되는 가보 필터(Gabor Filter)를 이용해 지문의 특성을 추출하여, 비교하고자 하는 두 지문에 대한 특성들 간의 거리를 통해 검증 여부를 결정하는 필터뱅크 기반 지문 정합 방법을 제안하였다[1,4]. 이 방법은 지문 영상에 대해 여러 방향별로 가보 필터링을 수행한 결과영상에서 영역별 특징값들(이하 특징벡터)을 추출하는 방식으로 모든 지문에 대해 일정한 크기의 데이터로 지문의 특성을 정량화 할 수 있다는 장점을 가진다. 그러나 이 방법은 특징점 기반 방법과 유사한 ERR(Equal eRror Rate)를 얻기 위해 더 많은 지문 영상에 대한 거부율을 필요로 하였다. 이것은 가보 필터링에 의해 얻은 영상이 반영하는 정보가 특징점 보다는 융선의 방향성에 더 많은 영향을 받기 때문이다. 다시 말해, 융선의 방향성이 지문의 특징점보다 더 낮은 구분성을 갖는다는 것을 보여주는 것이다. 또한 이 방법은 회전 오차를 줄이기 위해 한 지문에서 두 가지 영상에 대해 특징벡터를 추출하며, 특징 벡터를 비교할 때,

다섯 방향으로 돌려가며 비교를 수행하게 되어, 기본적으로 수행되는 가보 필터링과 함께 비교적 많은 수행 시간을 요구한다.

본 논문에서는 가보 필터링으로 얻은 영역별 특징값을 특징점이 존재하는 영역에 대해 더 많은 가중치를 부여함으로써, 특징벡터가 융선의 방향성에 대한 특성과 함께 특징점의 특성을 포함하여 표현할 수 있도록 하였다. 이와 같이 방향성과 특징점의 특성을 함께 표현하는 특징 벡터는 기존 방법에 비해 더 높은 구분성을 얻을 수 있게 한다.

또한 본 논문에서는 필터뱅크 기반 지문 정합 방법의 수행시간을 줄이기 위해 회전 오차를 최소화하는 지문 정렬 방법을 제안하였다. 이 지문정렬 방법은 지문의 코어(core)를 기준으로 융선들의 지역 방향성에 따라 정렬을 수행하므로 사용자가 지문을 입력하는 시점에서 발생하는 회전 오차를 최소화할 수 있다. 따라서 기존 필터뱅크 기반 방법에서 한 지문으로부터 두 가지 영상을 추출하여 가보필터링을 수행하고, 여러 방향으로 회전해가며 특징벡터를 비교하는 과정들을 생략할 수 있다.

제안된 방법은 NIST-14 지문 데이터를 통해 실험한 결과, 기존 필터뱅크 기반 방법에 비해 약 1.28배의 속도향상을 보였다. 또한 0.967%의 FAR에서 0.524%의 FRR을 보여, ERR에서 기존 필터뱅크 기반 지문정합 방법보다 약 5%의 성능 향상을 보였다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 기존 필터뱅크 기반 지문 정합 방법에 대해 설명하고, 현재 지문 인식 시스템의 구현 성능을 평가하기 위해 자주 사용되는 NIST Special Database 14번 지문 데이터와 이 데이터에 사용된 프리프로세싱에 대해 설명한다. 3장에서는 본 논문에서 제안하는 지문 정렬 방법과 특징점에 따라 가중치를 부여하여 특징벡터를 추출하는 방법에 대해 설명한다. 4장에서는 제안된 방법을 실험을 통해 기존 방법과 비교한 결과를 보여주고, 5장에서는 결론과 향후 연구 내용에 대해 기술한다.

2. 관련 연구

2.1 필터뱅크 기반 지문 정합 방법

Jain에 의해 소개된 필터뱅크 기반 지문 정합 방법은 먼저 지문의 코어(core)를 기준으로 영역을 나누고, 영역별 평균화를 수행한다. 평균화를 수행한 영상에 대해 홍채인식에서 사용되는 가보필터를 여러 각도별로 적용한다. 가보 필터들을 적용한 결과 영상들은 영역별로 특징값들을 추출하여 지문의 특성을 반영하는 특징벡터로 구성된 후, 지문간의 이러한 특징벡터들의 차이를 통해 정합 여부를 결정하게 된다. 그림 1은 필터뱅크 기반 지문 정합 방법에서 특징벡터를 추출하는 과정을 보여준다.

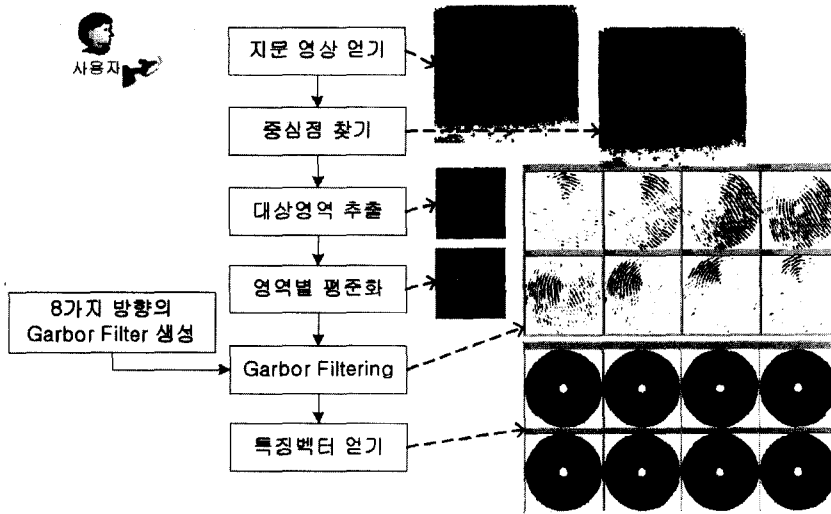


그림 1 필터뱅크 기반 지문 정합 방법의 특징벡터 추출 과정

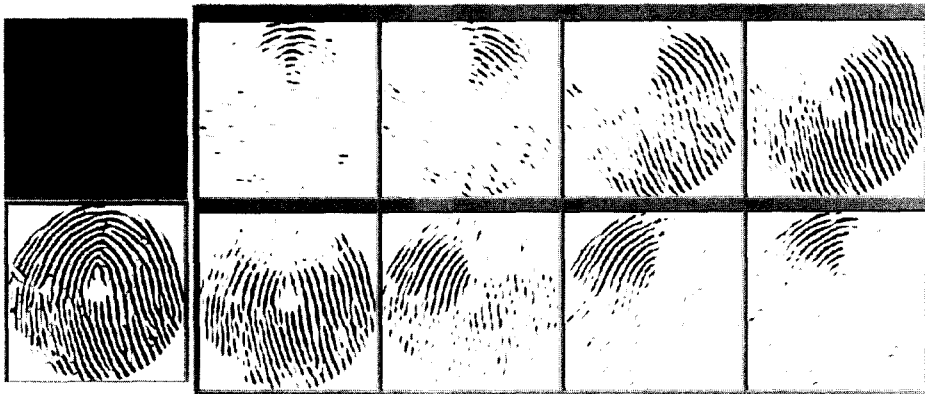


그림 2 지문영상과 8가지 방향의 가보필터를 적용한 결과 영상. 왼쪽 아래 영상은 결과 영상들을 합한 영상임

영상처리에 사용되는 이차원 가보 필터는 특정 방향과 주기적인 정보를 필터링할 수 있는 특성을 가진다. 이러한 특성은 비교적 균등한 간격의 용선들로 구성된 지문영상에 대해 적용될 때, 가보 필터의 방향에 따르는 용선들의 구조를 얻기에 매우 적합하다. 지문 영상에 적합한 형태의 등방성 가보필터(Even-symmetric Gabor Filter)는 다음과 같다[1].

$$G(x, y; f, \theta) = \exp\left\{-\frac{1}{2}\left[\frac{x'^2}{\delta_x^2} + \frac{y'^2}{\delta_y^2}\right]\right\} \cos(2\pi f x')$$

$$\begin{aligned} x' &= x \sin \theta + y \cos \theta \\ y' &= x \cos \theta - y \sin \theta \end{aligned}$$

위 식에서 θ 는 x축과 이루는 각도이며, δ_x 와 δ_y 는 각각 x축과 y축에 따르는 가우시안 엔벨롭(Gaussian envelope)을 의미한다. Jain등은 4가지 방향(45도 마다)의 가보필터를 적용하여 지문 분류 방법을 제안했고[4], 후에 8가지 방향(22.5도 마다)의 가보필터를 적용해 필터뱅크 기반 지문 정합 방법을 제안하였다[1]. 그림 2는 [1]에서 제안한 방법에 따라 지문영상에서 코어를 중심으로 영역별로 평준화를 수행한 후, 8가지 방향의 가보필터를 적용한 결과 영상들을 보여준다.

여덟 방향의 가보필터링을 통해 얻은 결과 영상은 영역별로 다음 식에 따라 특징값들을 추출하여 특징벡터를 구성하였다[1].

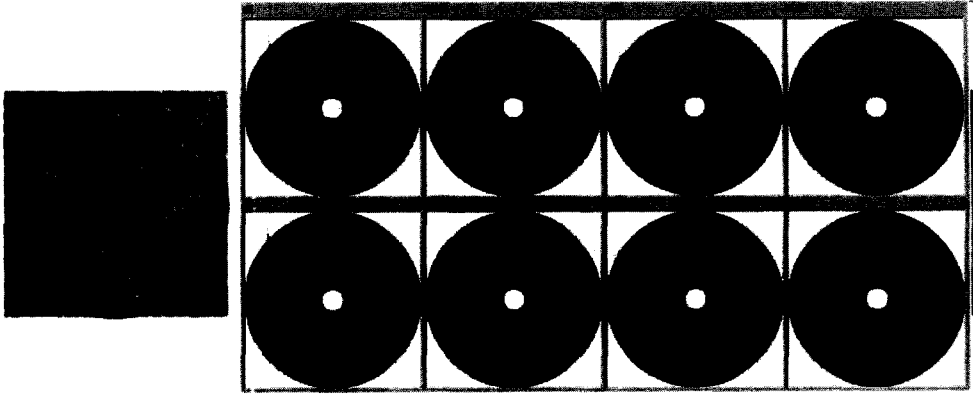


그림 3 설정된 영역의 형태와 그림 2에서 얻은 특징 벡터

$$V_{i\theta} = \frac{1}{n_i} \left(\sum_n |F_{i\theta}(x, y) - P_{i\theta}| \right)$$

$F_{i\theta}(x, y)$ 는 필터링 영상의 각도 θ 의 가보 필터링이 수행된 결과 영상의 i 번째 섹터를 의미한다. $P_{i\theta}$ 는 $F_{i\theta}(x, y)$ 섹터의 평균값이다. 그리고 n_i 는 해당 섹터의 화소 수에 해당한다. 그림 3은 섹터별로 설정된 영역의 형태와 그림 2에 적용된 특징벡터를 보여준다.

각 지문으로부터 얻어진 특징 벡터는 한 지문의 특성을 반영하는 결과로써, 지문 등록 시점에서 입력되는 영상과 그 영상을 11.25도 회전한 영상으로부터 각각 특징 벡터를 만들어 낸다. 지문 정합의 여부는 비교 지문들에서 얻은 특징 벡터들 간의 거리에 따라 결정된다. 비교 지문들 간의 거리는 등록 시점에서 얻은 두 가지 특징 벡터와 검증 시점에서 얻은 특징 벡터의 유클리드 거리(Euclidean distance)로 계산된다. 거리가 계산될 때, 검증 시점의 특징 벡터는 -45도, -22.5도, 0도, 22.5도, 45도 회전해 가며 등록 시점의 두 특징 벡터들과의 거리를 구해 최소값을 취한다. 이것은 등록 시점에서의 영상과 검증 시점에서의 영상의 회전오차를 최대 11.25도까지 고려하도록 한 것이다.

필터뱅크 기반 방법은 지문마다 동등한 크기의 데이터로 정량화된 특징벡터를 얻을 수 있다는 장점을 가진다. 표 1은 특징점 기반방법과 필터뱅크 기반 방법의 ERR을 비교한 것이다[1].

표 1 특징점 기반방법과 필터뱅크 기반 방법의 ERR비교

Database	Minutia-based(%) (reject rate (%))	Filterbank-based(%) (reject rate (%))
MSU_DBI	3.9(0)	3.5(4.0)
NIST-9	7.1(0)	6.7(5.6)

표 1에서 보여주는 바와 같이 동일한 데이터베이스에 관해 수행한 결과, 필터뱅크 기반 방법은 특징점 기반 방법과 유사한 ERR을 얻기 위해 더 많은 거부율(reject rate)이 필요하다는 것을 알 수 있다.

2.2 NIST Special Database 14

미국 정부 산하의 NIST(National Institute of Standards and Technology)에서는 자동화된 지문 분류 시스템과 지문 인식 시스템을 평가하기 위한 지문 영상을 제공하고 있다. 본 논문에서 실험에 사용된 NIST Special Database 14(이하 NIST-14)는 미국 NCIC(National Crime Information Center)로부터 제공받은 일치하는 지문의 두 가지 영상을 각각 카드에 찍은 후, 스캐닝을 통해 832×768, 500dpi 해상도의 디지털 영상으로 저장되어 있다. 디지털 영상의 크기와 해상도는 FBI(Federal Bureau of Investigation)에서 일반적으로 사용하는 지문 영상에 상응한다. 총 27,000 쌍의 지문으로 구성된 NIST-14 데이터베이스에서 999쌍에 대해 실험에 사용하였다.

크기 832×768(가로×세로)의 NIST-14 지문 데이터에는 지문 채취시 사용한 카드에 표기된 글씨나 지문 이외의 공백 영역이 많이 포함되어 있다. 이 영역들을 [5]에서 제시된 방법에 따라 제거하고, 512×480 크기의 지문 영상을 획득하였다. 그림 4는 원영상과 불필요한 영역을 제거한 지문영상을 보여준다.

3. 지문 정합 과정

본 논문에서 제안하는 지문 정렬 방법과 특징점에 따라 가중치를 부여하는 특징벡터 추출 방법은 기존 필터뱅크 기반 지문 정합 과정에 추가되어 더 높은 효율을 얻을 수 있다. 그림 5는 기존 필터뱅크 기반 특징벡터

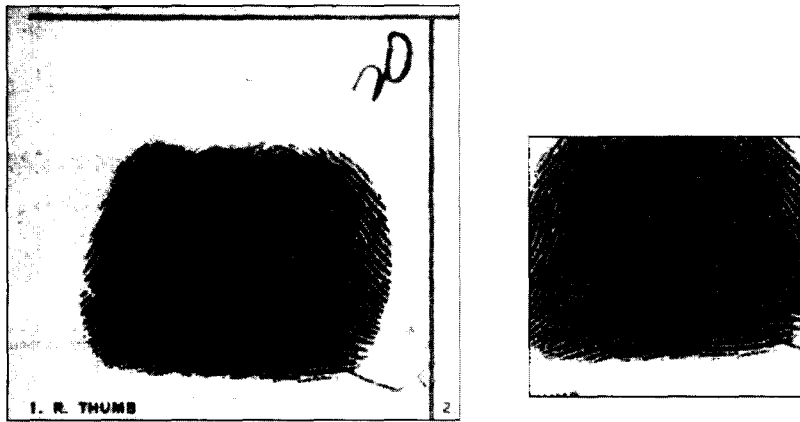


그림 4 지문 영역 이외의 부분을 제거한 실험 대상 영상

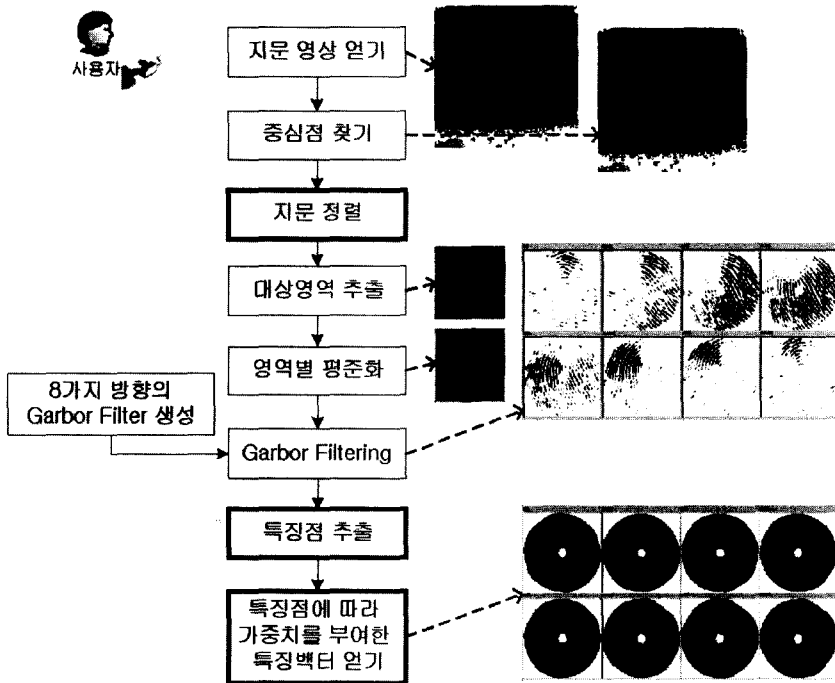


그림 5 기존 필터뱅크 기반 특징벡터 추출 과정에서 제안된 방법을 추가한 과정

추출 과정에서 제안된 방법을 추가한 과정을 보여준다.

지문 정렬 과정은 코어를 영상의 중심에 위치시키고, 중심을 기준으로 지문의 좌우에 위치하는 블록들의 방향성이 같아지도록 회전 각도를 찾아 회전시킨 영상을 생성함으로써 수행된다. 이 과정의 적용을 통해 기존 특징벡터 추출 과정에서 수행되었던 한 지문으로부터 두 가지 영상을 얻어 가보 필터링을 수행하는 과정과 특징벡터 비교 과정에서 수행되었던 지문 등록 시점에서 얻

은 특징 벡터를 5개의 각도로 회전하여 비교하는 과정이 생략될 수 있다. 기존 방법에서 이 두 과정은 회전 오차를 11.25도까지 고려하기 위해 수행된 과정이었다. 지문 정렬 방법을 추가함으로써 기존 방법보다 더 정밀한 오차범위를 설정하고, 특징벡터 추출과 비교에 사용되는 오버헤드를 제거할 수 있었다.

특징점에 따라 가중치를 부여해 특징벡터를 얻는 과정을 추가하여 기존 필터뱅크 기반 방법에 비해 성능

향상을 이룰 수 있었다. 이 과정에서 특징점을 추출하는 것은 특징벡터 추출 과정에서 얻은 가보필터링 영상을 이용해 수행되므로, 특징점을 추출하기 위해 필요한 오버헤드를 최소화할 수 있다.

본 논문에서 제안된 위 두 가지 방법을 기존방법에 추가하여 처리 속도의 향상과 정확도 면에서 향상된 성능을 기대할 수 있다. 이 절에서는 추가된 두 가지 방법에 대해 자세히 기술한다.

3.1 지문 정렬 방법

제안된 지문 정렬 방법은 코어를 중심으로 좌우 영역의 지역적인 방향성을 이용한다. 즉, 코어를 중심으로 왼편에 위치하는 블록들의 평균 방향과 오른편에 위치하는 블록들의 평균 방향이 같아지도록 점진적으로 회전을 수행하여 정렬 회전각을 계산한다. 이 방법은 코어를 중심으로 주변 블록들의 방향성을 사용하므로 노이즈에 강인한 정렬 결과를 보여준다. 정렬 과정을 자세히 기술하면 다음과 같다.

정렬을 위해 먼저 지문의 코어를 찾는 과정이 필요하다. 지문의 코어 획득은 [1]에서 제안한 방법을 사용하였다. 이 방법은 중심 주변의 방향과 그 방향의 sine값을 이용하여 계층적으로 코어를 찾는 것으로 다른 방법들에 비해 노이즈에 강인하고, 정확한 코어의 위치를 찾는다.

코어를 추출한 후, 코어가 영상의 중심이 되도록 한다. 코어가 중심이 되는 중앙 이미지의 $N \times N$ 영역을 추출하고, 이렇게 추출된 부분을 $w \times w$ 의 블록으로 균등하게 분할한다. 그리고 분할된 블록에 대해 각 블록에 포함된 용선들의 방향을 계산한다. 그림 6은 코어를 중심으로 얻은 영역의 블록들에 대한 방향성을 보여준다. 각 블록에 포함된 용선들의 방향은 [1]에서 제안한 방법을 사용하여 계산되었다. 이때, w 의 값은 16으로 하고, 코어를 중심으로 얻은 영역의 크기는 128×128 로 설정하였다.

그림 6과 같이 얻은 블록들의 방향은 코어를 중심으로 오른쪽 부분과 왼쪽 부분으로 그림 7과 같이 나누어 각각의 평균 각도를 계산한다.

좌측 영역들의 평균각도(θ_l)와 우측 영역들의 평균각도(θ_r)는 각각 다음 식과 같이 계산된다.

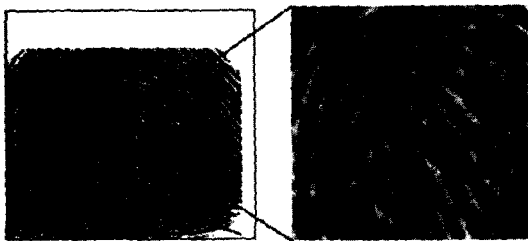


그림 6 코어를 중심으로 얻은 영역의 지역 방향성

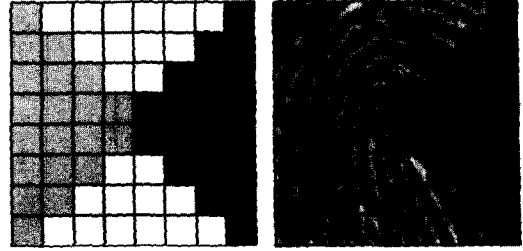


그림 7 평균을 계산할 좌우 영역들의 위치

$$\theta_l = \frac{1}{2} \tan^{-1} \frac{\overline{\Phi}_{xl}}{\overline{\Phi}_{yl}}, \quad \theta_r = \frac{1}{2} \tan^{-1} \frac{\overline{\Phi}_{xr}}{\overline{\Phi}_{yr}}$$

$$\overline{\Phi}_{xl} = \frac{1}{L} \sum_{(r,c) \in SL} \cos(2O(r,c)), \quad \overline{\Phi}_{yl} = \frac{1}{L} \sum_{(r,c) \in SL} \sin(2O(r,c))$$

$$\overline{\Phi}_{xr} = \frac{1}{R} \sum_{(r,c) \in SR} \cos(2O(r,c)), \quad \overline{\Phi}_{yr} = \frac{1}{R} \sum_{(r,c) \in SR} \sin(2O(r,c))$$

$$SL = \left\{ (r,c) \mid 1 \leq r \leq M, 1 \leq c \leq \left\lfloor \frac{M}{2} \right\rfloor, r \geq c, r+c \leq M+1, r \in Z, c \in Z \right\}$$

$$SR = \left\{ (r,c) \mid 1 \leq r \leq M, \left\lfloor \frac{M}{2} \right\rfloor + 1 \leq c \leq M, r \leq c, r+c \geq M+1, r \in Z, c \in Z \right\}$$

$$L = \text{card}(SL), \quad R = \text{card}(SR), \quad M = \left\lfloor \frac{N}{w} \right\rfloor$$

L 과 R 은 각각 집합 SL 과 SR 의 원소의 수를 의미하며, 그림 7에서 각각 코어 왼편과 오른편에 해당하는 색칠된 블록들의 수에 해당된다. $\text{card}()$ 는 집합의 원소 수를 나타내는 함수이다. $O(r, c)$ 는 r 행과 c 열에 위치하는 블록의 방향을 의미한다. Z 는 정수의 집합을 의미한다.

정렬 각도(θ_a)는 코어의 오른편과 왼편에 해당하는 평균 각도를 이용하여 다음 식으로 계산된다.

$$\theta_a = \frac{1}{2}(\theta_r + \theta_l) - 90$$

계산된 정렬 각도 θ_a 에 따라 지문영상을 회전시킨다. 회전 수행 후, θ_a 을 θ_p 에 담고, 회전을 수행한 영상에 대해 다시 코어를 중심으로 $N \times N$ 영역을 추출한 후, 위의 과정을 반복하여 새로운 θ_a 을 얻는다. 이 반복 과정은 다음 식을 만족할 때까지 수행된다.

$$|\theta_a - \theta_p| \leq \theta_m$$

θ_m 의 값은 회전 오차가 되며, 실험에서 3으로 설정하였다. 그림 8은 한 쌍의 지문영상에 대해 정렬을 수행한 결과 영상을 보여준다.

3.2 특징점에 따른 가중치를 부여하는 특징벡터 추출 방법

필터뱅크 기반 지문 정합 방법에서 특징벡터는 특정 영역에 대한 방향성을 값으로 표현하기 위해 영역의 방

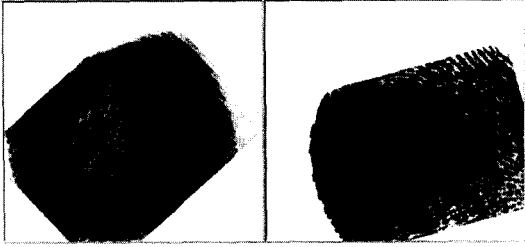


그림 8 한 쌍의 지문영상에 대해 제안 방법에 따라 정렬한 결과 영상

향성을 얻을 수 있는 가보 필터를 사용한다. 그러나 영역의 방향성은 같은 종류(지문의 종류는 Twin loop, Whorl, Right loop, Left loop, Arch, Tented arch와 같이 크게 6가지로 분류된다.[4])의 지문 영상의 경우 대응하는 위치의 영역에서 비슷한 값을 갖는 경향을 보인다. 그림 9는 종류는 같으나 서로 다른 지문영상에 대해 가보 필터를 적용한 결과와 추출한 특징벡터를 보여 준다. 그림에서 두 지문이 일치하지 않음에도 불구하고 비슷한 특징 벡터를 추출하는 것을 볼 수 있다.

본 논문에서는 이와 같이 같은 종류의 경우 비슷한 특징 벡터를 추출하는 문제점을 해결하기 위해 영역의 특징 값으로 특징벡터를 구성할 때, 그 영역이 특징점을 포함하는 경우 가중치를 부여하여 특징벡터를 얻는 방법을 제안하였다. 따라서 [1]에서 제안된 특징벡터를 얻는 식은 다음과 같이 수정할 수 있다.

$$V_{i\theta} = \begin{cases} \frac{1}{n_i} \left(\sum_{\alpha} F_{i\theta}(x, y) - P_{i\theta} \right) \times \alpha, & \text{if } 1 \leq N_{ie} \leq M_e, \text{ or } 1 \leq N_{ib} \leq M_b, \\ \frac{1}{n_i} \left(\sum_{\alpha} F_{i\theta}(x, y) - P_{i\theta} \right) \times (1 - \alpha), & \text{else} \end{cases}$$

α 는 특징점의 수가 조건에 만족하는 경우, 부여할 가중치이다. 실험을 통해본 결과 이 값은 1.0에서 가장 좋은 결과를 보였다. N_{ie} 와 N_{ib} 는 각각 i 번째 섹터의 끝점(ending point)과 분기점(bifurcation point)의 수를 의미한다. 영역에 포함된 끝점과 분기점의 수가 각각 M_e 와 M_b 를 초과하는 경우 영상에 노이즈가 많거나 가보 필터의 빈도수와 지문영상의 용선의 빈도수가 일치하지 않는 경우에 발생하는 가상 특징점이 추출된 것으로 판단하기 위해 설정한 값이다. 즉, N_{ie} 와 N_{ib} 각각의 값이 M_e 와 M_b 값을 초과하는 경우 특징값 계산시 $1 - \alpha$ 의 가중치를 부여하였다. 실험에서 사용된 두 값은 4로 고정하였다. 특징점을 추출하는 과정은 다음과 같다.

먼저 가보 필터링의 결과 영상들에 대해 최소합(Minimum Sum)영상을 구한다. 최소합 영상은 다음과 같이 계산된다.

$$MinSum[i][j] = \min_{k=1}^8 (FilteredImage_k[i][j])$$

$FilteredImage_k[i][j]$ 는 8가지 필터링 결과 영상 중 k 번째 영상의 i, j 위치의 화소값을 의미한다. 따라서 최소합 영상은 8가지 필터링 결과 영상들의 i, j 에 위치하는 화소들 중 그 값이 최소인 것들을 취한 영상이 된다.

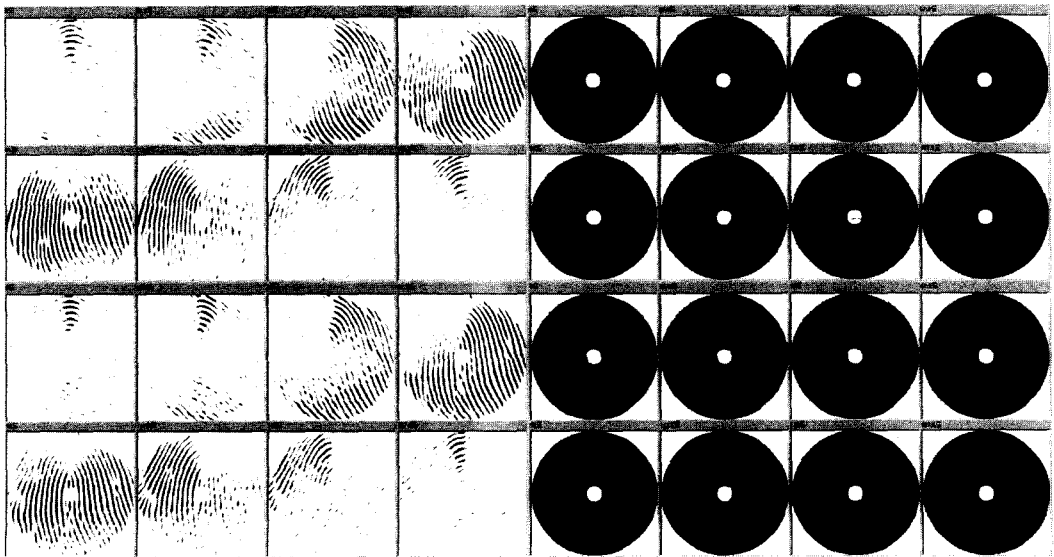


그림 9 종류는 같으나 서로 다른 지문으로부터 얻은 가보 필터링 결과와 추출한 특징벡터(왼쪽: f0000033과 s0000043영상의 가보 필터링 결과, 오른쪽: f0000033과 s0000043의 특징 벡터)



그림 10 그림 9의 두 지문 영상에 대한 최소합 영상, 이진 영상, 뼈대 영상, 그리고 끝점과 분기점(상: f0000033의 처리 영상들, 하: s0000043의 처리 영상들, □ - 끝점, ○ - 분기점)

얻어진 최소합 영상에 대해 이진화를 수행하고, 이진화 영상에 대해 뼈대 영상을 구한다. 이진화 영상과 뼈대 영상을 구하는 방법은 각각 [6]와 [7]의 방법을 사용하였다. 이와 같이 구한 뼈대 영상의 각 화소에 대한 8-neighbor 중 윗선의 일부 픽셀인 수가 1이 되는 경우, 그 화소를 끝점으로 처리하고 3인 경우 분기점으로 취했다. 그림 10은 그림 9의 두 지문 영상에 대해 최소합 영상, 이진화 영상, 뼈대 영상, 그리고 뼈대 영상으로부터 추출된 끝점과 분기점을 보여준다.

그림 10에서 보느냐와 같이 서로 다른 지문의 경우 특징점의 위치가 다르게 나타나므로, 특징점을 포함하는 영역들에 가중치를 부여하여 얻은 특징 벡터는 기존 방법에 비해 같은 종류의 지문이라도 두 벡터간 거리는 멀어지게 된다.

4. 실험 결과

실험은 먼저 기존 필터뱅크 방법에 따라 지문 정합을 수행하고, 같은 데이터에 대해 제안된 방법들을 포함하는 지문 정합 과정에 따라 수행하여 처리 속도와 성능 면에서 두 방법의 결과를 비교하는 방향으로 진행하였다.

실험에 사용된 시스템은 AMD Athlon™ XP 1700+

의 CPU와 512M RAM으로 구성된 PC환경에서 진행되었고, 구현은 Visual C++.NET으로 이루어졌다. 테스트 지문 영상은 NIST-14의 F0000001.WSQ~F0000999.WSQ와 쌍으로 된 S0000001.WSQ~S0000999.WSQ 영상들에 대해 수행하였다. 실험에 사용된 1998 개의 영상 중 화질이 나쁘거나 코어의 위치가 적절하지 않은 257 영상은 제거하였다. F0000????.WSQ 영상은 등록 영상으로 사용하고, S0000????.WSQ 영상은 검증 영상으로 사용하였다. 결과적으로 실험은 등록영상의 155개와 검증영상의 102개가 제거된 영상들을 대상으로 하였다. 등록 영상과 검증영상의 번호가 일치하는 경우 동일한 지문으로부터 취득한 영상이며, 정당한 지문 정합에 해당한다. 그 이외의 경우는 부당한 지문 정합에 해당한다고 판단할 수 있다. 총 비교 회수는 757,068번이고, 764회의 정당한 지문 정합이 일어나고, 756,304번의 부당한 지문 정합이 일어난다.

표 2는 기존 필터뱅크 기반 지문 정합에서 지문 처리 수행시간과 제안된 방법들을 포함한 지문 정합에서 지문 처리 수행시간을 한 개의 지문에 대한 처리 시간으로 살펴본 결과이다.

표 2에서 보느냐와 같이 등록 시점에서의 특징 벡터

표 2 기존 필터뱅크 기반 방법과 제안된 방법의 처리시간 비교

(단위 : 초)

	등록 영상의 특징벡터 획득 시간	검증 영상의 특징 벡터 획득 시간	거리 계산 시간	합계
기존 필터뱅크 방법	5.7233	3.2510	0.0014	8.9757
제안된 방법	3.4731	3.5561	0.0001	7.0293

추출은 약 1.65배의 속도 향상을 얻을 수 있었고, 거리 계산에서 약 14배의 속도 향상을 얻을 수 있었다. 검증 영상의 특징 벡터 획득시간이 기존 방법에 비해 늘어난 것은 지문정렬 과정과 특징점을 추출해 가중치를 부여하는 과정에 따르는 추가 시간 때문이다. 한 지문에 대한 전체 처리 시간은 약 1.28배 향상되었다.

지문 인식 시스템을 평가하는 일반적인 성능 평가는 FAR(False Acceptance Rate), FRR(False Reject Rate), 그리고 ERR(Equal eRror Rate)를 이용한다. ERR은 FAR과 FRR이 일치하는 지점을 의미한다. [1]에서는 위 세 가지 비율과 함께 GAR(Genuine Acceptance Rate)를 평가 대상에 포함시켜 GAR과 FRR을 비교하였다. GAR은 1-FAR로 계산될 수 있다. 본 논문의 실험결과는 일반적인 성능평가 방법을 사용하기로 한다.

특징 벡터간의 거리는 0~100사이의 값으로 정규화(Normalize) 하였다. 그림 11은 기존 필터뱅크 기반 방법에 의해 이루어진 비교지문의 특징 벡터들 간 거리를 정당한 경우와 부당한 경우로 나누어 보여주고 있다. 그림 12는 제안된 방법들을 포함하여 이루어진 비교지문

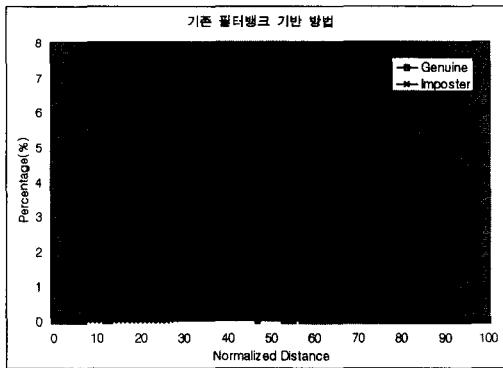


그림 11 기존 필터뱅크 기반 방법에 의해 이루어진 비교지문의 특징 벡터들 간 거리의 비율

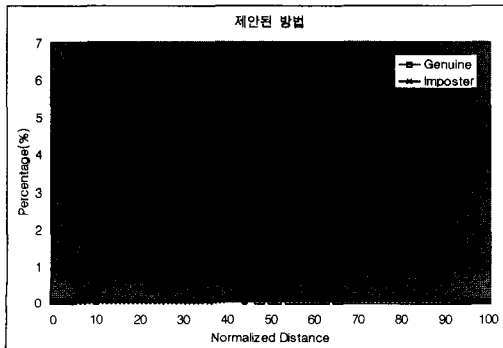


그림 12 제안된 방법에 의해 이루어진 비교지문의 특징 벡터들 간 거리의 비율 ($\alpha = 1.0$ 의 경우)

의 특징 벡터들 간 거리를 정당한 경우와 부당한 경우로 나누어 보여준다. 두 그림의 왼편에 나타난 분포는 거리가 가까운 즉, 정당한 지문들 간 거리에 해당하는 비율을 보여주고, 오른편에 나타난 분포는 부당한 지문들 간 거리에 해당하는 비율을 보여준다. 실험을 통해 살펴본 결과 $\alpha = 1.0$ 에서 가장 좋은 결과를 보였다.

제안된 방법이 기존의 방법에 비해 정당한 지문들의 분포가 비슷한 반면, 부당한 지문들의 분포는 더 오른편으로 분포가 이동되어 있음을 확인 할 수 있다. 이것은 특징점을 포함하는 영역에 대한 특징값에 가중치를 부여하는 것이 동일한 지문에는 큰 영향을 미치지 않는 반면, 부당한 지문에는 확연히 구별되도록 하는 특성을 부여한다는 것을 실험 결과로써 확인한 것이다.

그림 13은 기존 필터뱅크 기반 방법에 따라, 정규화된 거리에 해당하는 FAR과 FRR을 보여준다. 두 비율이 가장 가까운 지점은 정규화된 거리가 38일 때, 각각 5.52%(FAR)와 5.76%(FRR)이다. 그림 14는 제안된 방법에 따라, 정규화된 거리에 해당하는 FAR과 FRR을 보여준다. 두 비율이 가장 가까운 지점은 정규화된 거리가 46일 때, 각각 0.967%(FAR)와 0.524%(FRR)이다. 제안된 방법이 기존 방법에 비해 ERR이 약 5%의 성능 향상을 가져오는 것을 실험 결과로써 알 수 있다.

표 3은 두 방법에 따른 ERR 주변에서의 FAR과

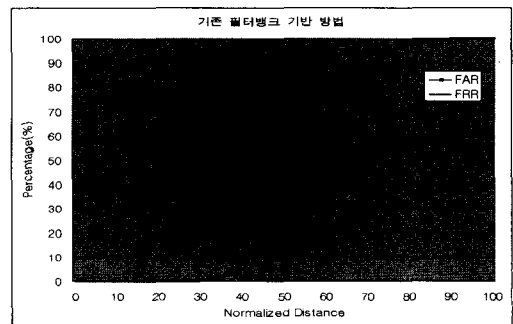


그림 13 기존 필터뱅크 기반 방법에 따른 FAR과 FRR

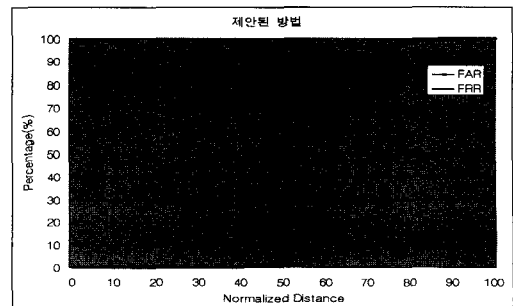


그림 14 제안된 방법에 따른 FAR과 FRR

표 3 두 방법에 따른 ERR 주변에서의 FAR과 FRR

Normalized Distance		36	37		39	40
기존 필터뱅크 기반 방법	FAR	3.257	4.301		6.923	8.497
	FRR	11.258	8.509		3.928	2.881
Normalized Distance		44	45		47	48
제안된 방법	FAR	0.46	0.671		1.351	1.863
	FRR	1.048	1.048		0.393	0.393

FRR을 정규화된 거리에 대해 보여준다.

표 2와 표 3에서 보여주는 바와 같이 제안된 방법 추가하여 기존 필터뱅크 방법보다 속도와 성능 면에서 우월한 결과를 얻을 수 있었다.

5. 결론

본 논문에서는 특징점 기반 방법이 정량적인 지문정보를 산출하지 못하는 문제점을 해결하기 위해 Jain등에 의해 제안된 필터뱅크 기반 지문 정합 방법에서 지문을 특성화한 특징벡터를 추출할 때, 특징점을 기반으로 가중치를 부여하는 방법을 제안하였다. 이 방법은 기존 필터뱅크 기반 지문 정합에서 특징벡터가 지문의 특정 영역에 대한 방향성을 위주로 추출되기 때문에 서로 다른 지문이더라도 종류가 같은 경우 두 특징 벡터 사이의 거리가 가깝게 나타나는 단점을 극복하기 위한 것이다. 결과는 실험을 통해 기존 방법에 비해 ERR에서 약 5%의 성능 향상을 얻을 수 있었다.

본 논문에서는 또한 기존 필터뱅크 기반 방법에서 회전 오차를 고려하기 위해 등록 시점에서 입력된 지문으로부터 두 가지 영상에 대해 특징벡터를 추출하고, 검증 시점에서 특징 벡터들을 다섯 가지 방향으로 회전해 가며 거리를 계산하는 오버헤드를 줄일 수 있도록 특징 벡터를 얻기 전 지문을 정렬하는 방법을 제안하였다. 지문 정렬 방법은 코어를 중심으로 하는 왼쪽 영역의 평균 방향과 오른쪽 영역의 평균 방향이 같아지도록 점진적으로 회전을 수행하여 이루어진다. 지문 정렬이 수행되면, 기존 방법과 같은 회전 오차의 문제점을 해결할 수 있기 때문에, 특징벡터의 추출과 거리 계산의 오버헤드를 제거할 수 있다. 실험을 통해 제안된 방법을 적용한 경우 약 1.28배의 속도 향상을 얻을 수 있었다. 이 방법은 또한 지문의 지역적인 방향 정보를 이용하여 모든 종류의 지문에 대해 동일하게 적용이 가능하기 때문에 특징점 기반 방법에서도 유용하게 적용이 가능할 것이다.

현재 본 논문에서 제안한 방법으로 추출된 특징 벡터를 암호키와 연계시켜 PKI에 접목하는 방법에 대해 연구하고 있으며, 추후에 특징점의 수에 따라 다른 가중치를 부여하는 방법에 대해 연구하고, 지문 정렬 방법을

특징점 기반 방법에 적용하여 기존 특징점 기반 방법의 속도 향상에 기여하도록 실험을 통해 고찰하고자 한다. 그리고 필터뱅크 기반 방법의 가장 큰 단점은 지문의 코어에 의존하여 특징벡터를 추출하기 때문에 코어가 포함되지 않은 지문 영상에 대한 식별이 불가능하다는 것이다. 필터뱅크 기반 방법이 실용화되기 위해서는 이 문제점을 해결해야 하며, 추후 이에 대한 연구도 진행될 것이다.

참 고 문 헌

- [1] A. K. Jain, S. Prabhakar, L. Hong and S. Pankanti "Filterbank-based Fingerprint Matching," IEEE Transactions on Image Processing, Vol. 9, No. 5, pp. 846~859, May. 2000.
- [2] Hakil Kim, "Theories and Application of Biometrics 2001", 한국정보과학회 2001 추계학술대회 튜토리얼, Oct., 2001.
- [3] 안도성, "클릭 구조를 이용한 지문 인식 알고리즘 및 성능평가 시스템에 관한 연구", 인학대학교, 박사학위논문, 2001.2.
- [4] A. K. Jain, S. Prabhakar, L. Hong, "A Multichannel Approach to Fingerprint Classification," IEEE Transactions on PAMI, Vol.21, No.4, pp. 348~359, April 1999.
- [5] C. I. Watson, G. T. Candela, P. J. Grother, "Comparison of FFT Fingerprint Filtering Methods for Neural Network Classification," Technical Report NISTIR 5493 September 1994.
- [6] Otsu, N., "A Threshold Selection Method from Grey-level Histograms," Transactions on Systems, Man Cybernetics. Vol.9. 1:377~393, 1979.
- [7] Zhang S., K. S. Fu, "A Thinning Algorithm for Discrete Binary Images," Proceedings of the International Conference on Computers and Applications. Beijing, China., 879~886, 1984.
- [8] J. R. Parker, "Algorithms for Image Processing and Computer Vision," Wiley Computer Publishing, 1997.
- [9] Yuliang He, Jie Tian, Xiping Luo, Tanghui Zhang, "Image enhancement and minutiae matching in fingerprint verification," Pattern Recognition Letters 24, 1349~1360, 2003.
- [10] Jain, A., Lin, H., Bolle, R., "On-line fingerprint verification," IEEE Trans. Pattern Anal. Machine

- Intell. 19 (4), 302~313, 1997.
- [11] Lin H., Wan Y., Jain A., "Fingerprint image enhancement: Algorithm and performance evaluation," IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell. 20(8), 777~789, 1998.
- [12] J. Yang, L. Liu, T. Jiang, Y. Fan, "A modified Gabor filter design method for fingerprint image enhancement," Pattern Recognition Letters 24, 1805~1817, 2003.
- [13] J. G. Daugman, "High Confidence Recognition of Persons by a Test of Statistical Independence," IEEE Trans. Pattern Anal. and Machine Intell., Vol. 15, No. 11, 1148~1161, 1993.
- [14] C. I. Watson, "NIST Special Database 14 Mated Fingerprint Cards Pairs 2 Version 2," CD-ROM and documentation., Sept. 1993.
- [15] M.D. Garris, C.I. Watson, "NIST Fingerprint Image Software," CD-ROM and documentation, 2001.
- [16] Salil Prabhakar, "Fingerprint Classification and Matching Using a Filterbank," A dissertation for the degree of doctor of philosophy, Computer Science & Engineering, Michigan State Univ., 2002.

정 석 재

1996년 2월 아주대학교 공과대학 컴퓨터 공학과 학사. 1998년 2월 아주대학교 컴퓨터공학과 석사. 2000년 2월 아주대학교 컴퓨터공학과 박사 수료. 2000년 9월~2002년 1월 (주)케이사인 PKI Toolkit 팀장. 2002년 3월~현재 아주대학교 정보통신연구소 연구원, 프로그래밍 전문 강사. 관심분야는 컴퓨터 비전, 영상처리, 지문인식, PKI(공개키 기반구조)

김 동 윤

1974년 서울대학교 수학과 학사. 1976년 한국과학기술원 전산학과 석사. 1985년 미국 MIT 응용수학 박사. 1976년~1991년 국방과학연구소 근무. 1991년~현재 아주대학교 정보 및 컴퓨터공학부 교수. 1994년~1995년 영국 Cambridge대 인촌 기념교수. 2001년~현재 국제정보처리학회 이사. 관심분야는 컴퓨터 비전, 알고리즘, 정보화 정책