

손가락 정렬과 회전에 강인한 비 접촉식 손가락 정맥 인식 연구

장 영 균[†] · 강 병 준^{**} · 박 강 령^{***}

요 약

최근 개인의 정보 보호에 대한 중요성이 증가함에 따라 생체 인식 기술이 출입 통제 시스템 또는 개인 인증, 인터넷 뱅킹, ATM 기기 등 여러 응용에서 사용되어지고 있다. 손가락 정맥 인식이란 사람마다 고유한 손가락 정맥 패턴 정보를 사용하는 고 신뢰도의 생체 인식 기술이다. 본 연구에서는 비 접촉식 손가락 정맥 인식을 위한 새로운 장치 및 방법을 제안한다.

본 연구는 기존의 연구에 비해 다음과 같은 다섯 가지의 장점을 나타내고 있다. 첫째, 본 논문에서 제안하는 장치는 사용자의 손가락 정맥 영상 취득 시, 손가락의 뒷면과 손가락 끝, 옆을 지지할 수 있는 최소한의 지지대만을 사용함으로써 사용자의 불편감을 최소화할 수 있다. 둘째, 손가락 정맥 영상을 취득하기 위한 카메라 앞에 45도 기울어진 핫 미러(hot mirror)를 사용함으로써, 손가락 정맥 영상 취득 장치의 두께를 줄일 수 있었다. 이는 핸드폰과 같이 두께에 제한이 있는 여러 응용 분야에서 널리 사용될 수 있음을 의미한다. 셋째, 본 연구에서는 LBP(Local Binary Pattern) 방법을 기반으로 손가락 정맥의 특징 정보를 추출함으로써 부분적으로 심하게 어둡거나 밝은 영역을 포함하는 균일하지 않은 조명의 영향을 줄일 수 있었다. 넷째, 비 정맥 영역을 인식에 사용하지 않음으로써 인식 성능을 보다 향상 할 수 있었다. 다섯째, 추출된 손가락 정맥 코드를 기 등록된 코드와 매칭 시, 수평 및 수직방향 비트 이동 방법을 사용함으로써 영상 취득 시 손가락의 움직임과 회전에 의한 본 인터페이스의 변화도를 줄일 수 있었다.

실험 결과, 본 논문에서 제안하는 손가락 정맥 인식방법의 EER(Equal Error Rate)은 0.07423%였고 전체 처리 시간은 91.4ms였다.

키워드 : 생체 인식, 비접촉식 손가락 정맥 인식

A Study on Touchless Finger Vein Recognition Robust to the Alignment and Rotation of Finger

Young Kyoon Jang[†] · Byung Jun Kang^{**} · Kang Ryoung Park^{***}

ABSTRACT

With increases in recent security requirements, biometric technology such as fingerprints, faces and iris recognitions have been widely used in many applications including door access control, personal authentication for computers, internet banking, automatic teller machines and border-crossing controls. Finger vein recognition uses the unique patterns of finger veins in order to identify individuals at a high level of accuracy. This paper proposes new device and methods for touchless finger vein recognition.

This research presents the following five advantages compared to previous works. First, by using a minimal guiding structure for the finger tip, side and the back of finger, we were able to obtain touchless finger vein images without causing much inconvenience to user. Second, by using a hot mirror, which was slanted at the angle of 45 degrees in front of the camera, we were able to reduce the depth of the capturing device. Consequently, it would be possible to use the device in many applications having size limitations such as mobile phones. Third, we used the holistic texture information of the finger veins based on a LBP (Local Binary Pattern) without needing to extract accurate finger vein regions. By using this method, we were able to reduce the effect of non-uniform illumination including shaded and highly saturated areas. Fourth, we enhanced recognition performance by excluding non-finger vein regions. Fifth, when matching the extracted finger vein code with the enrolled one, by using the bit-shift in both the horizontal and vertical directions, we could reduce the authentic variations caused by the translation and rotation of finger. Experimental results showed that the EER (Equal Error Rate) was 0.07423% and the total processing time was 91.4ms.

Key Words : Biometrics, touchless finger vein recognition

1. 서 론

생체 인식 기술이란 신체적인 특징이나 행동적인 특징을

이용하여 사람을 인식하는 기술을 말하는데, 대표적으로 지문인식, 얼굴인식, 홍채인식, 손등 정맥인식 등이 있다. 하지만 기존의 생체 인식 시스템들은 사용 편의성과 성능 측면에서 보았을 때 몇몇 문제점들을 가지고 있다. 지문 인식 시스템의 경우, 사용자는 본인의 손가락을 장치의 입력 센서 표면에 접촉해야만 하는데 이는 사용자에게 불편함을 야기할 수 있고 또한 지문 센서로부터 남아있는 흔적(latent fingerprint)을 채취하여 생체 정보가 도용될 수 있다. 또한

※ 본 연구는 서울시 산학연 협력사업(2007년 신기술 연구개발 지원사업 (NT1070092))의 지원을 받아 수행되었습니다.

† 준 회 원 : 상명대학교 컴퓨터학과 석사과정

** 준 회 원 : 상명대학교 컴퓨터학과 박사과정

*** 정 회 원 : 동국대학교 전자공학과 조교수(주저자 및 교신저자)

논문접수 : 2008년 2월 21일

수정일 : 2008년 4월 25일

심사완료 : 2008년 5월 26일

손가락 표면의 상태(예, 습함, 건조함)와 피부의 왜곡(distortion) 현상으로 인해 인식 성능의 정확도가 떨어질 수 있는 문제점이 있다. 홍채 인식은 정확도 측면에서 가장 신뢰받는 생체 인식 기술 중 하나이지만 비싸고 다른 생체 인식 시스템에 비해 이용이 불편하다는 단점을 가지고 있다. 이러한 문제들을 해결하기 위해, 손바닥 정맥[1]과 손등 정맥[2]와 같은 정맥 패턴을 이용한 생체 인식 기술들이 연구 되어졌다. 정맥 인식은 사람 신체 내부의 정보인 정맥 패턴을 사용하는 인식 기술인데, 이 사람 몸 속 내부의 정맥 패턴들은 적외선 조명과 카메라를 이용함으로써 취득하는 것이 가능하다. 그러나 손바닥 정맥과 손등 정맥 인식 장치의 경우 현재 지문 인식 시스템과 비교했을 때 입력 장치의 크기가 너무 크다는 문제점을 가지고 있다.

따라서 이러한 문제를 극복하기 위해서, 최근에 손가락 정맥 인식에 관한 연구가 시작되고 있다. Yanagawa의 연구에서는 손가락 정맥 패턴이 개인 인증을 위해 사용될 수 있다는 사실을 증명하였다[3]. Yanagawa는 각 개인이 가지고 있는 10개의 손가락 모두가 각기 완전히 다른 정맥 패턴을 가지고 있고, 손가락 정맥 패턴의 구분 자유도(degree of freedom)는 홍채 패턴의 자유도와 유사하다는 결과를 발표하였다[3]. Miura는 다양한 위치에서 시작하는 반복적 선 추적(line tracking) 방법을 이용하여 손가락 정맥 패턴을 추출하는 방법을 제안하였다. Miura의 논문에서는 영상에 나타나는 부분적으로 어두운 그림자(shading) 영역에 대해서도 좋은 추출 성능을 나타내고 있다[4]. 실험에서는 678개의 손가락 정맥 영상을 인식을 위해 사용하였고, 그 결과 EER(Equal Error Rate)은 0.145%였고 처리 시간은 460ms를 나타냈다[4]. Zhang은 또한 손가락 정맥 영상 프로파일의 curvelet 정보와 지역적으로 상호 연결된 구조의 신경망 방법에 기반을 둔 정맥 패턴 추출 방법을 제안하였다[5]. 제안한 신경망은 실제 정맥 패턴 영역과 비 정맥 영역으로부터 추출된 정보를 사용하여 학습되었다[5]. Zhang의 실험에서는 3,200개의 손가락 정맥 영상을 사용하여 실험하였고 그 결과 EER은 0.128%였다[5]. 가장 최근에 이루어진 손가락 정맥 인식 연구에서, Miura는 기후 상황에 따라 손가락 내에 흐르는 피의 양이 변할 수 있고 그에 따라 손가락 정맥 패턴의 두께가 달라질 수 있다는 결과를 발표하였다[6]. Miura는 손가락 정맥 패턴 영상 단면의 곡률 값 정보에 기반을 두어 손가락 정맥 패턴을 추출하는 방법을 제안하였는데, 이 때 단면은 각기 다른 네 방향에서 가장 곡률 값이 큰 지점을 추출하는 방법으로 각기 다른 방향으로 뻗어있는 정맥 패턴 영상을 추출할 수 있었다[6]. 이를 통해 개인 또는 환경적인 영향에 따라 정맥 패턴 두께가 다양하더라도 손가락 정맥 패턴을 잘 추출하도록 하였다. Miura는 678개의 손가락 정맥 영상을 이용하여 실험한 결과, 0.0009%의 EER을 나타냈다[6]. 손가락 정맥 인식 기술의 상용 제품은 현재 일본 히타치(Hitachi)사를 통해 금융권을 중심으로 판매되고 있다[7].

위와 같은 방법들이 모두 사전에 손가락 정맥 영역을 추

출하는 방법을 사용하지만, 손가락 정맥 영역은 개인의 피부 두께 및 환경의 영향에 따라 선명하게 보이지 않는 경우가 많으며, 때로는 부분적으로 일관되지 않은 그림자(shading) 영역과 심하게 밝게 포화(saturation) 된 영역이 나타나기도 한다. 이러한 영향으로 정확한 정맥 패턴 추출 시 패턴 검출에러가 발생할 수 있고, 또한 손가락 정맥 영상에서 정확한 정맥 패턴을 추출하는 단계를 수행하는 것은 처리 시간 측면에서 성능 저하를 야기시킬 수 있다. 또한 진술한 기존의 방법들은 손가락 정맥 영상 취득을 위해 입력 장치에 사용자의 손가락을 밀착시켜야만 하며 이는 사용자에게 불편함을 야기할 수 있다. 이러한 문제들을 극복하기 위해서 본 연구에서는 새로운 형태의 비접촉식 손가락 정맥 인식 장치 및 방법을 제안한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 제안하는 시스템 및 알고리즘을 상세히 설명하고, 3장에서는 손가락 정맥 영상 데이터베이스를 가지고 실험한 결과를 통해 제안하는 알고리즘의 성능을 평가하고, 4장에서는 본 논문의 결론과 향후 연구방향에 대하여 언급하도록 한다.

2. 제안하는 손가락 정맥 인식 시스템 및 방법

2.1 손가락 정맥 영상 취득 장치

기존의 연구들에서, 손가락 정맥 영상 취득 장비는 적외선 조명들과 적외선 투과 필터를 부착한 카메라로 구성되었다. 적외선 조명은 사람의 손가락 윗부분에 위치하며[4], 손가락을 투과한 적외선 조명 빛과 음영은 손가락 아래쪽의 카메라에 의해 취득된다[4]. 일반적으로 적외선 조명은 정맥 내에 존재하는 헤모글로빈에 의해 흡수되는 특징을 나타내기 때문에, 입력 영상에서 정맥 부분은 어둡게 그리고 다른 피부 부분은 밝게 나타나게 된다.

기존의 장비들은 적외선 조명이 카메라의 윗부분에 위치하여 장비의 크기가 증가하기 때문에 핸드폰과 같은 크기가 제한된 응용에 사용하기 어렵다는 단점을 가지고 있다. 또한 이러한 장비들은 좋은 품질의 영상을 취득하기 위해 고정된 장소에 사용자가 손가락을 입력 장치에 밀착하도록 하고 있는데[4], 이는 장비에 손가락을 접촉해야 하는 사용자들에게 불편함을 야기한다. 이러한 문제들을 극복하기 위해서 본 연구에서는 새로운 형태의 비 접촉식 손가락 정맥 영상 취득 장치 및 방법을 제안한다.

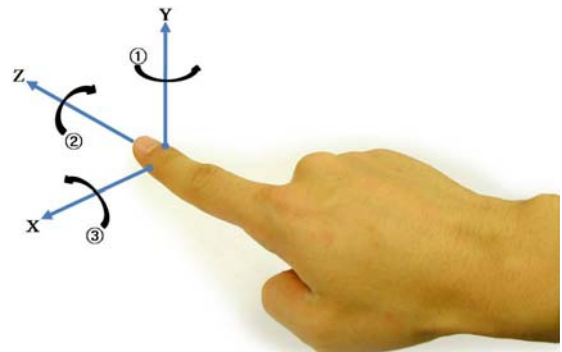
첫째, 본 연구에서는 (그림 1(a))와 같이 카메라의 앞쪽에 45도 기울어진 핫 미러(hot mirror)를 위치시킴으로써 제안하는 장비의 높이(depth)를 줄였다. 이 핫 미러는 가시광선은 투과시키는 반면에 적외선 조명은 반사하는 특징을 가지고 있다. (그림 1)에 보이는 시스템은 견본(prototype)으로써 향후 조명 모듈과 핫 미러의 크기 최적화 과정을 통해서 인식 시스템의 크기를 전체적으로 줄이는 것이 가능하다. 둘째, 일반적으로 손가락 정맥 영상에서 손가락 위치에 대한 일관성(정렬)은 인식의 정확성에 있어서 매우 중요한 문제이기 때문에 본 연구에서는 지문이나 본인의 신체 정보가



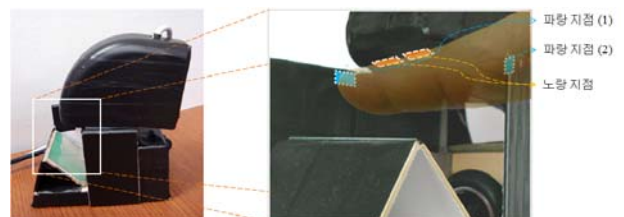
(그림 1) 제안하는 손가락 정맥 영상 취득 장비의 견본(prototype) : (a) 제안하는 장비 (b) 장비를 사용하는 예[11]

남지 않도록 최소한의 지지대를 이용하여 손가락 위치에 대한 일관성을 유지하였다. 제안하는 시스템에서 사용된 최소한의 지지대라는 것은 손가락의 끝, 옆 부분과 손가락의 뒷부분 접촉을 위한 지지대를 말하며, 이러한 방법으로 본 연구에서는 (그림 1(b))에서 보이는 바와 같이 사용자의 불편함 없이 비 접촉으로 취득된 손가락 정맥 영상을 얻을 수 있다. (그림 2)는 제안하는 손가락 정맥 영상 취득 장치를 이용하여 취득된 영상이다.

비접촉식 손가락 정맥 인식 시스템에서는 (그림 3)와 같이 사용자 손가락의 움직임(이동 및 회전)에 의해 등록된 손가락 정맥 패턴 정보와 다른 형태의 손가락 정맥 패턴이 입력될 수 있기 때문에 본인을 타인으로 거부하는 FRR(False Rejection Rate)을 증가시킬 수 있다. 제안하는 시스템의 이와 같은 문제를 방지하기 위해서 사용자가 (그림 4)의 두 파랑 지점에 손가락의 오른쪽 면과 손가락 끝을 접촉하도록 한다. 그리고 (그림 4)와 같이 두 노랑 지점에 사용자의 손가락 뒷면을 접촉하도록 한다. 이를 통해 본 실험에서는 X, Y 그리고 Z 축으로의 손가락 이동을 줄일 수 있고 X, Y 그리고 Z 축을 중심으로 일어나는 회전을 줄일 수 있다. 결과적으로 사용자의 최소한의 협력과 불편함 없이 정렬된 손가



(그림 3) 손가락의 움직임: 이동 및 회전[11]



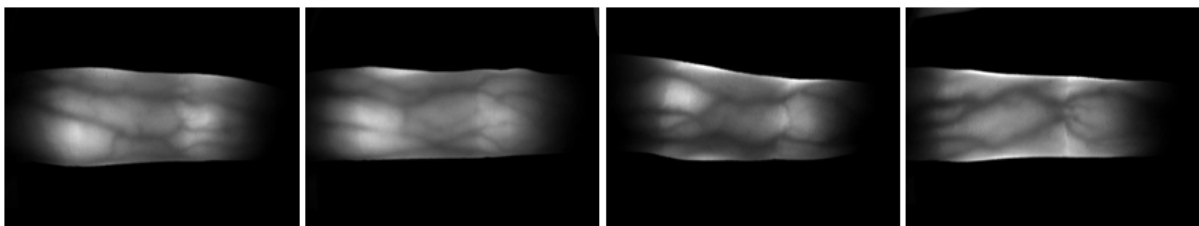
(그림 4) 사용자의 손가락을 정렬하기 위한 제안하는 시스템의 지지대[11]

락 정맥 영상을 얻을 수 있다[11].

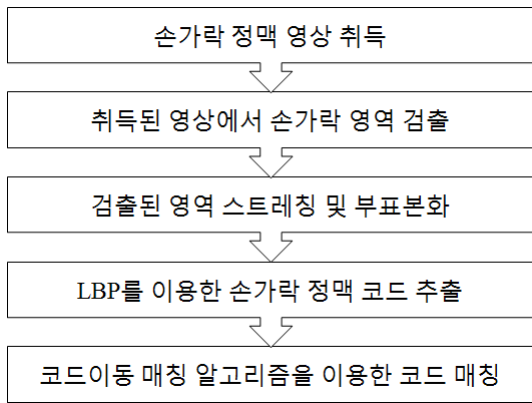
2.2 손가락 정맥 인식 알고리즘

2.2.1 제안하는 알고리즘의 전체 흐름도

제안하는 손가락 정맥 인식 알고리즘은 (그림 5)과 같다. 첫째, 본 논문에서 제안하는 영상 취득 장비를 사용하여 손가락 정맥 영상을 취득한 후, 2.2.2절에서 보는 바와 같이 마스크를 이용하여 취득된 입력 영상에서 손가락 영역을 검출한다. (그림 2)에서 보이는 바와 같이 손가락마다 각각 모양이 다르기 때문에 본 연구에서는 검출된 손가락 영역의 영상을 X와 Y 축 방향으로 스트레칭(stretching)함으로써 모든 손가락 정맥 영상을 정규화(normalization)한다. 그 이후에 정규화된 영상은 3 × 3 모자이크(mosaic) 블록을 사용함으로써 50 × 20 픽셀 크기로 부 표본화(subsampling)한다. 본 연구에서는 부 표본화된 영상으로부터 LBP(Local Binary Pattern) 방법을 사용하여 손가락 정맥 코드를 추출한다. 마지막으로, 추출된 손가락 정맥 코드는 기존에 등록되었던 손가락 정맥 코드와 해밍 거리(Hamming Distance)를 계산함으로써 매칭시킨다. 만약에 계산된 해밍 거리가 기존에 정



(그림 2) 개인별 취득된 손가락 정맥 영상



(그림 5) 제안하는 손가락 정맥 인식 알고리즘

해 놓은 임계값(threshold)보다 작으면 인식 시스템은 데이터베이스에 기존에 등록된 사람과 같은 사용자로서 인식하고 받아들인다. 이때 비 접촉식 정맥 영상 취득 장치의 특성상 취득된 영상에는 손가락의 이동(movement)과 회전(rotation)이 있을 수 있는데 이는 코드 매칭 단계에서 인식을 위해 추출된 정맥 코드를 수평 및 수직 방향으로 코드 이동(bit shifting) 알고리즘을 적용하여 가장 가까운 해밍 거리를 구함으로써 손가락의 이동과 회전에 대해서도 강한 인식 성능을 얻을 수 있다. 손가락 정맥 영상 안에는 정맥 영역뿐만 아니라 비 정맥 영역(피부 영역)도 포함되어 있기 때문에 본 연구에서는 비 정맥 영역을 지역 블록(local block)의 표준편차 값에 기반을 두어 검출하고, 그 검출된 비 정맥 영역은 코드 매칭 시 사용하지 않는다.

2.2.2 손가락 영역 검출, 정규화(normalization) 및 부표본화(subsampling)

(그림 2)에서 보이는 바와 같이 제안한 영상 취득 장치를 이용하여 취득된 손가락 정맥 영상에서는 수평방향으로 양 끝에 그림자(shading) 영역이 포함되어 있다. 이는 인식률을 저하시키는 요소이다. 본 연구에서는 지지대((그림 4)의 파랑지점 (1))를 사용하여 수평방향으로는 정렬된 손가락 정맥 영상을 얻을 수 있기 때문에 입력영상에서 정해진 픽셀 크

기만큼 양 끝 쪽의 그림자 영역을 제거함으로써 인식률을 저하 시키는 요소를 줄일 수 있게 된다.

(그림 2)에서 보는 바와 같이 사람의 손가락마다 모두 형태가 다르기 때문에 본 연구에서는 손가락 정맥 영상을 정규화(normalization)하기 위하여 손가락 영역을 검출하였다. 피부는 적외선 조명 빛을 투과시키기 때문에 취득된 정맥 영상에서 손가락 영역은 (그림 2)와 같이 배경 영역보다 밝은 특징을 나타낸다. 그러므로 본 연구에서는 (그림 6(a))와 (그림 6(b))에서 보이는 마스크들을 사용함으로써 취득된 영상에서 손가락 영역을 검출할 수 있다. 마스크 정합 값은 각각의 X축 위치에 대해 Y축 방향으로 계산되었고, 가장 높은 정합 값을 나타내는 Y축 위치를 손가락과 배경 사이의 경계 지점으로 결정하였다. (그림 7)은 본 연구에서 마스크를 이용하여 손가락 영역을 검출한 결과를 보인다[11].

본 연구에서는 (그림 7)과 같은 손가락 영역을 검출한 영상으로부터 X와 Y축 방향으로 검출된 손가락 영역을 스트레칭(stretching)함으로써 손가락 영상을 크기 정규화 하였다. 결과적으로 (그림 8)에서 보이는 바와 같이 150 × 60 픽셀의 스트레칭(stretching)된 영상이 만들어진다. 처리 시간을 향상하기 위해서, 스트레칭(stretching)된 영상 내부에서 각각 3 × 3 픽셀 블록에 대한 그레이 값의 평균값을 계산함으

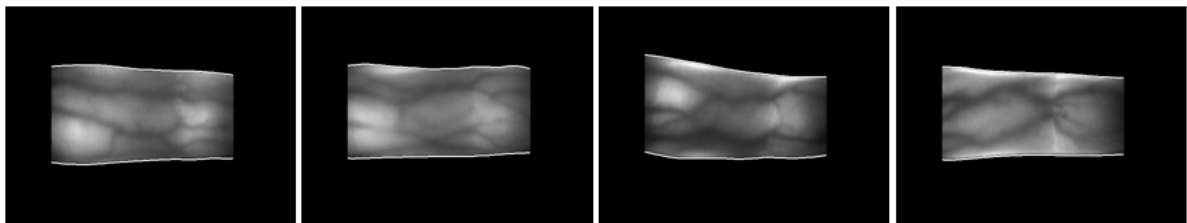
-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1
-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1
1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1

(a)

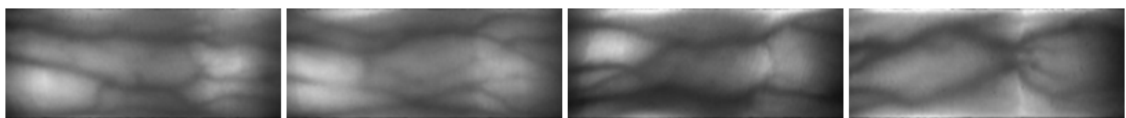
1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1
-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1

(b)

(그림 6) 취득된 영상에서 손가락 영역을 검출하기 위한 마스크:
(a) 손가락 위쪽 경계를 검출하기 위한 마스크
(b) 손가락 아래쪽 경계를 검출하기 위한 마스크



(그림 7) 마스크를 이용하여 검출된 손가락 영역의 예



(그림 8) 그림 7의 스트레칭(stretching)된 영상

로써 50×20 픽셀 크기의 영상으로 부표본화(subsampling) 하였다[11].

이 부표본화(subsampling)된 영상을 이용함으로써 추출된 코드는 영상에 포함된 영상잡음(noise) 요소들에 대해 강인함을 보이고 빠른 수행 속도를 가질 수 있다. 3×3 픽셀 블록의 크기는 스트레칭(stretching)된 영상에서 가장 얇은 정맥 폭(width)의 크기(3픽셀)에 기반을 두어 결정하였다.

2.2.3 LBP 방법을 이용한 손가락 정맥 코드 추출

기존의 손가락 정맥 인식[4]에서는 코드를 추출하기 전에 정확한 손가락 정맥 패턴을 검출하는 과정이 필요했었기 때문에 처리 시간이 오래 걸리는 단점이 있었다. 또한 손가락 정맥 검출 오류에 의해 인식 성능이 영향을 받는 문제점이 있었다. 본 연구에서는 LBP 방법을 사용하여 국소적인 영역에서 강인하게 특징을 추출하였다. LBP 방법을 사용한 이유는 다음과 같다. 일반적으로 LBP 방법은 마스크의 중심 값과 인접 값과의 상대적인 차이를 특징 값으로 이용하므로 [5-6,16], 각 개인 마다 가지고 있는 피부의 특성 또는 영상 취득 환경 변화에 따라 일어날 수 있는 영상의 그림자(shading) 영역이나 밝게 포화(saturation)된 영역에 대해서도 강인하게 혈관 패턴에 관한 특징 값을 추출을 할 수 있다. 또한 LBP 마스크 크기를 변경함으로써, 혈관 패턴 추출 시에 발생할 수 있는 한 두 픽셀의 혈관검출 오류의 영향을 줄일 수 있고, 국소적인 혈관 텍스처(texture)의 형태를 기반으로 한 특징 값을 잘 묘사할 수 있게 된다. 그리고 마스크 중심 값과 인접영역에서의 값 간의 차이 값을 이진 값으로 양자화해서 사용할 수 있으므로, 특징 값의 저장용량을 줄이고 고속 매칭 등에 사용할 수 있다.

Ojala는 코드 분류(texture classification)를 위해서 비모수(non-parametric) 3×3 커널의 LBP 방법을 제안했다 [12]. 이 LBP는 (그림 9)에서 보이는 바와 같이 중심 픽셀과 중심 픽셀 주변의 8개의 픽셀의 그레이 값을 비교함으로써 결정된 이진 값들로 정의 할 수 있다. 이 순차적으로 결정된 이진 값들은 식 (1)을 통해 십진수의 형태로 표현될 수 있다[9]:

$$LBP(x_c, y_c) = \sum_{n=0}^7 s(i_n - i_c)2^n \quad (1)$$

i_c 와 i_n 은 각각 중앙 픽셀 (x_c, y_c)의 그레이 값과 주변의

8개 픽셀들의 그레이 값을 나타낸다[9]. 식 (1)의 함수 $s(x)$ 는 다음과 같이 정의된다[9]:

$$s(x) = \begin{cases} 1 & \text{if } x \geq 0 \\ 0 & \text{if } x < 0 \end{cases} \quad (2)$$

이에 기반을 두어 제안하는 알고리즘은 50×20 픽셀의 부표본화(subsampling)된 영상에서 6,912 비트(48 (X 축 방향으로 LBP 커널이 움직이는 스텝 개수) \times 18 (Y축 방향으로 LBP 커널이 움직이는 스텝 개수) \times 8 (각 LBP 커널 당 추출되는 비트의 개수))의 손가락 정맥 코드를 추출한다[11].

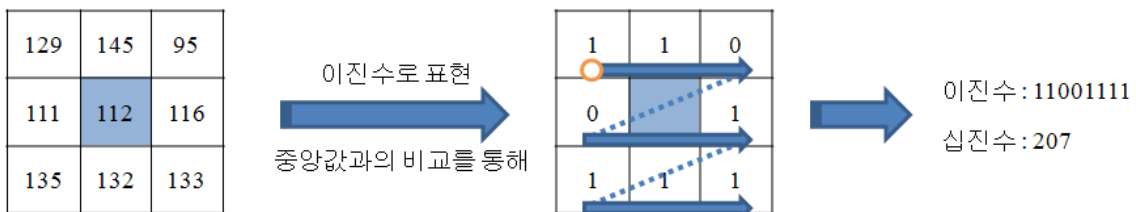
2.2.4 비트 이동을 통한 추출된 코드와 등록된 코드의 매칭(Matching)

제안하는 손가락 정맥 시스템은 추출된 코드를 등록된 코드와 고속 매칭(matching)하기 위해 해밍거리(Hamming Distance)를 계산한다. 이 해밍거리는 식 (3)에서 나타난 것과 같이 두 손가락 정맥 사이의 비유사도(dissimilarity)를 측정하는데 사용된다[11].

$$HD = \frac{\| (codeA \otimes codeB) \cup maskA \cup maskB \|}{\| maskA \cup maskB \|} \quad (3)$$

\otimes 는 상응하는 비트들끼리의 불리언(Boolean) XOR 연산을 나타내고 \cup 는 OR 연산을 나타낸다. $codeA$ 와 $codeB$ 값은 각각 현재 추출된 손가락 정맥 코드 벡터와 등록된 코드 벡터를 의미한다. $maskA$ 와 $maskB$ 값은 각각 현재 추출된 유효비트 판단 코드 벡터와 등록된 유효비트 판단 코드 벡터를 나타낸다.

여기서 유효 비트 판단 코드의 정의는 다음과 같다. 취득된 손가락 정맥 영상은 (그림 2)와 같이 정맥과 피부를 모두 포함한다. 취득된 손가락 정맥 영상의 피부 영역과 등록된 것의 피부 영역을 매칭 함으로써 인식 성능이 저하될 수 있기 때문에 유효 비트 판단 코드를 사용함으로써 추출된 손가락 정맥 코드가 유효한 것인지 아닌지를 판단할 수 있다. (만약 정맥 영역에서 코드를 추출하였다면 유효비트 판단 코드는 1이다. 피부 영역에서 코드를 추출하였다면 유효비트 판단 코드는 0이 되고 이 코드는 정맥 코드 매칭 시에는 사용하지 않는다.) 코드 추출 위치에서 유효 비트 판단 코드가 0이 될지 1이 될지를 판단하기 위해 본 연구에서는 LBP 지역 블록의 표준 편차를 계산하였다. 만약 정맥이



(그림 9) LBP 연산

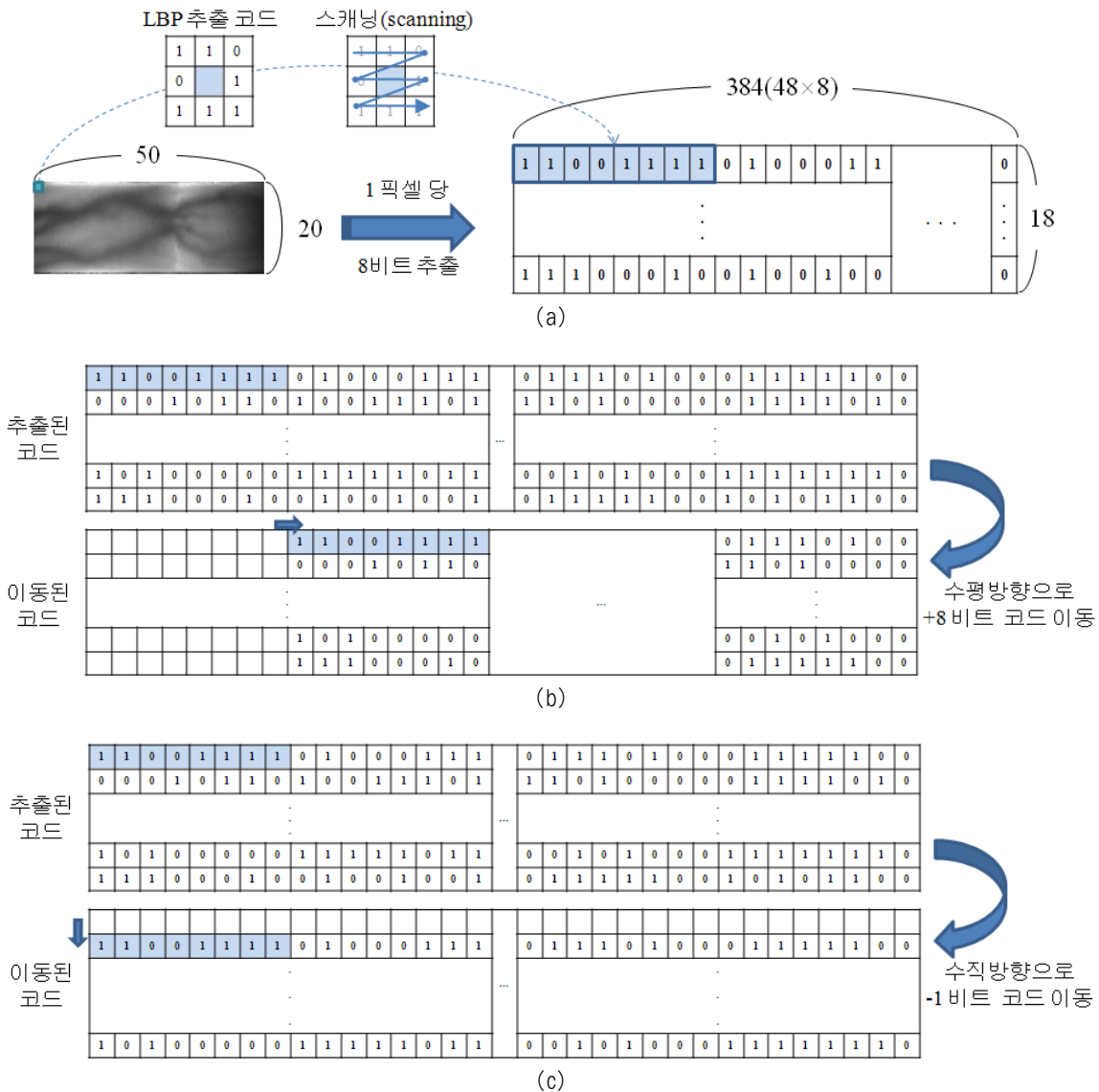
LBP 블록 안에 포함된다면, 정맥과 피부의 그레이 값의 차이가 크기 때문에 그곳의 표준편차도 크다. 하지만 LBP 블록 안에 정맥이 포함되지 않는다면 두 피부간의 그레이 값의 차이가 크지 않기 때문에 표준편차가 낮다. 본 연구에서는 EER(Equal Error Rate)이 최소가 되도록 하는 표준편차를 임계값으로 설정하였다. 실험 결과 그 임계값은 2라고 결정되었다[11].

(그림 4)에서 전술한 바와 같이 본 지정맥 인식 장치에서는 사용자가 손가락 끝, 옆과 손가락 뒷면만을 접촉하므로 지정맥 영상 입력 시 손가락의 이동(translation) 및 회전(rotation) 문제가 발생할 수 있게 된다. 본 연구에서는 등록된 코드와의 매칭 시 (그림 10(a))와 같이 추출된 코드를 (그림 10(b),(c))와 같은 수평방향 및 수직방향의 코드 이동 알고리즘(bit shifting)을 사용하여 매칭(matching)함으로써 이동 및 회전에 무관하게 인식 가능하도록 하였다. 이를 통

해 이동 및 회전에 강인하게 인식율을 향상할 수 있다. 매칭 단계에서 수평 및 수직 방향의 코드 이동 범위는 지정맥 인증 EER이 최소가 되도록 코드 이동 비트 수를 결정하였다. 실험 결과, 본 연구에서는 수평 및 수직 방향으로 각각 72와 7비트 범위만큼 코드 이동 알고리즘을 적용하는 경우 EER이 최소가 됨을 알 수 있었다. 여기서 수평방향 코드 이동범위가 72비트이지만, 전술한 바와 같이 LBP 마스크의 한 위치에서 8비트 단위로 추출되므로 실제 매칭 단계에서는 수평방향으로 72번 움직이는 것이 아니라, 8비트씩 9번을 이동하여 탐색하게 되므로 처리 시간이 오래 걸리지 않게 된다.

3. 실험결과

본 연구에서는 제안하는 손가락 정맥 인식 알고리즘을 테



(그림 10) 코드 추출 및 이동 개념도 : (a) 코드 추출 개념도, (b)(c) 수평과 수직방향의 코드 이동 개념도

스트하기 위해서 15명의 사용자로부터 8개의 손가락에 대해서 (두 엄지손가락은 제외) 각 15장의 영상을 취득한 총 1,800장의 손가락 정맥 영상으로 구성된 데이터베이스를 사용하였다. 15장의 영상 중 10장은 사용자가 손가락 영상 입력 시 최대한 협조적으로 손가락을 정렬하고 회전이 일어나지 않은 영상이며, 나머지 5장은 자유롭게 손가락을 회전하거나 이동하여 취득한 영상이다. 기존의 상용 제품들[7]와 마찬가지로 본 연구에서는 제안하는 손가락 정맥 영상 취득 장비를 이용하여 엄지손가락에 대한 영상을 취득하기에는 손가락의 길이가 상대적으로 짧기 때문에 등록이나 인식과정에서 제외시켰다. (그림 2)는 제안하는 손가락 정맥 영상 취득 장비를 이용하여 취득한 영상이다. 취득된 영상은 (640 × 480) 픽셀 크기이고 8 비트 그레이 영상이다. 본 연구의 실험에서는 펜티엄-IV 3.0 GHz 프로세서와 1.0G DRAM을 이용하였다.

첫 번째 실험으로는 <표 1>에서 보는바와 같이 처리 시간에 대해서 실험하였다. Miura[4]의 처리 시간은 84.3ms였으나 제안하는 방법은 91.4 ms의 처리시간을 보이고 있다. 기존에 코드 이동 매칭 알고리즘을 사용하지 않는 방법[11]은 역시 손가락 정맥 영역을 검출하는 과정을 수행하지 않기 때문에 기존의 방법[4]보다 빠르게 손가락 정맥을 인식할 수 있다. 그리고 본 연구에서 제안하는 2.2.4절에서 언급한 코드이동 매칭 알고리즘을 적용했을 때 역시 빠른 처리 속도를 보이는 것을 확인 할 수 있었다.

두 번째 실험으로는 그림자(shading) 영역이나 포화(satura-

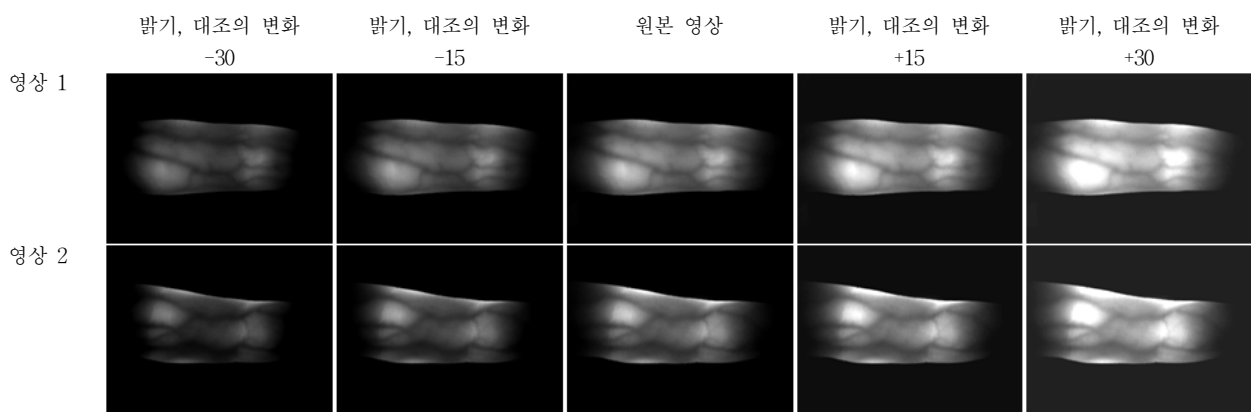
tion) 영역의 영향으로 품질이 낮은 손가락 정맥 영상을 이용한 인식 성능에 대해서 실험하였다. 먼저 본 실험에서는 어도비 포토샵(Adobe Photoshop)[13]에서 영상의 밝기와 대조 값을 조절함으로써 (그림 11)에서 보이는바와 같이 품질이 낮은 손가락 정맥 영상을 인위적으로 생성하였다. 그리고 본 실험에서는 <표 2>와 같이 같은 사용자의 등록된 손가락 정맥 영상과 품질이 낮은 정맥 영상간의 해밍 거리를 계산하였다. 대부분 영상은 그림자(shading) 영역과 포화(saturation) 영역이 포함되어 있음에도 불구하고 낮은 해밍 거리를 보이는 것을 확인할 수 있었다. 일반적으로 동일 사람에 대해서 측정된 해밍거리는 0에 가깝고 다른 사람에 대해서 측정된 해밍거리는 1에 가깝다.

<표 2>와 (그림 11)에서 보는 바와 같이 밝기와 대조 값이 '-30'일 때 다른 경우보다 해밍거리가 높은 것을 확인할 수 있다. 하지만 이는 손가락 윤곽에 대한 검출 오류가 주된 원인이었으며, 본 연구에서 제안한 방법의 인식 성능은 실제로 그림자(shading) 영역이나 포화(saturation) 영역으로부터 영향을 받지 않는다는 사실을 알 수 있다.

세 번째 실험으로는 2.2.4절에서 언급한 유효 비트 판단 코드를 이용한 인식 성능의 향상을 실험하였다. 본 실험에서는 EER과 d' 을 기반으로 인식 성능을 측정하였으며, 다른 여러 요소를 배제하기 위하여 손가락 정맥 영상 데이터베이스 중에 손가락의 위치가 정렬되고 회전이 일어나지 않은 1,200장의 영상을 가지고 실험하였다. EER이란 FAR과 FRR이 동시에 최소의 오류율을 나타낼 때의 오류율을 의미한다[14]. FAR(False Acceptance Rate)은 등록되지 않은 사용자가 등록된 사용자인 것처럼 받아들여지는 오류를 의미하고 FRR(False rejection Rate)은 등록된 사용자가 등록되지 않은 사용자처럼 거부당하는 오류를 의미한다. d' 값은 본인(authentic)과 타인(imposter) 분포

<표 1> Miura 방법[4]와 제안하는 방법의 처리 시간

Miura의 방법[4]	코드 이동 매칭 알고리즘을 사용하지 않는 방법[11]	제안하는 코드 이동 매칭 알고리즘 사용
84.3 ms	65.7 ms	91.4 ms



(그림 11) 인위적으로 그림자 영역과 포화(saturation) 영역을 포함하도록 한 영상

<표 2> 그림자(shading)영역과 포화(saturation) 영역에 대한 제안하는 알고리즘의 강인함

	밝기(brightness)	-30	-15	0	+15	+30
	대조(contrast)	-30	-15	0	+15	+30.
해밍거리(HD)	영상 1	0.046	0.035	0.030	0.031	0.035
	영상 2	0.158	0.033	0.027	0.027	0.027

<표 3> 유효비트 판단코드를 사용한 손가락 정맥 인식과 사용하지 않은 경우의 결과

유효비트판단코드를 사용하지 않은 경우		유효비트판단코드를 사용한 경우	
d'	EER (%)	d'	EER (%)
6.596	0.065	6.624	0.021

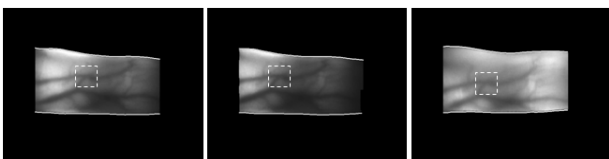
간의 구분 정도를 의미하는 것으로써 다음의 식 (4)와 같이 정의된다.

$$d' = \frac{\mu_1 - \mu_2}{\sqrt{\frac{\sigma_1^2 + \sigma_2^2}{2}}} \quad (4)$$

μ_1 과 μ_2 는 본인(authentic)과 타인(imposter)의 분포의 평균 위치를 의미하고 σ_1 과 σ_2 는 본인과 타인 분포의 표준편차를 나타낸다. 높은 d' 값은 두 본인과 타인 분포를 보다 구분력 있게 만들고 EER을 낮추는 결과를 나타낸다[14].

<표 3>과 같이 유효비트 판단코드를 이용한 인식에서의 EER과 d' 은 유효비트 판단코드를 이용하지 않은 경우 보다 좋은 성능을 보였다.

네 번째 실험으로는 손가락 움직임(이동 및 회전)이 발생한 영상에서의 손가락 정맥 인식 실험을 수행하였다. (그림 12)는 등록되어있는 본인인데도 불구하고 이러한 손가락 움직임에 의해 거부(False Rejection)되는 경우의 예를 보이고 있다. (그림 12(a))는 등록된 영상을 나타내고 (그림 12(b))와 (그림 12(c))는 각각 인식 시 취득된 영상이다. (그림 12(b))는 (그림 4)의 파랑 지점에 사용자가 손가락 끝을 제대로 붙이지 않은 경우고 (그림 12(c))는 본 연구에서 손가락 움직임을 방지하기 위해 지지대를 사용했음(그림 4)의 노랑 지점)에도 불구하고 (그림 3)의 Z 축을 중심으로 손가락이 회전된 경우이다. 이와 같은 문제들을 해결하기 위해 본 연구에서는 2.2.4절에서 언급한 바와 같이 등



(a) (b) (c)

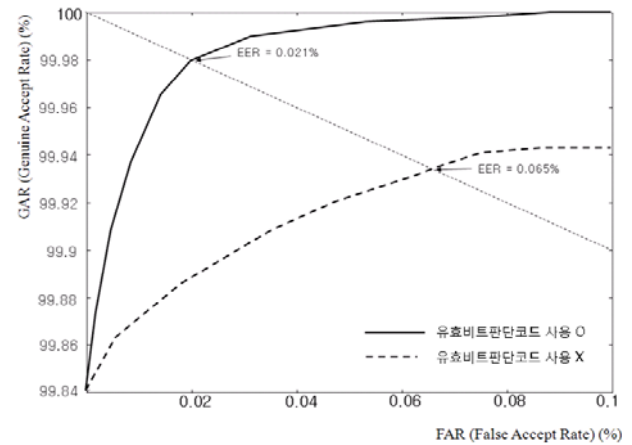
(그림 12) 본인 거부된 경우의 예 (a) 등록된 영상 (b) 그림. 4의 Z축으로의 손가락 움직임 때문에 거부된 영상 (c) 그림. 4의 Z축을 중심으로 회전된 손가락 때문에 거부된 영상

<표 4> 코드 이동 매칭 알고리즘을 사용한 손가락 정맥 인식과 사용하지 않은 경우의 결과

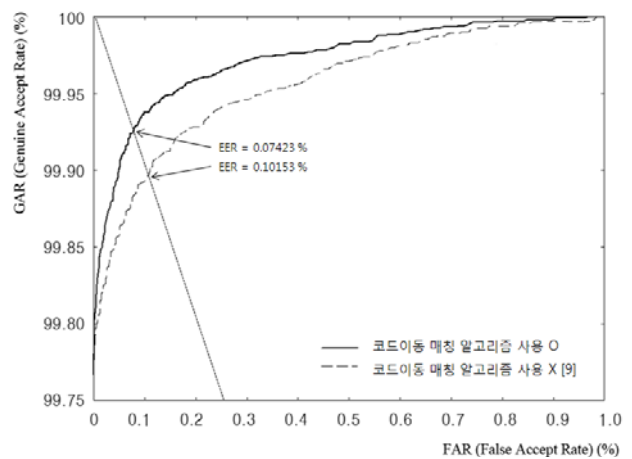
코드 이동 매칭 알고리즘을 사용하지 않은 경우		코드 이동 매칭 알고리즘을 사용한 경우	
d'	EER (%)	d'	EER (%)
2.644	0.10153	3.324	0.07423

록된 코드와 인식 시 취득된 손가락 정맥 코드를 수평, 수직방향으로 코드 이동하는 정맥 코드 이동 알고리즘(bit shifting)을 매칭 단계에서 사용하였다. 손가락의 이동 및 회전이 발생된 영상을 포함한 총 1,800장의 손가락 정맥 영상을 사용하여 실험한 결과, <표 4>와 같이 코드 이동 알고리즘을 사용할 경우, d' 이 높아지고 EER이 낮아지는 것을 알 수 있었다.

본 연구에서는 ROC(Receiver Operating Characteristic) 곡선을 측정하였다[14,15]. ROC는 다양한 FAR (False Accept Rates)의 경우에 대한 GAR(Genuine Accept Rate (= 100 - FRR (%))을 나타낸다. (그림 13)과 (그림 14)에서 보이는 바와 같이 각각 유효비트 판단코드와 코드 이동 알고리즘을 사용한 경우 보다 좋은 성능을 나타내는 것을 확인할 수 있다.



(그림 13) 유효비트판단코드의 사용 및 미사용에 대한 ROC 곡선 (정렬된 손가락 정맥 영상 DB 사용)[11]



(그림 14) 코드 이동 매칭 알고리즘의 사용 및 미사용에 대한 ROC 곡선

4. 결 론

본 연구에서는 새로운 형태의 비 접촉식 손가락 정맥 영

상 취득 장비와 인식 알고리즘을 제안하였다. 본 연구에서 제안한 알고리즘은 LBP 방법을 이용함으로써 불규칙적인 그림자(shading) 영역과 포화(saturation) 영역이 포함된 영상에서도 강인한 인식 성능을 보였으며, 유효비트 판단코드와 코드 이동(bit shifting) 매칭 방법을 사용함으로써 인식 성능을 보다 향상 시킬 수 있었다. 실험결과 EER은 0.07423%였고 전체 처리 시간은 91.4 ms였다. 본 연구에서 코드 이동 매칭 알고리즘을 사용하여 회전이나 이동된 손가락 정맥 영상에 강인하도록 하였다. 하지만, 사용자의 손가락이 심하게 이동한 경우에는 취득한 영상 크기의 한계로 인해 사용 가능한 손가락 정맥 정보가 부족하게 되는 문제점이 있으며, 손가락은 3차원 구조로 되어 있기 때문에 심하게 회전이 된 경우에는 혈관이 겹쳐져서 나타나지 않는(occlusion) 문제점이 있었다. 따라서 사람의 손가락 회전이나 이동이 아주 심하게 나타난 경우에는 패턴의 분기점과 같은 특징을 이용하여 회전 또는 이동의 정도를 판단함으로써 이러한 문제점들을 해결할 계획이다. 또한 취득된 손가락 정맥 영상이 초점이 맞지 않아 흐려질 경우에도 인식에 영향을 줄 수 있는데 이는 영상의 초점을 판단하고 그에 따라 LBP가 적용되는 영역의 마스크 범위를 키워서 코드를 추출하는 방법을 적용하면 해결 가능할 것으로 판단된다. 향후 연구 계획으로는 지지대가 없는 형태의 완전 비접촉식 인식 시스템을 개발할 계획이다.

참 고 문 헌

[1] <http://www.fujitsu.com/global/about/rd/200506palm-vein.html> (accessed on 2008.05.22).
 [2] <http://www.tech-sphere.com> (accessed on 2008.05.22).
 [3] T. Yanagawa et al., "Human Finger Vein Images Are Diverse and Its Patterns Are Useful for Personal Identification," MHF 2007-12, pp.1-7, 2007.
 [4] N. Miura et al., "Feature Extraction of Finger-Vein Patterns Based on Repeated Line Tracking and its Application to Personal Identification," Machine Vision and Applications, Vol.15, pp.194-203, 2004.
 [5] Z. Zhang et al., "Multiscale Feature Extraction of Finger-Vein Patterns Based on Curvelets and Local Interconnection Structure Neural Network," The 18th International Conference on Pattern Recognition (ICPR'06), pp.145-148., 2006.
 [6] N. Miura et al., "Extraction of Finger-Vein Patterns Using Maximum Curvature Points in Image Profiles," IEICE Transactions on Information and Systems, Vol.E90-D, No.8, pp.1185-1194, 2007.
 [7] <http://www.hitachi.com/products/business/security.html> (accessed on 2008.05.22).

[8] L. Zhang et al., "Face Detection Based on Multi-Block LBP Representation," ICB 2007, LNCS 4642, pp.11-18, 2007.
 [9] Y. Rodriguez et al., "Face Authentication Using Adapted Local Binary Pattern Histograms," ECCV 2006, LNCS, Vol. 3954, Springer, pp.IV:321-332, 2006.
 [10] Z. Sun et al., "Graph Matching Iris Image Blocks with Local Binary Pattern," ICB 2006, Vol.3832, pp.366-372, 2006.
 [11] Y. K. Jang et al., "A Study on Touchless Finger Vein Recognition," Pattern Recognition Letters, 2008, submitted.
 [12] Ojala T et al., "A Comparative Study of Texture Measures with Classification Based on Feature Distributions," Pattern Recognition 29, pp.51-59, 1996.
 [13] <http://www.adobe.com/products/photoshop/index.html> (accessed on 2008.05.22).
 [14] Mansfield et al., 'Best Practices in Testing and Reporting Performance of Biometric Devices,' UK Government Biometrics Working Group, 2002.
 [15] Wayman, J., 'Technical Testing and Evaluation of Biometric Identification Devices.' In A. Jain et al. (Eds.) Biometrics: Personal Identification in Networked Society, 1999.



장 영 균

e-mail : area85@smu.ac.kr

2007년 상명대학교 소프트웨어학부(학사)
 2007년~현 재 상명대학교 일반대학원
 컴퓨터학과 석사과정
 관심분야 : 패턴인식, 디지털영상처리,
 생체인식, HCI



강 병 준

e-mail : kangbyj@hotmail.com

2004년 상명대학교 소프트웨어학과(학사)
 2006년 상명대학교 일반대학원
 컴퓨터학과(이학석사)
 2006년~현 재 상명대학교 일반대학원
 컴퓨터학과 박사과정

관심분야 : 생체인식영상처리, 패턴인식, 컴퓨터비전



박 강 령

e-mail : parkgr@dongguk.edu

1994년 연세대학교 전자공학과(학사)

1996년 연세대학교 전자공학과(공학석사)

2000년 연세대학교

전기·컴퓨터공학과(공학박사)

2000년 3월~2003년 2월 LG 전자 기술원

Digital Vision Group

2003년 3월~2008년 2월 상명대학교 소프트웨어대학 디지털
미디어학부 조교수

2008년 3월~현 재 동국대학교 공과대학 전자공학과 조교수
관심분야 : 디지털영상처리, 컴퓨터비전, 생체인식,
컴퓨터그래픽스