

손가락 정맥 기반 생체인식

정진철¹, 고영철², 손병준

건국대학교 컴퓨터응용과학부¹², 연세대학교 컴퓨터과학과

jinchul78@hanmail.net, cheol@kku.ac.kr, sonjun@csai.yonsei.ac.kr

Finger Vein-based Biometrics

J.C. Jung¹, Myoeng-Cheol Ko, Byungjun Son

Dept. of Computer Science, Konkuk Univ.¹², Dept. of Computer Science, Yonsei Univ.

요약

기존의 생체인식 기술들은 노화에 따른 신체부위의 변형으로 인해 인식을 저하할 초래할 수 있으며 인식 단계 시 눈과 같은 신체의 민감한 부분을 빛에 노출시키는 등의 불쾌감을 이용자에게 초래할 수 있다. 본 논문에서는 기존 생체인식 시스템이 갖는 이러한 문제들을 보완하기 위해 손가락 정맥영상을 이용한 생체인식 시스템을 제안한다. 손가락 정맥의 경우 인식 절차가 단순하면서도 개인마다 고유한 특징을 충분히 포함하고 있다. 또한 인체 내부에 존재하는 특징으로 인해 외상이나 노화로 인한 변형의 가능성이 적으며 촬영 시 이용자의 거부감이나 불쾌감을 최소화 할 수 있다.

1. 서론

최근 인간의 생체정보를 이용한 생체 인식시스템의 개발에 많은 관심이 모아지고 있다[1]. 표 1은 전 세계적으로 현재 진행되고 있는 생체인식 관련 공공 프로젝트를 나타낸 것이다.

프로젝트	참여 국가	내용	규모(USD)
US-VISIT	미국, 호주, 뉴질랜드, 핀란드, 노르웨이, 영국, 독일, 이탈리아, 아일랜드, 프랑스, 스웨덴, 룩셈부르크, 네덜란드, 싱가포르, 일본, 캐나다, 말레이시아, 멕시코 등	정체증명 도입	N/A
IL0 생체 신원증	미국, 캐나다, 호주, 독일, 영국 등	정체 신원증 도입	N/A
IND	영국, 페루, 중국	전자주민증	N/A
출입국관리	미국, 영국, 싱가포르 등	출입국관리	N/A
CarboNet	일본	포면차이즈 대상의 근태관리 모델	10억
ElCoCode	러시아	치탈음 도난방지 시스템(연간 2만 대)	10억
은행출입보안	중국	중국 전 중앙은행 출입은행의 금고성 보안(은행당 1만 대)	20억
한미구별	대한민국	경상도 5천 명 이상의 출입통제 시스템	10억
중합보안	싱가포르	레이저광학 사물 보안	5억
Skid	페루	테스트용 제인링 관리	5억

표 1 세계 주요 국가의 생체인식 관련 공공 프로젝트[1]

현재 연구되고 있고 일부 상용화 되어 있는 대표적인 생체 인식 기술로는 안면, 형태, 음성, 홍채, 망막, 지문 인식 등이다. 이는 개인마다 가지고 있는 고유한 정보로서 비교적 쉽게 변형시킬 수 없는 특징으로 인해 생체인식 기술이 갖는 가장 큰 장점으로 인식되고 있다. 그러나 안면, 형태 인식의 경우 노화나 상처로 인한 오인식의 문제가 발생할 수 있으며 음성 인식 기술의 경우 기기의 발달로 인해 사람의 목소리를 흉내 낼 수 있는 문제를 가지고 있다. 홍채와 망막인식의 경우 위의 경우와 달리 변형의 가능성이 낮고 인식률도 다른 생체인식 방법 중에서 가장 뛰어나다. 그러나 인식을 위한 스캔 과정에서 안구를 기기에 밀착시키고 적외선 빛을 눈에

직접 쏘아야 하기 때문에 사용자에게 상당한 불편함을 줄 수 있다. 지문 인식의 경우 가장 보편적으로 사용될 수 있는 생체인식 기술이지만 지문이 피부 표면에 위치하는 특징으로 인해 지문이 닳거나 노화, 질병에 따라 지문의 경계선이 약해지거나 아예 없어지는 경우가 있어 오인식의 가능성을 여전히 배제할 수 없다.

이러한 단점들을 보완하기 위해 사람마다 고유하며 변형의 가능성이 극히 적은 정맥(vein) 생체정보를 이용하는 인식 기술에 대한 관심이 최근 고조되고 있다. 정맥의 경우 인체 내부에 존재하는 특징으로 인해 외상이나 노화로 인한 변형의 가능성이 적은 장점을 가지고 있다. 신체 중 정맥의 촬영 부위는 인증단계 시 사용자의 거부감이나 불쾌감이 적고 촬영의 간편함을 위해 손부위의 정맥을 주로 이용하게 된다. 최근의 연구[2]에서는 손 등(바닥) 정맥을 이용한 생체 인식시스템이 제안되었는데 이 경우 해당 부위의 정맥패턴이 복잡도가 크고 촬영 시 매번 일정치 않은 손의 위치로 인해 오인식 문제가 발생할 수 있다. 비교적 가장 최근에 관심을 모으고 있는 손가락 정맥을 이용하는 방법[3][4]은 손 등(바닥)에 비해 정맥패턴이 상대적으로 단순하면서도 개인마다 고유한 특징을 충분히 포함하고 있으며 크기가 작아 촬영 시의 문제도 상대적으로 덜 발생한다.

본 연구에서는 적외선 조명을 이용하여 촬영한 손가락 정맥영상에 대해 다양한 전처리 과정을 적용하여 개인마다 고유한 정맥 패턴을 추출함으로써 손가락 정맥을 이용한 생체 인식시스템을 제안한다.

2. 생체인식 시스템

정맥을 기반으로 하는 생체 인식시스템에서 가장 큰

문제는 정맥 이미지를 정확히 추출해 내는 일이다[5]. 본 절에서는 적외선 빛을 이용하여 정맥 이미지를 효과적으로 검출하기 위한 시스템 구성과 추출된 이미지를 바탕으로 본 연구에서 제안하고자 하는 인식 알고리즘에 대해 설명한다.

2.1 시스템 구성

아래 그림 1은 본 연구에서 제작한 손가락 정맥 추출을 위한 적외선 기반 이미지 촬영 장치이다. 적외선 LED와 CCD 카메라 그리고 적외선 접사 필터 등이 촬영장치의 내부에 구성되어 있으며 이 때 추출된 정맥을 이미지화 하기위한 영상 캡처보드가 장착된 PC 시스템을 이용한다. CCD 카메라의 영상은 320*240 픽셀, 8비트 크기로 설정하여 촬영하였다.



그림 1 정맥이미지 촬영 장치

촬영 장치 내부의 카메라, 적외선 필터, LED 조명의 배치 및 손가락의 위치는 그림 2와 같다. 촬영 시 손가락의 위치는 적외선 LED 조명에 근접할수록 정맥 패턴이 더 자세하게 나타나게 된다.

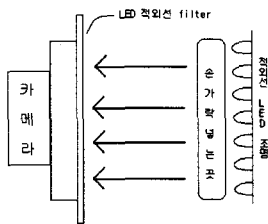


그림 2 영상 촬영 방법[4]

2.2 인식 알고리즘

그림 3은 제안하는 인식 알고리즘의 영상 촬영 및 인식을 위한 전체적인 처리 과정을 나타낸 것이다. 인식 알고리즘은 전체적으로 세 단계 처리과정으로 이루어진다. 먼저 앞서 소개한 촬영 장비를 이용하여 손가락 정맥 영상을 획득하고 이어 그림 4의 전처리 과정으로서 획득한 영상에 대해 혈관 부분과 바탕 부분을 구분하여 혈관 부분만 추출한다.

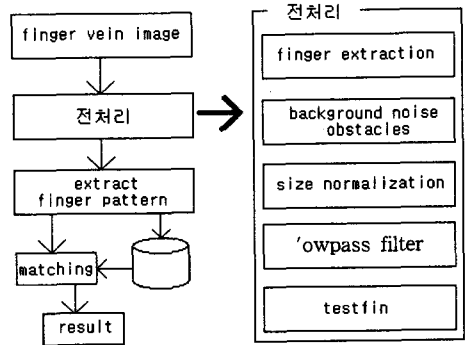


그림 3 정맥 영상의 처리 및 인식 과정

인식 알고리즘의 마지막 단계는 인식(matching) 과정으로서 앞서 단계에서 추출한 혈관 영상을 바탕으로 인증된 사용자인지의 여부를 가리게 된다.

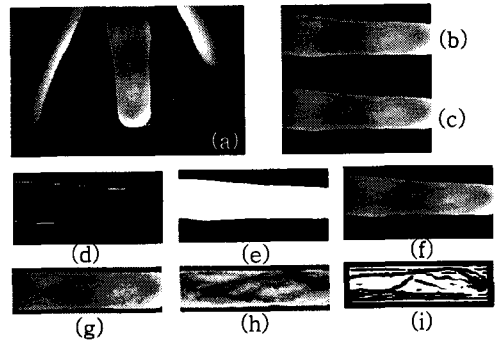


그림 4 각 인식 단계에서 처리된 영상

그림 4는 인식 알고리즘의 각 단계에서 처리된 최종 영상들을 순차적으로 나타낸 것이다.

아래에 제안하는 인식 알고리즘의 각 단계별 자세한 처리 과정들에 대해 설명한다.

2.2.1 정맥 영상의 촬영

앞서 그림 1, 그림 2와 같이 정맥 촬영 장치를 이용하여 인식의 대상이 되는 손가락영상을 추출하는 단계이다. 촬영 방법은 CCD 카메라와 캡처 보드가 장착된 컴퓨터시스템을 기반으로 본 연구에서 구현한 영상 캡처 프로그램을 이용한다. 촬영된 영상의 예는 그림 4의 (a)와 같다.

2.2.2 전처리 과정

촬영된 영상에 대해 사용자마다 고유한 혈관의 패턴을 추출하기 위한 전처리 과정은 다음과 같이 모두 5단계로 구성된다.

Finger Extraction

그림 4의 (a)에서와 같이 인식의 대상이 되는 손가락 외에 다른 손가락이 포함된 영역을 제거하는 과정으로써 이 과정을 거치면 (b)와 같은 영상을 얻을 수 있다. 제거할 영역의 크기는 모든 촬영된 영상들의 평균치를 이용하여 경험적으로 정한다.

Background Noise Obstacles

앞서 단계를 거쳐 인식 시 사용될 한 개의 손가락 영상을 추출해 냈지만 손가락을 제외한 배경 영역에는 여전히 다양한 픽셀 값을 갖는 노이즈들이 존재한다. 배경 영역의 픽셀들은 얼핏 보기에는 모두 검정색(gray level=0)처럼 보이지만 실제로는 0~255 사이의 다양한 픽셀 값을 가지고 있다. 배경의 노이즈들은 그림 5에서와 같이 몇 단계 처리를 통해 제거한다.

그림 4의 (b)에서와 같이 손가락 끝 주변에 빛 반사가 나타날 수 있는데 다행히 손가락의 끝 부분에는 혈관정보가 거의 존재하지 않으므로 해당 영역을 제거할 수 있다. 이를 위해, 그림 4의 (c)와 같이 손가락의 일정 범위 밖의 부분을 사선처리를 한 후 여전히 존재할 수 있는 배경 영역의 노이즈 제거를 위해 영상을 강제로 어둡게 만든다.

이 후 그림 4의 (d)와 같이 손가락의 윤곽선을 알아내기 위하여 Canny의 에지 검출방법을 이용한다. 다음으로 (e)와 같이 손가락의 내부는 1 외부는 0인 1bit 영상으로 만든 후 최종적으로 (c)와 (e)의 행렬 곱을 이용하여 손가락 영상을 제외한 다른 배경 영상의 노이즈를 제거한다. 이 과정을 거치면 손가락 내부의 영상은 그대로 보존되면서 배경 영역의 외부 노이즈들은 모두 제거가 된다.

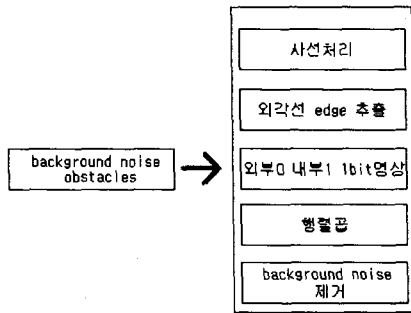


그림 5 배경 처리 단계

Size Normalization

사람마다 손가락의 모양은 모두 다르다. 어떤 사람은 손가락이 긴 경우도 있고 손가락이 유독 두꺼운 사람, 도톰한 사람 등 다양한 손가락 형태가 존재할 수 있다. 더욱이 촬영 조건에 따라서도 동일인의 손가락이 매우 다양한 크기로 추출될 수 있다. 따라서 촬영된 손가락 영상들은 그림 4의 (f)와 같이 나타났어도 영상의 크기

가 모두 달라 이를 인식 과정에 바로 적용시킬 경우 인식을 저하할 초래할 수 있다. 이를 보완하기 위한 과정이 Normalization 과정이다.

본 연구에서는 촬영한 원본 영상에서 실제 인식에 사용될 이미지 영역의 크기를 201*60 픽셀, 8비트로 설정을 하였다. 또한 영상마다 손가락 부분 영상이 차지하는 열 부분의 픽셀수가 모두 일치되도록 정규화 시켰다. 이렇게 하는 이유는 앞서 정맥 영상의 촬영 시 손가락의 각도가 매번 조금씩 다를 경우를 고려하여 이를 보완하기 위한 방법이다. Size Normalization 과정을 거친 영상은 (g)와 같이 직사각형 모양을 가지게 된다.

Lowpass Filter

그림 4의 (g)를 보면 혈관 부분은 어둡고 그 외의 부분은 밝게 보이는 것을 알 수가 있는데 근육이나 뼈 조직이 있는 영역은 적외선이 투과되면서 밝게 보이는 것이고 혈관이 위치한 영역은 혈관 내 적혈구가 적외선 빛을 흡수함으로써 어둡게 보이게 된다. 여기서 혈관 부분의 명암을 근육이나 뼈 조직과 좀 더 구분시키기 위해 Lowpass Filter[6]를 사용한다.

기존 연구에서는 영상 전체를 Lowpass Filter에 통과시켜 처리하였으나 본 연구에서는 각 열 단위로 필터를 거치도록 처리하였다. 이렇게 하는 이유는 전체 영상을 필터에 통과시킬 경우 필터의 대역 폭이 너무 넓어지게 되어 혈관 부분의 영상이 다른 부분과 뚜렷이 구분되어 나타나지 않는다. 따라서 각 열 단위로 필터를 통과시켜 필터의 대역폭을 좁혀줌으로써 좀 더 뚜렷한 혈관 영상을 얻을 수 있는 것이다.

Lowpass Filter 처리를 통해 얻어진 영상은 그림 4의 (h)와 같다. 그림에서 보듯이 혈관 부분이 그전 (g)보다 좀 더 뚜렷하게 나타나는 것을 알 수 있다.

Testfin

그림 4의 (h)에서 혈관 부분의 픽셀들은 배경 픽셀보다 좀 더 0에 가까운 gray level 값을 갖지만 영상 전체적으로는 0~255 사이의 매우 다양한 gray level 값을 갖는다. 이는 향후 Matching 단계에서 속도의 저하를 초래할 수 있다. 따라서 혈관이 있는 영역과 배경 영역에 대해 2진 영상으로 변환시키는 것이 바람직하다. 2진화된 영상은 원본에 비해 영상의 크기가 줄게 되어 Matching 단계 시 속도를 향상시킬 수 있다. (i)는 (h) 영상을 2진화 시킨 결과이다.

2.2.3 Extract Finger Pattern

영상에서 특징이 되는 패턴을 추출하기 위한 기존의 연구들은 원형정합(DM: Direct Match)[7][8]과 특징벡터 정합(FVM: Feature Vector Matching)[9] 등 크게 두 종류로 구분할 수 있다.

원형정합 방법은 입력된 목표 영상과 임시 영상인 DB 영상을 직접 정합시킨 값을 판별하여 사용자의 인식유무를 결정한다. 이 방법은 추출된 정맥패턴 정보를

최대한 유지시킬 수 있으나 메모리 요구량이 크고 계산량이 많은 단점을 가지고 있다. 또한 잡음이 사용자 인식 여부에 영향을 줄 수 있는 문제도 이 방법이 갖는 단점 중의 하나이다. 특징벡터 정합 방법은 추출된 정맥 패턴에서 패턴의 특징이 될 수 있는 분기점, 분기점에서의 각도, 분기점의 개수 등의 특징만을 추출하여 인식하는 방법이다. 본 연구에서는 원형 정합 방법을 사용하였으며 입력 영상과 DB 영상 모두 201*60픽셀 크기로 지정하였다.

정맥 영상의 촬영 시 손가락 위치 혹은 각도의 미세한 변화로 인해 동일인의 영상이라도 전혀 다른 사람으로 오인식되는 결과를 나올 수 있다. 이러한 문제를 해결하기 위해 Shiftbit 연산을 사용하여 영상 보정 후 패턴을 비교하는 방법을 사용하였다. 영상의 Shift는 상하 좌우 방향 모두 가능하지만 실험 결과 좌우 방향에 대한 Shiftbit 연산은 결과에 크게 영향을 미치지 않는 것을 알 수 있었다. 그 이유로서 촬영 시 손가락 끝부분을 고정시키는 촬영 장치의 도움을 받아 좌우 방향으로의 손가락 위치 변화는 거의 일어나지 않기 때문으로 해석된다.

2.2.4 Matching Test

전처리 및 특징 추출 단계를 거친 영상에 대해 최종적으로 매칭을 시도하는 단계로서 두 비교 영상간의 일치율을 계산하고 이를 바탕으로 최종적인 인식률을 계산하게 된다. Matching test는 그림 4의 (i)와 같은 영상패턴들에 대해 그림 6과 같은 순차적인 단계로 수행된다.

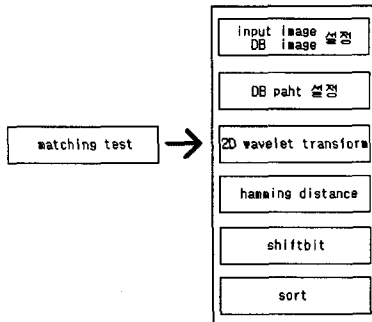


그림 6 Matching test processing

Input/DB Image 설정

Matching에 사용될 영상들은 Input Image와 DB Image 등으로 랜덤하게 나뉘어 테스트 된다. 본 연구에서는 각각 7:8, 3:12, 1:14 등의 비율로 영상의 수를 지정하여 실험하였다.

DB Path 설정

전처리를 거친 영상들은 자동으로 DB에 저장이 되는데 Matching 시 이에 대한 정보를 설정하기 위한 단계

이다.

2D Wavelet Transform

Matching 시 처리속도를 높이기 위해 Single Level Two Dimensional Wavelet 변환을 각 영상들에 대해 적용한다. 이는 원본 영상이 갖는 정보를 거의 그대로 유지하면서 크기는 원본의 1/4로 줄여 영상 비교 시 속도를 증가시킬 수 있는 기법이다.

Hamming Distance

Input Image와 DB Image를 원형정합에 의해 서로 비교함으로써 실질적으로 두 영상의 일치하는 정도를 계산하는 단계이다. 각 영상의 크기는 앞서 2D Wavelet Transform 처리 과정을 거쳐 100*30 픽셀을 가지며 Shiftbit 연산을 거쳐 DB Image와 비교된다. 최종적으로 두 영상이 서로 일치할 경우 0값을, 불일치할 경우 1값을 각각 Count 변수에 누적시킨다.

Sort

위 Hamming Distance 처리과정을 거쳐 누적된 각 영상들의 Count 값에 따라 오름차순으로 영상들을 정렬시켜 맨 처음에 위치한 영상을 매칭 결과로서 반환한다. 즉 오름차순 정렬 후 맨 첫 번째 위치한 영상은 Count 값이 가장 작아 일치할 확률이 가장 큰 영상이므로 해당 영상에 대한 정맥 패턴을 갖는 실험자를 최종적으로 인식하게 되는 것이다.

3. 실험 및 결과

실험은 총 60명분의 손가락 영상을 촬영하여 인식률을 계산하였고 이 중 촬영된 영상의 질이 좋은 27명분의 영상에 대해 추가적으로 인식률을 검사하였다.

비율 비교 횟수	Images(60명분) (Input Image vs. DB Image)			Good Images(27명분)		
	7:8	3:12	1:14	7:8	3:12	1:14
1	98.06	100	100	98.41	97.53	100
2	98.06	98.33	100	98.41	98.77	100
3	97.38	98.33	98.33	97.36	100	100
4	97.86	97.78	98.33	98.41	100	100
5	97.86	97.78	100	99.47	98.77	100
6	98.1	98.33	98.33	98.41	98.77	100
7	97.86	98.33	98.33	98.94	100	100
8	97.86	97.78	100	98.41	97.53	96.3
9	97.38	98.33	98.33	97.36	98.77	100
10	98.1	98.89	100	98.94	100	100
평균	97.852	98.388	99.165	98.412	99.014	99.63

표 2 Matching Test 결과

표 2는 위 실험에 대한 인식률 결과를 보인 것이다. 표에서 보듯이 촬영된 영상의 품질이 좋을 경우 인

식물이 크게 증가하는 것을 알 수 있으며 DB Image의 수를 증가시킬수록 역시 인식률이 높아지는 것을 볼 수 있다.

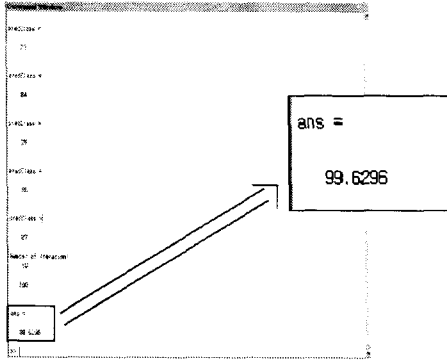


그림 7 Matching Test 실행화면

위의 그림 7은 Good Images 27명분에 대해 10회의 테스트를 수행하여 각각 나타난 인식률의 평균을 나타낸 것이다. 그림은 실험에 사용 될 Input Image와 DB Image를 매번 랜덤하게 선택하더라도 제안하는 인식 알고리즘의 인식률 결과가 항상 비슷하게 나타난다는 것을 보여주고 있다.

4. 결 론

본 연구에서는 기존 생체인식 시스템이 갖는 인식 절차에 대한 거부감이나 신체의 노화로 인한 오인식 등의 문제를 보완하기 위해 손가락 정맥영상을 이용한 생체인식 시스템을 제안하고 개발하였다. 손가락 정맥의 경우 인식 절차가 단순하면서도 개인마다 고유한 특징을 충분히 포함하고 있다. 또한 인체 내부에 존재하는 특징으로 인해 외상이나 노화로 인한 변형의 가능성이 적으며 촬영 시 이용자의 거부감이나 불편감을 최소화 할 수 있다. 제안하는 시스템은 실험결과에서 보았듯이 98.5%라는 매우 높은 개인 인식률을 보임으로써 실제 개인인증 보안시스템에 적용이 가능함을 확인하였다.

참고문헌

[1] 데이코D&S, "2006 생체인식 시장의 현황과 전망", 진한M&B, 2006
 [2] S.K.Im, H.M.Park, Y.W.Kim, S.C.Han, S.W.Kim and C.H.Kang, "An Biometric Identification System by Extracting Hand Vein Patterns" Journal of the Korean Physical Society, Vol.38, No.3, pp.268~272, March 2001
 [3] M.Kono, H.Ueki and S.Umemura,

"Near-infrared finger vein patterns for personal identification", Applied Optics, Vol.41, pp.7429~7436, 2002
 [4] N.Miura, A.Nagasaka and T.Miyatake, "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] (주)테크스피어, "Development of Embeded System for Vein Pattern Recognition", 정보통신부, 2003
 [6] Pertter Kovesi, School of Computer Science & Software Engineering, The University of Western Australia, [Http://www.csse.uwa.edu.au/~pk](http://www.csse.uwa.edu.au/~pk)
 [7] Liang-Kai Huang, Mao-Jiun J.Wang, "Efficient Shape Matching Through Model-based Shape Recognition", Pattern Recognition, Vol.29, No.2, pp.207~215, 1996
 [8] 정종면, 문영식, "다각형 세그먼트를 이용한 겹쳐진 물체의 인식", 제7회 신호처리합동학술대회 논문집, pp.477~482, 1994
 [9] Michel Roux, "Feature Matching for Building Extraction from Multiple Views", Image Understanding Workshop, pp.331~349, 1994