

홍채 인식 시스템 성능향상을 위한 멀티데이터 사용에 관한 연구*

손진호*, 장자인*, 김귀주**, 이일병**

**연세대학교 컴퓨터과학과 인공지능연구소

“Biometrics Engineering Research Center”

e-mail:{darkotto, jijang, kamang98, yblee}@csai.yonsei.ac.kr

A Study of The Use of Multidata for The Robust Iris Recognition System

Jin-Jo Son*, Jain Jang*, Kwi-Joo Kim**, Yillbyung Lee**

**Dept. of Computer Science, Yonsei Univ.

*Biometrics Engineering Research Center, Seoul, Korea

요 약

홍채 인식 시스템의 성능 향상을 위해서는 전처리 단계에서 위조된 데이터나 잡음이 섞인 데이터를 걸러내는 과정이 매우 중요하다. 이 논문에서는 먼저, 효율적인 홍채 인식 시스템을 위한 두 단계의 눈 영상 검사 알고리즘을 제안한다. 알고리즘에서는 동공 반지름과 눈꺼풀 움직임 변화량의 상관계수(coefficient)를 이용해 위조된 데이터를 찾아낸다. 다음으로 양쪽 눈의 홍채 영상을 합쳐서 만들어진 홍채 데이터를 사용한 성능 향상을 실험한다. 특징 추출에는 wavelet transform을, 인식에는 SVM을 사용하였다. 이러한 전처리 과정과 인식 알고리즘을 통해서 전체적인 시스템의 정확률을 향상시킬 수 있다.

1. 서론

생체 인식 시스템은 사람의 신체적, 행동적 특징을 기반으로 개인을 인증하는 방법이다. 이러한 생체 인식 시스템은 얼굴 모양이나 음성, 지문, 장문, 손금, 망막, 서명, 걸음걸이, 눈 등을 포함한 수많은 생체적 특징들을 대상으로 하며, 그 신뢰성으로 인하여 신분증이나 암호, 개인 인증 번호 등의 전통적인 인증 시스템을 점차적으로 대신해 가고 있다. 이중 홍채 인식 시스템의 경우, 홍채의 패턴이 3세 이전에 형성된 후 일생동안 변하지 않으며, 모든 사람의 홍채 패턴이 동일하지 않다는 특징을 가지고 있기 때문에, 생체 인식 시스템 중 가장 신뢰할 수 있는 시스템으로 인정받고 있다.[1]

일반적인 홍채 인식 시스템은 영상 획득, 전처리, 특징 추출, 등록, 인증/증명의 다섯 부분으로 구성되어 있다. 이 중, 영상 획득과 전처리 부분은 홍채 인식 시스템의 성능 향상을 위해 아주 중요한 역할을

담당한다. 전처리 과정을 통해 위조된 데이터를 제거함으로써 효율적인 홍채인식 시스템을 구축할 수 있다.

또한 홍채 인식에 있어서, 특히 동양인의 경우에는 속눈썹이 홍채 영역을 침범하는 경우가 많아 전체 시스템의 인식 성능의 저하를 가져오게 된다. 이러한 성능 저하를 막기 위하여, 홍채 영역 중 하위 90도 영역만을 사용한다. 아울러 양쪽 눈의 홍채 데이터를 모두 사용해서 정확률의 향상을 꾀한다.

본 논문에서는 먼저 실시간으로 홍채영상의 품질을 검사하고 위조된 데이터를 찾아내기 위한 효율적인 눈 영상 검사 알고리즘을 제안한다. 제안하는 알고리즘에서는, 위조된 데이터를 찾아내기 위하여 동공의 반지름 변화량의 상관계수와 눈꺼풀 영역 움직임 변화량의 상관계수 값을 이용한다.

다음으로 홍채 영역 중에서 속눈썹의 침범이 가장 적은 하위 90도 영역만을 사용하여 시스템의 성능 향상을 꾀한다. 그러나 이 경우 너무 작은 영역이 선택됨으로 인해 특징점의 수가 적어지게 되는 단점

* "본 연구는 KOSEF 생체인식연구센터(BERC)와 과기부
차신경정보학사업으로부터 부분적인 지원을 받아 수행되었음."

을 극복하기 위해 양쪽 눈의 홍채에서 90도씩, 모두 180도의 영역을 사용하게 된다.

2. 위조된 눈 영상 데이터의 검사

홍채 인식 시스템의 첫 과정인 영상 획득 부분에서는, 각 사용자의 눈 영상을 빠른 속도의 일정한 시간 간격으로 240×320의 크기로 10~15장 획득하여 보관한다. 이 데이터를 대상으로 위조된 눈 영상 데이터를 검사하기 위해서, 첫 단계로 동공 반지름 변화량의 상관계수를 계산한다. 데이터가 첫 번째 테스트를 통과하게 되면, 두 번째 단계로 눈꺼풀 움직임 변화량의 상관계수 값을 구한다. 눈 영상 데이터가 모든 검사과정을 통과하게 되면 실제적인 눈 영상 데이터로 간주된다.

2.1 동공 반지름의 변화량 평가

동공의 반지름 변화량에 의한 위조 데이터 판별을 위해서는 눈 영상에서 먼저 동공 부분을 추출해 내야한다. 이를 위해 bisection 방법에 기반한 2차원 허브 변환과 케니 경계 검출자를 사용한다. [그림 2]는 위 알고리즘에 의해 결정된 동공 경계의 추출 결과이다.



그림 2. 동공 경계 추출 결과

동일인에 대해 순차적으로 주어진 여러 장의 영상들을 대상으로 위조된 데이터를 테스트하기 위해서, 식(1)을 이용해 반지름 변화량을 계산한다. 변화량의 상관계수가 반지름 변화량의 최대값과 최소값 사이에 있다면 그 데이터는 실제적인 눈 영상 데이터로 판단되어 다음 단계로 진행된다. [식 1]에서 C_i 는 전체 홍채 데이터의 변화량을, C_n 은 현재 사용자의 데이터의 변화량을 나타낸다. 또한, m_n 은 현재 사용자의 평균값을 r_i 는 현재 사용자의 각 데이터의 동공 반지름을 나타낸다.

$$C_n = \frac{\sqrt{\sum_i r_i^2 - m_n^2}}{\sum_i r_i} \quad (1)$$

$$MinC_i \leq C_n \leq MaxC_i$$

2.2 눈꺼풀 움직임의 변화량 평가

두 번째 단계로 눈꺼풀의 움직임을 추적하여 움직임 변화량의 상관계수 값을 구한다. 눈 영상에서 눈꺼풀 부분을 추출하기 위해서, 영역 기반 틀 변형 기법과 케니 경계 검출 방법, 마스킹 방법을 사용한다[3]. 이 방법은 얼굴에서 눈 영역만을 검출하기 위한 방법인 Yuille의 에너지 최소화 알고리즘(energy-minimization algorithm)[4]을 개선시킨 것으로, 눈 영역을 찾아내고 그 모양에 맞추기 위해 변형 가능한 눈 모양의 템플릿을 사용한다. 눈꺼풀 영역을 추출한 후, 눈꺼풀 움직임의 변화량을 계산하기 위해서, 먼저 동공의 중심으로부터 동공 중심을 지나는 축의 좌우 15° 범위에 있는 윗 눈꺼풀 경계에 위치한 픽셀들까지의 거리의 평균을 계산한다. 이렇게 계산된 평균값 변화량의 상관계수를 구하기 위해 현재 사용자의 여러개의 눈 영상을 대상으로 평균 변화량의 상관계수를 계산한다. 구해진 상관계수가 최대, 최소 상관 계수 안에 위치해 있으면 눈 영상은 위조되지 않은 데이터로 판단한다. [그림 3]에서 (a)는 눈 템플릿을, (b)는 눈꺼풀 경계 검출을 위한 마스크를, (c)는 검출된 눈꺼풀 경계 영역을 보여준다.

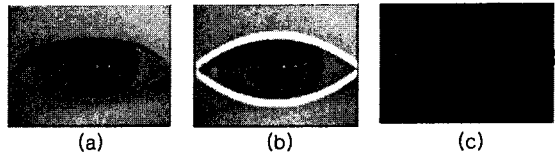


그림 3. (a) 눈 템플릿 (b) 눈꺼풀 경계 검출을 위한 마스크 (c) 검출된 눈꺼풀 경계 영역

눈꺼풀 움직임 변화량의 상관계수는 식 (2)로 계산할 수 있다. D_{Avr} 은 동공 중심 (x_c, y_c) 로 부터 윗 눈꺼풀 영역의 특정위치 (x_i, y_i) 까지의 평균 거리이며, n 은 해당 영역에 있는 픽셀들의 개수이다. C 는 눈꺼풀 움직임의 변화량의 상관계수를, m 은 이전과 현재 프레임 사이의 차이의 평균을 의미한다. D_p 와 D_c 는 이전과 현재 프레임의 거리의 평균을 뜻한다.

$$D_{Avr} = \frac{\sum_i \sqrt{(x_c - x_i)^2 + (y_c - y_i)^2}}{n} \quad (2)$$

$$C = \frac{\sqrt{\sum_i (D_p - D_c)^2 - m^2}}{\sum_i |D_p - D_c|}$$

3. 멀티데이터의 사용

홍채 인식에 있어서, 특히 동양인의 경우에는 속눈썹이 홍채 영역을 침범하는 경우가 많아 전체 시스템의 인식 성능의 저하를 가져오게 된다. 이러한 성능 저하를 막기 위하여, 홍채 영역 중 하위 90도 영역만을 사용해서 인식을 하려고 한다. 그러나 이 경우 홍채 패턴의 특징점 수가 너무 적어지는 단점이 있다. 이를 보완하기 위하여 [그림 4]처럼 양쪽 눈의 동일한 하위 90도 영역을 잘라 이 두 데이터를 서로 결합하여 특징을 추출함으로써 인식 성능을 향상시키고자 한다. 더하여 양쪽 홍채의 정보를 모두 사용함으로써 더 높은 정확도를 기대할 수 있다.

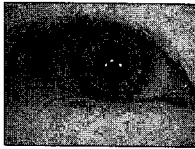


그림 4. 홍채 영역중 하위 90도 잘라낸 영역.

동일인의 양쪽 눈 영상에서 각각 잘라낸 홍채 영역은 [그림 5]의 (a)와 (b)처럼 225×32픽셀의 영상 중 좌우 각각 절반씩을 차지하게 되고, 이 두 영상을 결합하여 (c)와 같은 영상을 얻게 된다. 이후 이 (c)의 영상을 사용하여 특징 추출 및 인식 과정을 수행하게 된다.

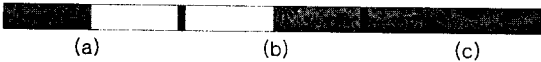


그림 5. 추출된 홍채 영상
(a) 왼쪽 눈 홍채영상 (b) 오른쪽 눈 홍채영상
(c) 결합된 홍채영상

이렇게 얻어진 홍채 영상을 사용하여 특징 추출과 패턴 매칭의 과정을 거치게 된다.

입력된 홍채 영상에서 특징을 추출하는 방법으로는 웨이블릿 변환(wavelet transform) 방법을 사용한다. 웨이블릿 변환 과정에서 홍채 영상은 low-pass filter와 high-pass filter를 거치면서 low-low, low-high, high-low, high-high의 4가지의 subimage를 만들게 되고 이 subimage 중 저주파 채널에 대해 웨이블릿 변환을 다시 적용시켜 그 결과에서 특징 벡터를 추출한다.

[그림 6]과 같이 원 영상을 2번 웨이블릿 변환했을 때 나오는 영상에서 low-low subimage에서 특징 벡터를 추출해서 사용하게 된다.

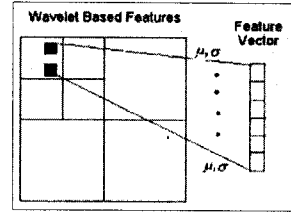


그림 6. 웨이블릿 변환 방법에 의한 특징 벡터.

입력된 홍채 영상이 기 등록된 홍채인지 아닌지를 판단하는 패턴 매칭에는 SVM 분류기를 사용한다. SVM 분류기는 1995년 Vladimir Vapnik에 의해 이원 패턴 인식 문제를 해결하기 위해 제안된 학습 방법으로, 근래에는 패턴 인식 분야에서 광범위하게 사용되는 방법으로 특히 얼굴 인식을 비롯한 생체인식 분야에서 좋은 결과를 보여주고 있다. 여기에 기존의 실험에서 가장 좋은 성능을 보인 커널 함수인 RBF 커널을 그대로 사용해서 데이터만 바꿔 비교 실험한다.

4. 실험 결과

본 방법에서 사용한 데이터는 고정 초점 CCD 카메라를 통해 그레이 레벨의 320×240의 해상도로 획득된 111명의 1734개의 데이터이다. 나안 영상 1423개, 안경 착용 영상 160개, 렌즈 착용 영상 151개에 대하여 본 논문에서 제안한 방법으로 실험한 결과 96%의 성공률을 보였다. 이 중 위조 데이터 판별을 위해 나안 영상 20개는 종이에 인쇄하여 사용하였고, 렌즈 영상 중 20개는 칼라렌즈를 착용하고 획득한 영상을 사용하였다.

영상 평가 과정에서 발생한 오류는 사용 가능한 영상임에도 불구하고 사용 불가능 영상으로 판단하는 경우(오류 1), 사용 불가능 영상을 사용 가능 영상으로 판단하는 경우(오류 2)로 구분하였다. 전체 실패율에서 오류 1은 1.17%, 오류 2는 2.83%의 결과를 나타내었다.

오류 2의 경우 오류 1에 비하여 높은 오류율을 보여주고 있었는데, 오류 2의 주요 요인은 다음과 같은 몇 가지 경우로 분석된다. 첫째 처리된 영상 중 안경을 착용한 영상으로 [그림 7(a)]와 같이 안경 렌즈의 상태가 좋지 않아 렌즈 자체에 잡영이 심한 경우, 둘째는 [그림 7(b)]와 같이 안경 렌즈에 카메라 조명의 LED 패턴이 홍채 영역에 맺히는 경우이다.

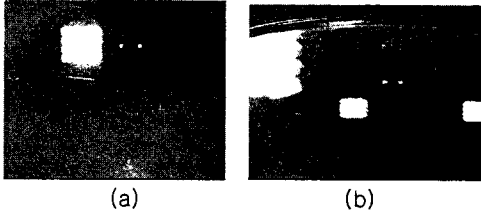


그림 7. (a) 안경 렌즈자체에 잡영이 심한 경우
(b) 조명의 LED패턴이 홍채영역에 맞히는 경우

이 중 획득 영상의 밝기가 전체적으로 어두운 경우 눈썹을 나타내는 그레이 레벨의 값이 주변의 홍채 영역과의 명암차이가 뚜렷하지 않아 정확한 눈썹 검출이 정확하게 이루어지지 못했다. 또한 안경에 조명 LED 패턴이 맞히는 경우 눈썹이 홍채 영역을 침범함에도 불구하고 눈썹보다 높은 그레이 레벨을 가지는 LED 패턴에 의해 눈썹의 끝을 확인 할 수가 없어 오류 2가 오류 1에 비해 높게 나타났다.

멀티데이터 사용의 경우에는 왼쪽 홍채 영상의 오른쪽에 오른쪽 홍채 영상을 덧붙이는 형식으로 만들었다. 좌우 홍채 데이터의 획득 과정에서 그 크기가 달라질 수 있으므로 크기보정 과정을 거친다. 그 결과 오른쪽 홍채 영상의 경우 원래 만들어진 영상과 달리 크기가 변한 것을 볼 수 있다.

멀티데이터를 사용한 실험 방법은 다음과 같다. 먼저 한쪽 눈 영상만을 사용하는 홍채 인식 시스템과 본 논문에서 제안한 시스템에 같은 데이터를 사용해서 그 인식률을 비교한다. 다음으로 한쪽 눈 영상만을 사용하는 홍채 인식 시스템에서 속눈썹의 잡음 때문에 제대로 인식되지 못한 데이터들을 본 논문에서 제안한 시스템으로 인식 가능하지를 살펴본다.

기존 시스템의 경우 99.1%의 정확률을 보이면서 0.4%의 오류 2와 1.6%의 오류 1을 나타내었다. 데이터들 중에서 약 7%가 속눈썹의 침범을 받았고 이들 중에서 오류가 많이 발생하였다. 따라서 멀티데이터를 사용한 결과 [표 1]과 같은 성능의 향상을 가져왔다.

표 1. 영상 평가 결과 분석

	단일데이터	멀티데이터
오류 1	1.6%	1.2%
오류 2	0.4%	0.4%
정확률	99.1%	99.3%

5. 결론 및 향후 연구방향

본 논문에서는, 입력된 눈 영상 데이터 중 위조 데이터와 부적절한 영상을 걸러내기 위한 효율적인 눈 영상 평가 알고리즘을 제안하였다. 또한 속눈썹에 의한 잡영으로 인한 성능 저하를 피하고 양쪽 홍채 정보를 모두 사용해 성능을 향상시키기 위해 멀티데이터의 사용을 제안하였다.

멀티데이터를 뽑아본 결과 속눈썹에 의한 잡영은 사라진 것을 알 수 있었고 이에 따른 성능의 향상을 가져올 수 있었다.

그러나 멀티데이터 사용의 가장 큰 문제는 기존 방법에 비해 양쪽 눈을 모두 사용함으로 인해 전체리에 두 배의 시간이 걸린다는 것이다. 이를 보완하기 위한 방법이 향후 연구에서 요구되어진다. 또한 홍채가 추출되는 영역이 전체 눈 영역의 1/4라는 상대적으로 작은 영역이므로 눈의 돌아감에 따른 인식률의 저하가 있었다. 따라서 전체리 단계에서 눈의 돌아감에 따른 위치 보정이 필요하다.

참고문헌

- [1] James L. Wayman: "Fundamentals of Biometric Authentication Technologies." International Journal of Image and Graphics 1(1): 93-113 (2001)
- [2] G. Kee., "Iris Recognition System Using Wavelet Packet and Support Vector Machines." Ph. D thesis, Yoinsei University, 2003
- [3] J. Deng and F. Lai., "Region-Based Template Deformation and Masking for Eye-Feature Extraction and Description." Pattern Recognition, 30(3): 403-419, Mar. 1997
- [4] A. Yuille and P. Hallinan., "Deformable Templates." Active Vision, A. Blake and A. Yuille, eds., pp.21-38. MIT Press, Cambridge, MA, 1992
- [5] J. Canny., "A Computational Approach to Edge Detection", IEEE Trans. Pattern Analysis Mach. Intell. 8(6), 679-698, 1986
- [6] J. Daugman., "Recognizing Persons by Theirs Iris Patterns", Biometrics Personal Identification in Networked Society, A. Jain, R. Bolle and S. Pankanti, eds., Kluwer Academy Publishers, 1999
- [7] Rafeal C. Gonzalez, Richard E. Woods, "Digital Image Processing", 2nd Ed., Prentice Hall, 2001