

국부적 그래디언트 방향 히스토그램을 이용한 회전에 강인한 홍채 인식

정회원 최 창 수*, 종신회원 전 병 민**

Robust-to-rotation Iris Recognition Using Local Gradient Orientation Histogram

Chang-soo Choi* *Regular Member*, Byoung-min Jun** *Lifelong Member*

요 약

홍채 인식은 홍채 패턴 정보를 이용하여 사람의 신원을 확인하는 생체 인식 기술이다. 이러한 홍채 인식 시스템에 있어 조명의 영향이나 동공의 크기, 머리의 기울어짐 등으로 인해 발생될 수 있는 홍채 패턴의 변화에 대해 무관한 특징을 추출하는 것은 중요한 과제이다. 본 논문에서는 국부적 방향 히스토그램을 이용해 조명의 변화나 홍채의 회전에 강인한 홍채인식 방법을 제안하였다. 제안된 방법은 특징 추출 및 특징 비교 시 회전에 대해 별도의 처리가 필요하지 않아 고속의 특징 추출 및 특징 비교가 가능하며 성능도 기존의 방법과 대등함을 실험을 통하여 확인하였다.

Key Words : Biometrics, Iris recognition, Gradient orientation, Orientation histogram, Iris rotation invariance.

ABSTRACT

Iris recognition is a biometric technology which can identify a person using the iris pattern. It is important for the iris recognition system to extract the feature which is invariant to changes in iris patterns. Those changes can be occurred by the influence of lights, changes in the size of the pupil, and head tilting. In this paper, we propose a novel method based on local gradient orientation histogram which is robust to variations in illumination and rotations of iris patterns. The proposed method enables high-speed feature extraction and feature comparison because it requires no additional processing to obtain the rotation invariance, and shows comparable performance to the well-known previous methods.

1. 서 론

컴퓨터의 대중화와 각종 디지털 기기의 보급 및 네트워크의 발달로 거의 모든 정보가 디지털화되어 처리 및 저장되고 있는 추세이다. 또한 인터넷의 대중화에 따라 기존의 오프라인을 통해서만 가능하던 은행 업무나 각종 증빙서류 등의 발급과 같은 다양한 서비스를 원격으로 받을 수 있게 되었다. 하지만 이러한 편리한 측면에도 불구하고 개인 신상 정보

유출 및 피싱, 해킹 등으로 인해 아이디/비밀번호와 같은 기존 방식으로는 강화되고 있는 보안에 대한 요구를 충족시킬 수 없는 것이 현실이다. 이러한 취약성에 대한 대안으로 최근 각광을 받고 있는 것이 생체인증 솔루션이다. 생체인증이란 지문, 홍채, 얼굴 등 각 개인만이 가진 고유한 특징을 이용하여 개인을 식별하거나 인증하는 기술이다. 지문이나 홍채는 그 문양이 개인마다 다르며 쌍둥이일지라도 전혀 다른 형태이며 유아기 때 생성된 형태가 평생

* 충북대학교 전기전자컴퓨터공학부 컴퓨터공학과(malming@chungbuk.ac.kr)

** 충북대학교 전기전자컴퓨터공학부(bmjun@cbnu.ac.kr)

논문번호 : KICS-2008-08-366, 접수일자 : 2008년 8월 21일, 최종논문접수일자 : 2009년 2월 16일

동안 변하지 않는 특성이 있어 신원확인을 위해 사용되는 대표적인 방법이다. 특히 홍채는 위조가 어렵고 중요한 신체 부위이기 때문에 훼손의 가능성이 거의 없어 John Daugman 박사의 선도적 연구 이후 많은 연구가 진행되었고 다양한 장소에서 사용되면서 그 안정성이 검증되어 왔다¹¹.

홍채 인식 시스템의 경우 조명의 영향이나 동공의 크기, 머리의 기울어짐 등으로 인해 발생할 수 있는 홍채 패턴의 변화에 대해 무관한 특징을 추출하는 것이 중요한 과제이다. 이 중 동공의 크기 변화에 대해서는 극좌표계 변환을 통한 정규화를 이용해 대처할 수 있지만 이것만으로는 조명의 변화나 홍채 패턴의 회전에 강인한 특징을 얻을 수 없기 때문에 다양한 연구가 수행되어 왔다.

본 논문에서 제안하는 방법은 홍채 무늬의 지역적 특징을 반영할 수 있도록 정규화된 홍채를 작은 블록으로 분할한 후 각 영역에서 그래디언트 방향의 히스토그램을 구하여 이를 각 영역에 대한 특징값으로 사용하는 방법이다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 먼저 II장에서는 기존에 제안된 방법들과 그 문제점에 대해 살펴보고, III장에서 제안하는 방법인 국부적 그래디언트 방향 히스토그램에 대해 설명한다. IV장에서는 CASIA 데이터베이스에 대한 실험 결과를 통해 제안하는 방법의 성능을 평가하고, V장에서는 본 논문의 결론과 향후 연구방향에 대하여 언급한다.

II. 관련연구

조명 등의 영향을 받지 않는 안정적인 특징을 추출하기 위해 다양한 방법들이 제시되었다. 홍채 인식에 있어 선구적인 역할을 한 Daugman은 정규화된 홍채 패턴에 대해 2차원 가버(Gabor) 변환을 수행하여 그 결과인 실수부와 허수부의 위상을 해밍(Hamming) 부호화한 결과를 특징으로 사용하였다¹¹. Zhenan Sun 등은¹² 그래디언트의 방향을 양자화하여 조명변화에 강인한 방법을 제안하였다.

하지만 이러한 방법들은 Daugman의 방법에서 볼 수 있듯이 홍채에서 추출한 특징값을 해당 위치에서 서로 대응시켜 비교하기 때문에 홍채 패턴의 위치가 변하는 경우 이에 대한 보완이 필요하다. 정규화된 홍채 영상의 경우 머리의 기울어짐으로 인해 발생할 수 있는 홍채의 회전은 수평 방향의 평행이동으로 나타난다. 따라서 홍채의 회전에 대한 보상을 위해 사전에 정한 범위 내에서 매 각도에

해당하는 만큼 특징값을 평행이동 시켜 대응되는 위치에서 비교를 수행하여 가장 작은 거리 값을 홍채간 거리로 결정하였다. 예를 들면, 10° 회전 각도가 허용치이고 1° 단위로 회전을 고려하는 경우 -10°에서 10°까지 총 21번의 비교를 수행해 가장 작은 거리 값을 취하는 방법을 사용하였다.

Donald Monro 등은¹³ 주파수 공간에서 교차상관(cross-correlation)을 이용해 회전에 대한 보상을 수행하여 회전 각도에 대한 제한 없이 홍채를 비교하는 방법을 제안하였다. 하지만 이 방법은 입력 영상을 주파수 공간에서 처리하기 때문에 기존 영상과 비교할 때마다 입력된 홍채에 대해 FFT와 IFFT를 수행하여 회전 보상을 수행해야 한다. 이 때문에 기존 방식에 비해 많은 연산을 필요로 하는 단점이 있다.

이와 같은 문제점들을 해결하기 위해 본 논문에서는 국부적 그래디언트 방향 히스토그램(local gradient orientation histogram)을 이용한 홍채의 회전에 강인한 홍채 특징 추출 방법을 제안한다. 그래디언트의 방향¹⁴은 조명의 변화에 강인하며 빠른 특징 추출이 가능한 특성 때문에 국부적 그래디언트의 방향을 이용한 SIFT(Scale Invariant Feature Transform)나 GLOH(Gradient Location Orientation Histogram)와 같은 지역서술자(local descriptor)들이 패턴인식의 다양한 분야에서 사용되어 왔다^{15,16}.

III. 국부적 그래디언트 방향 히스토그램

영상 $I_{x,y}$ 의 그래디언트 $G_{x,y}$ 는 다음과 같이 정의된다.

$$G_{x,y} = \left(\frac{\partial I_{x,y}}{\partial x}, \frac{\partial I_{x,y}}{\partial y} \right) \quad (1)$$

이때 그래디언트의 방향 $\theta_{x,y}$ 는 다음과 같다,

$$\theta_{x,y} = \tan^{-1} \left(\frac{\partial I_{x,y}}{\partial y} / \frac{\partial I_{x,y}}{\partial x} \right) \quad (2)$$

그래디언트의 방향은 영상의 밝기와 대비의 변화에 강인한 특성을 지닌다^{12,14}. 국부적 그래디언트 방향 히스토그램은 다음 과정을 통해 구해진다. 정규화된 홍채에 소벨 연산자를 적용하여 그래디언트 방향을 계산한다. 이때 정규화된 홍채에 대해 직접 그래디언트 방향을 구하면 노이즈에 민감할 수 있기 때문에 가우시안 블러($\sigma=1.5$)를 적용하여 영상을 부드럽게 한다. 그림 1-(d)는 정규화된 홍채에 대해 각 픽셀에서 구한 그래디언트의 방향을 나타낸 것

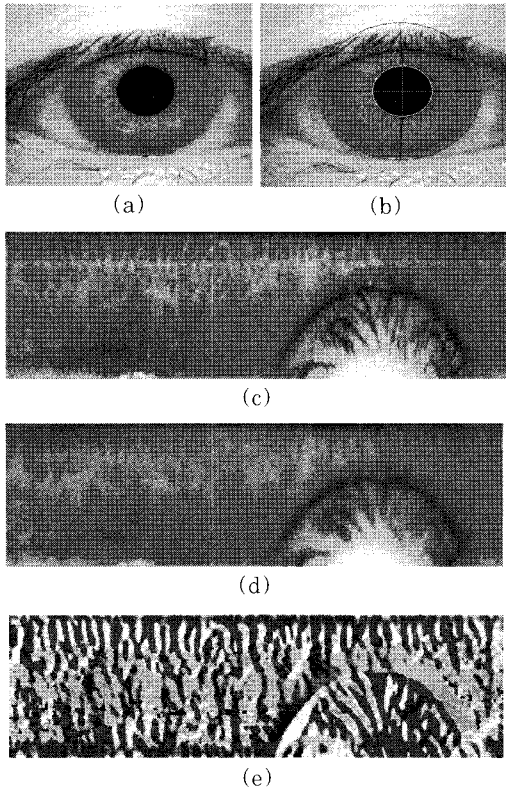


그림 1. 입력영상과 정규화된 홍채; (a)입력 영상; (b)동공과 홍채 경계검출; (c)정규화된 홍채; (d)가우시안 블러; (e) 그라디언트 방향 영상

으로 알아보기 쉽도록 그라디언트 방향($0^\circ \sim 360^\circ$)을 HSI 컬러 스페이스의 색상(Hue) ($0^\circ \sim 360^\circ$)으로 대응시켜 나타낸 그림이다. 이렇게 구해진 그라디언트 방향 영상을 가로 C, 세로 R개로 분할하여 $R \times C$ 개의 부영상(sub-image)으로 나눈다. 각 부영상별로 각각의 픽셀들이 가지는 그라디언트 방향을 각도에 따른 1차원 히스토그램으로 만든다. 이때 그라디언트 방향은 0° 에서 360° 의 범위를 가지므로 360° 을 B개의 구간으로 나누어 $360^\circ / B^\circ$ 간격을 하나의 빈(bin)으로 하여 총 B개의 빈을 가지는 1차원 히스토그램으로 만든다. 이렇게 만들어진 히스토그램을 B개의 요소를 가지는 하나의 벡터로 표현한다면 홍채는 각 부영상마다 1개의 벡터로 대응되어 총 $R \times C$ 개의 벡터로 기술될 수 있다.

그림 2는 부영상들로 분할된 그라디언트 방향 영상과 부영상 중 하나에서 계산된 히스토그램의 예를 보여준다.

홍채간 비교는 MAD(Mean Absolute Difference)를 이용하여 식(3)과 같이 특징벡터간 거리 유클리디언 디스턴스 d를 구하여 수행된다.

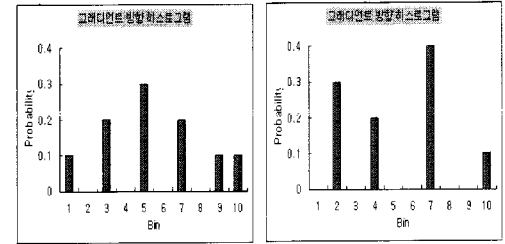
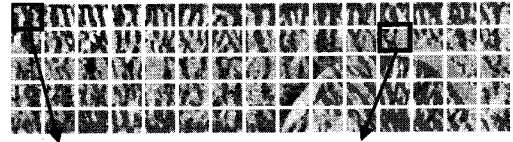


그림 2. 부영상으로 분할된 홍채와 계산된 그라디언트 방향 히스토그램

$$d(I_{DB}, I_Q) = \frac{1}{RC} \sum_i^R \sum_j^C |\vec{v}_{DB}(i, j) - \vec{v}_Q(i, j)| \quad (3)$$

여기서 I_{DB} 와 I_Q 는 각각 기준영상과 입력 영상의 정규화된 홍채를 의미하고, $\vec{v}(i, j)$ 는 홍채의 (i, j) 위치의 부영상의 히스토그램을 의미한다.

IV. 실험 및 결과고찰

본 논문에서는 CASIA 데이터베이스^[9]를 사용하여 제안한 방법에 대한 성능 평가를 수행하였다. CASIA DB는 8비트 그레이 영상으로 320x280 픽셀의 해상도를 가진 총 756장의 영상으로 구성되어 있다. 이 영상들은 108개의 서로 다른 눈에서 각 7장씩 한 달 간격으로 취득한 홍채영상으로 구성되었다.

먼저 그라디언트 방향 히스토그램의 성능을 결정하는 요소들의 값을 찾기 위해 756 장으로 구성된 데이터셋을 사용하였다. 그리고 회전에 대한 성능 평가를 위해 CASIA 데이터베이스 내의 모든 영상을 2도 간격으로 시계방향으로 회전시켜가며 원본 영상과 회전된 영상들을 하나의 셋으로 구성하여 실험을 진행하였다. 즉 2도 회전된 영상에 대한 성능 평가를 위해 원본 영상(756장)과 2도 회전영상(756장)으로 데이터셋 cw-2(1512장)를 구성하였다. 마찬가지로 방식으로 4, 6, 8, 10도 회전된 영상에 대해서도 원본 영상과 회전된 영상으로 각 1512장으로 구성된 데이터셋 cw-4, cw-6, cw-8, cw-10을 구성하여 인식 성능을 측정하였다.

4.1 성능 평가 방법

제안된 방법의 성능 평가를 위한 방법으로 Index d'(d-prime)을 사용하였다. Index d'은 Daugman에

의해 제안된 성능 평가 방법으로 식(4)과 같이 표현된다.

$$d = \frac{|\mu_A - \mu_I|}{\sqrt{(\sigma_A^2 + \sigma_I^2)/2}} \quad (4)$$

여기서 μ_A 와 μ_I 는 각각 동일인과 타인의 거리 분포의 평균값이며, σ_A^2 과 σ_I^2 은 각각의 분산 값이다. Index d 값은 두 분포의 거리가 멀리 떨어질수록 분산이 작을수록 그 값이 증가하며, 두 시스템 간에 이 값이 더 큰 쪽이 더 우수한 성능을 나타냄을 의미한다.

4.2 실험 방법

본 논문에서 제안된 알고리즘을 검증하기 위해 성능에 영향을 미치는 여러 요소(parameter)들의 값을 변화시키며 실험을 진행하였다. 성능에 직접적인 영향을 미치는 요소로는 히스토그램의 bin(빈) 수, 행(row) 분할 개수, 열(column) 분할 개수 등이 있다. 회전된 홍채 영상의 경우 요소의 값의 변화에 따른 성능의 trade-off가 발생하기 때문에 먼저 회전되지 않은 홍채에 대해 그래디언트 방향 히스토그램이 최적의 성능을 나타내는 매개 변수를 찾은 후 이 값을 이용해 회전된 홍채 영상에서 최적의 성능을 나타내는 매개 변수의 값을 결정하였다.

또 하나 고려해야 하는 것은 홍채의 경우 눈꺼풀과 눈썹으로 영향을 받는 부분이 거의 대부분 존재하기 때문에 이것을 검출하여 이러한 부분을 제거하여야만 안정적인 홍채간 비교가 가능하다. 제안된 방법의 경우 영역을 분할하여 처리하는 것이 가능하기 때문에 눈꺼풀이나 눈썹으로 가려짐이 빈번히 발생하는 분할 영역은 제외하고 안정적인 비교가 가능한 영역을 사전에 정하여 실험을 수행하였다. 그림 3의 검은 색으로 처리된 영역이 제거된 영역이다. 또한 동공에 인접한 부분과 공막에 인접한 경계 부분도 오류 방지를 위해 제외를 하였다.

4.3 실험 결과

4.3.1 히스토그램 bin의 개수 B에 따른 성능

히스토그램은 몇 개의 bin으로 나누는가에 따라 성능이 변하게 된다. 그림 4는 홍채를 행 방향으로 4개, 열 방향으로 30개의 영역으로 분할하고, 각 행의 높이를 0.1r로 했을 때, bin의 개수 B에 따른 성능의 변화를 나타낸다. bin의 개수가 증가함에 따라 성능이 점차 개선되어 B=10에서 최고의 성능을 나타낸다. bin의 개수가 작은 경우 변별력이 떨어지게

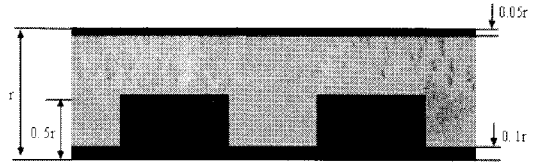


그림 3. 홍채 인식을 위해 사용된 영역

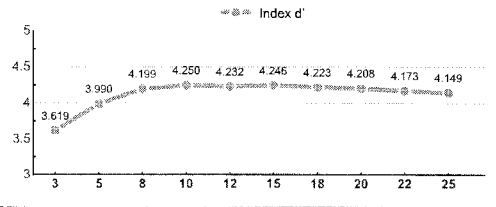


그림 4. bin의 개수에 따른 성능

되고 B의 개수가 커지면 특징량의 크기가 커지므로 적절한 선택이 필요하다.

4.3.2 행 분할 개수 R에 따른 성능

그림 5는 bin의 개수 B=10, 열 분할 개수 C=30으로 고정했을 때, 행 분할 개수 R에 따른 인식 성능을 나타낸 것이다. 이 결과에서 알 수 있는 것은 우선 R의 개수가 늘어남에 따라 성능이 향상되지만 특정 지점을 넘어서면 성능이 저하된다는 것이다. 이 지점은 홍채 반지름의 0.5r에 해당하는 위치로 눈꺼풀과 눈썹 등에 의한 오류로 이 위치를 넘어서는 영역은 배제를 시키는 것이 성능 향상에 유리함을 의미한다.

4.3.3 열 분할 개수 C에 따른 성능

그림 6은 bin의 개수 B=10, 행 분할 개수 R=4, 행 높이 H=0.1r로 고정시킨 뒤 열 분할 개수 C에 따른 성능을 보여준다. C의 개수가 증가함에 따라 성능은 점차 개선되어 C=30에서 가장 좋은 성능을 보이고 그 이상으로 증가하면 성능이 조금씩 저하된다. 이것을 통해 알 수 있는 것은 C의 개수가 증가하면 홍채 무늬의 지역적 특성을 더 잘 반영하여 홍채 간 비교 시 변별력이 높아진다는 것이다. 하지

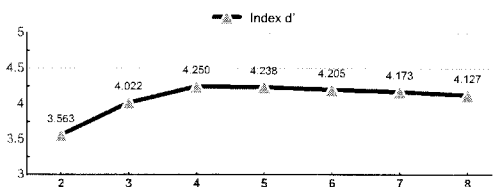


그림 5. 행 개수(R)에 따른 성능

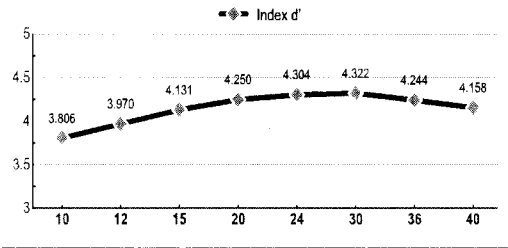


그림 6. 열 개수(C)에 따른 성능

만 C의 개수가 너무 많아지면 동공의 크기 변화 및 회전에 의한 홍채의 위치 이동에 대해 민감하게 되어 그 성능이 저하됨을 알 수가 있다.

4.3.4 회전에 대한 열 분할 개수 C에 따른 성능

그림 7은 제안된 방법의 회전된 홍채 영상에 대한 C의 개수에 따른 인식 성능을 보여준다. 여기서 cw-X는 CASIA 데이터셋 756장과 756장을 X 각도만큼 시계방향으로 회전시킨 총 1512장의 영상으로 구성된 데이터셋을 의미한다.

실험 결과를 통해 확인할 수 있는 것은 열 분할 개수 C가 작을수록 회전된 영상에 대해 강한 성능을 가지며 C가 커지면 회전에 대해 성능 저하가 더 크게 나타난다는 것이다. 이러한 결과를 고려하면 10도 이내의 회전된 홍채에 대해서는 C가 10~15 사이일 때 적절한 성능을 유지할 수 있음을 알 수 있다.

4.3.5 국부적 그래디언트 방향 히스토그램의 홍채 회전에 대한 강인성

그림 8에서 알 수 있듯이 입력 영상이 회전되는 경우 정규화된 홍채는 수평방향으로의 이동으로 나타나게 된다. 국부적 그래디언트 방향 히스토그램을 특징으로 사용하는 경우 이러한 수평이동에 대해 일정한 범위 내에서 강한 특성을 보이는데, 실험을 통해 확인한 결과 부영상 면적의 20% 이내의 이동까지는 변화에 강한 특성을 보였다. 즉, 홍채

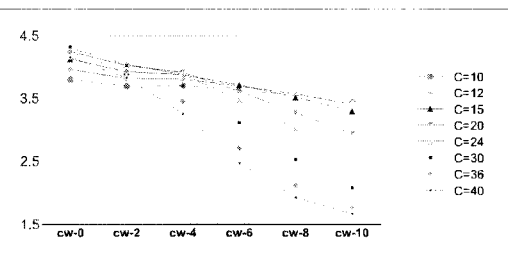


그림 7. 회전된 영상에 대한 C의 변화에 따른 성능

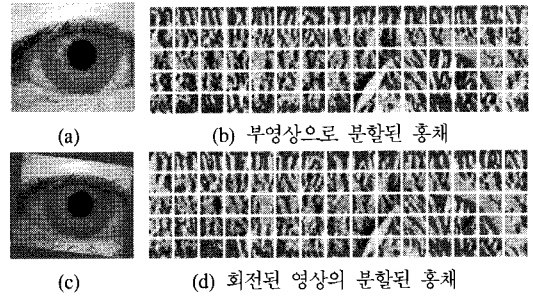


그림 8. 입력 영상과 부영상으로 분할된 홍채 영상

를 열(column) 방향으로 10개로 분할하는 경우 1개의 영역은 홍채의 360도 범위 중 36도에 해당하며 36도의 20%인 6도 이내의 회전까지는 변화에 강한 특성을 나타냄을 확인하였다.

4.3.6 성능 평가

본 논문에서는 앞의 실험 결과를 종합하여 B=10, C=12, R=4, H=0.1r을 성능과 특징량의 크기를 고려한 최적의 설정 값으로 결정하고 성능 평가를 수행하였다. 성능 평가는 인식률에 대한 평가와 특징 추출 및 특징 비교 속도에 대한 비교 평가를 수행하였다.

인식률 실험은 CASIA DB에서 108개의 클래스(클래스당 7장)에 대해 3장을 레퍼런스로 사용하고 나머지 4장을 실험영상으로 사용하였다(레퍼런스 영상과 실험영상은 서로 한달 간격으로 촬영되었다). 이 실험영상 4장을 시계방향으로 2, 4, 6도 만큼 회전시켜 실험을 수행하였다. 6도 이내로 회전을 제한한 이유는 홍채 영상 취득 시에 -6°~ 6°를 벗어나는 경우는 거의 발생하지 않기 때문이다.

표 1에 나타난 인식률 평가 결과에서 알 수 있듯이 회전된 영상에 대해서도 높은 인식률을 나타낼 수 있다. 표 2는 CASIA DB에 대한 기존의 알고리즘의 인식률이다^[8]. 제안된 방법이 홍채의 회전에 대해 별도의 처리가 필요 없는 장점을 가지면서도 기존의 방법에 비해 성능에서 큰 차이가 없음을 확인할 수 있다.

특징 추출 및 특징 비교에 대한 수행 속도에 대한 성능은 Daugman의 방법과 제안된 방법을 C++ (Visual Studio 2005)로 구현하여 비교 측정하였다.

표 1. 회전된 데이터셋에 대한 인식률 변화

set	인식률
0도 회전	98.61%
2도 회전	97.69%
4도 회전	97.22%
6도 회전	96.53%

표 2. 기존 방법의 CASIA DB에 대한 인식률 비교

특징 추출 방법	인식률
Daugman	99.37%
Boles	92.61%
Li Ma	94.33%
Y. Wang	98.21%
proposed	98.61%

표 3. 특징 추출 및 특징 비교 수행 속도(msec)

특징 추출 방법	특징 추출	특징 비교
Daugman	16.750	0.250
proposed	4.150	0.016

평가가 수행된 환경은 Pentium4-3.4GHz, 1GB RAM의 컴퓨터에 OS는 윈도XP이다. Daugman 방식은 -6°에서 6°까지 특징값을 회전보정 하였다. 수행 속도에서 데이터베이스에 접근하는 시간은 포함하지 않았다.

표 3에 나타난 평가 결과에서 알 수 있듯이 제안된 방법은 Daugman 방법에 비해 특징 추출은 4배, 특징 비교는 15배 정도 빠른 것으로 나타났다. 특히 특징 비교에서 매우 빠른 속도를 보이는데 이것은 기존 방법과는 달리 추출된 특징값을 비교 시마다 회전보정을 할 필요가 없기 때문이다.

V. 결론

본 논문에서는 국부적 그래디언트 방향 히스토그램을 이용하여 조명의 영향이나 머리의 기울어짐으로 인한 회전에 강인한 고속의 특징 추출 및 비교 방법을 제안하였다. 그래디언트 방향은 조명의 밝기나 대비에 무관한 특성이 있으며 그 히스토그램은 정규화된 홍채를 적절한 크기로 분할하는 경우 회전에 강인한 특성을 보였다.

향후 연구과제로, 국부적 그래디언트 방향 히스토그램의 인식 성능을 저하시키지 않으면서 특징량을 줄일 수 있는 표현 방법에 대한 연구가 필요하며, 회전된 영상에 대해 인식 성능을 더 높일 수 있는 방법에 대한 연구가 필요하다.

참고 문헌

[1] John G. Daugman, "New Methods in Iris Recognition," *IEEE Transactions on systems, man, and cybernetics*, vol. 37, no. 5, Oct. 2007.

[2] Zhenan Sun, Yunhong Wang, Tieniu Tan, Jiali Cui, "Robust direction estimation of gradient vector field for iris recognition," 17 th ICPR, 2004.

[3] Donald M. Monro and Soumyadip Rakshit, "Rotation Compensated Human Iris Matching," *IEEE* 2007.

[4] William T. Freeman, Michal Roth, "Orientation Histograms for Hand Gesture Recognition," *In International Workshop on Automatic Face and Gesture Recognition*, 1995

[5] D. Lowe, "Distinctive image features from scale invariant key points," *In International Journal of Computer Vision*, vol 60, pp91-100, 2004

[6] K. Mikolajczyk and C. Schmid. "Indexing based on scale invariant interest points," *In Proceedings of International Conference on Computer Vision*, pages 525-531, July 2001.

[7] J. Daugman and G.O. Williams, "A proposed standard for biometric decidability," *In Card TechSecureTech*, pp. 223-224, Atlanta, GA, 1996.

[8] Y. Wang and J. Han, "Iris Recognition Using Independent Component Analysis," *Int. Conf. Machine Learning and Cybernetics*, 2005, pp. 18-21.

[9] <http://www.sinobiometrics.com>

최창수 (Chang-soo Choi)

정회원

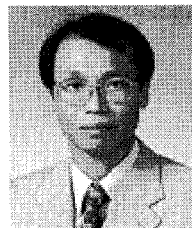


1999년 한국기술교육대학교 정보통신공학과 졸업(공학사)
2004년 한국기술교육대학교 전기전자공학과 졸업(공학석사)
2008년~현재 충북대학교 컴퓨터공학과 박사과정
<관심분야> 생체인식, 영상처리,

컴퓨터비전

전병민 (Byoung-min Jun)

중신회원



1976년 한국항공대학교 전자공학과 졸업(공학사)
1979년 연세대학교 전자공학과 졸업(공학석사)
1988년 연세대학교 전자공학과 졸업(공학박사)
1986년~현재 충북대학교 전기

전자컴퓨터공학부 교수

<관심분야> 디지털 신호처리, 영상처리, 컴퓨터비전