

임베디드 시스템을 위한 회전에 강인한 홍채특징 추출 알고리즘 개발

김 식*

목 차

- I. 서 론
- II. 관련연구
- III. 극부적 그래디언트 방향 히스토그램
- IV. 실험 및 결과 고찰
- V. 결론

I. 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 동안 변하지 않는 특성이 있어 신원확인을 위해 사용되는 대표적인

* 세명대학교 정보통신학부 교수

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 왔다[1].

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 그라디언트 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 그라디언트 방향 히스토그램에 대해 설명한다. IV장에서는 CASIA 데이터베이스에 대한 실험 결과를 통해 제안하는 방법의 성능을 평가하고, V장에서는 본 논문의 결론과 향후 연구방향에 대하여 언급한다.

II. 관련 연구

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 사용하였다[1]. Zhenan Sun 등은[2] 그라디언트의 방향을 양자화하여 조명변

화에 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 거리값을 홍채간 거리로 결정하였다. 예를 들면, 10° 회전 각도가 허용치이고 1° 단위로 회전을 고려하는 경우 -10° 에서 10° 까지 총 21번의 비교를 수행해 가장 작은 거리값을 취하는 방법을 사용하였다.

Donald Monro 등은[3] 주파수 공간에서 교차상관(cross-correlation)을 이용해 회전에 대한 보상을 수행하여 회전 각도에 대한 제한 없이 홍채를 비교하는 방법을 제안하였다. 하지만 이orrel입력 영상을 주파수 공간에서 처리하기 때문에 기존 영상과 비교할 때마다 입력된 홍채에 대해 FFT와 IFFT를 수행하여 회전 보상을 수행해야 한다. 이o때문에 기존or식에 비해 많은연산을 필요로 하는 단점이 있다.

이와 같은 문제점들을 해결하기 위해 본 논문에서는 국부적 그라디언트 방향 히스토그램(local gradient orientation histogram)을 이용한 홍채의 회전에 강인한 홍채 특징 추출 방법을 제안한다. 그라디언트의 방향[4]은 조명의 변화에 강인하며 빠른 특징 추출이 가능한 특성 때문에 국부적 그라디언트의 방향을 이용한 SIFT(Scale Invariant Feature Transform)나 GLOH(Gradient Location Orientation Histogram)와 같은 지역서술자(local descriptor)들이 패턴인식의 다양한 분야에서 사용되어 왔다[5] [6].

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[2] [4]. 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 것으로 알아보기 쉽도록 그래디언트 방향($0^\circ \sim 360^\circ$)을 HSI 컬러 스페이스의 색상(Hue) ($0^\circ \sim 360^\circ$)으로 대응시켜 나타낸 그림이다. 이렇게 구해진 그래디언트 방향 영상을 가로 C, 세로 R개로 분할하여 $R \times C$ 개의 부영상(sub-image)으로 나눈다. 각 부영상별로 각각의 픽셀들이 가지는 그래디언트 방향을 각도에 따른 1차원 히스토그램으로 만든다. 이때 그래디언트 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.

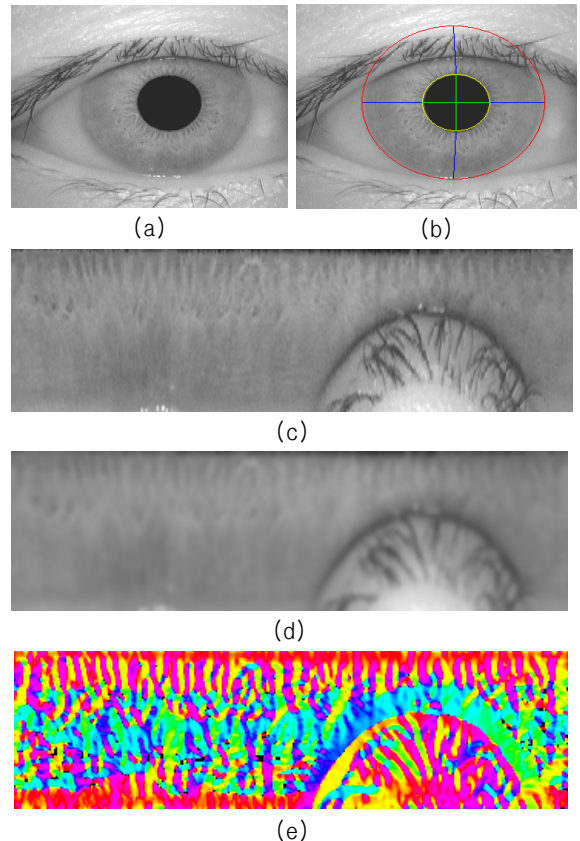


그림 1. 입력영상과 정규화된 홍채; (a)입력 영상; (b)동공과 홍채 경계검출; (c)정규화된 홍채; (d)가우시안 블러; (e)그래디언트 방향 영상

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

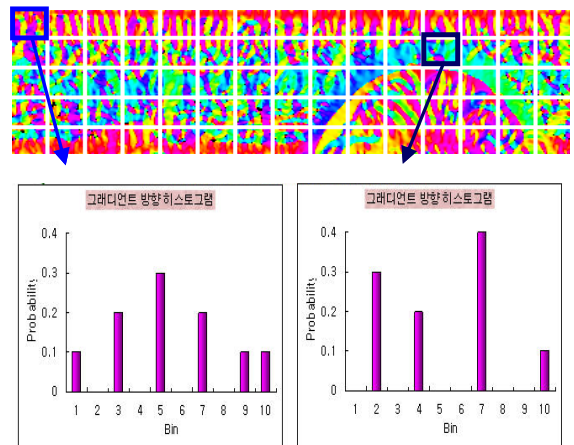


그림 2. 부영상으로 분할된 홍채와 계산된 그래디언트 방향 히스토그램

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

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

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 그래디언트 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 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.

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[7].

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

여기서 μ_A 와 μ_I 는 각각 동일인과 타인의 거리 분포의 평균값이며, σ_A^2 과 σ_I^2 은 각각의 분산값이다. 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

2 실험 방법

본 논문에서 제안된 알고리즘을 검증하기 위해 성능에 영향을 미치는 여러 요소(parameter)들의 값을 변화시켜가며 실험을 진행하였다. 성능에 직접적인 영향을 미치는 요소로는 히스토그램의 빈(bin) 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 매개변수의 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 경

계 부분도 오류 방지를 위해 제외를 하였다.

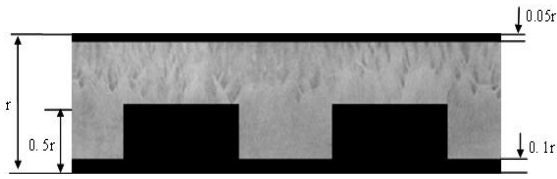


그림 3. 홍채 인식을 위해 사용된 영역

3 실험 결과

3.1 회전에 대한 열 분할 개수 C에 따른 성능

그림 4은 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 강인한 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.

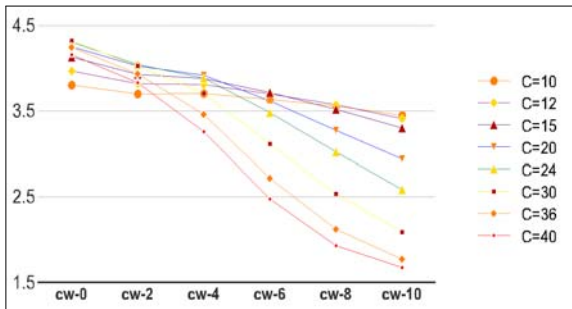
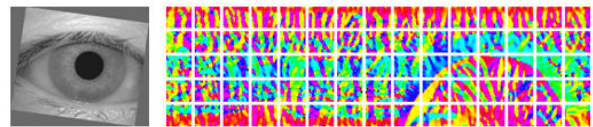


그림 4. 회전된 영상에 대한 C의 변화에 따른 성능

3.2 국부적 그래디언트 방향 히스토그램의 홍채 회전에 대한 강인성

그림 5에서 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 강인한

특성을 보이는데, 실험을 통해 확인한 결과 부영상 면적의 20% 이내의 이동까지는 변화에 강인한 특성을 보였다. 즉, 홍채를 열(column) 방향으로 10개로 분할하는 경우 1개의 영역은 홍채의 360도 범위 중 36도에 해당하며 36도의 20%인 6도 이내의 회전까지는 변화에 강인한 특성을 나타냄을 확인하였다.



(a) 입력 영상과 부영상으로 분할된 홍채 영상
그림 5. 입력 영상과 부영상으로 분할된 홍채 영상

<표 1> PC 시스템 사양 및 개발 환경

구분	항목	사양
하드웨어	CPU	펜티엄4 2.4GHz
	RAM	DDRAM 512MB
소프트웨어	O/S	Windows XP
	language	Visual C++ 2005

<표 2> Embedded 시스템 사양 및 개발 환경

구분	항목	사양
하드웨어	CPU	Intel XScale PAX255
	RAM	SDRAM 64M
소프트웨어	O/S	Linux Kernal 2.4.18
	language	Qt 4.2.2

3.3 성능 평가

Embedded 환경에서 Gabor 변환 방법의 cos, sin, exponential 등 반복적이고 시간이 많이 걸리는 연산은 메모리에 테이블로 저장하여 속도를 최적화 한 후 제안된 방법과 특징 추출 시간을 비교하였다. 제안한 방법과 특징추출시간이 8.5배정도 빠른 것으로 나타났다.

<표 3> Embedded 에서의 특징 추출 수행 시간(sec)

특징추출 방법	Gabor 변환	Proposed
Feature extraction time(ms)	5.520	0.642

<표 4> 회전된 데이터셋에 대한 인식을 변화

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

특징 추출 및 특징 비교에 대한 수행 속도에 대한 성능은 Daugman의 방법과 제안된 방법을 C++ (Visual Studio 2005)로 구현하여 비교 측정하였다. 평가가 수행된 환경은 Pentium4-3.4GHz, 1GB RAM의 컴퓨터에 OS는 윈도우XP이다. Daugman 방식은 -6°에서 6°까지 특징값을 회전보정 하였다. 수행 속도에서 데이터베이스에 접근하는 시간은 포함하지 않았다.

<표 5> 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

표 5에 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 임베디드 환경에 적합한 고속의 홍채특징 추출 방법을 제안하였다. 조명의 영향이나 머리의 기울어짐으로 인한 회전에 강한 고속의 특징 추출 및 비교 방법을 제안하

였다. 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.

참고문헌

- [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>

Development of Robust-to-Rotation Iris Feature Extraction Algorithms For Embedded System

Shik Kim

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. This paper is appropriate for the embedded environment using local gradient histogram embedded system using iris feature extraction methods have implement. 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.

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