

## Embedded 시스템을 위한 고속의 홍채특징 추출 방법

최창수<sup>1</sup>, 민만기<sup>1</sup>, 전병민<sup>1\*</sup>

### A Fast Iris Feature Extraction Method For Embedded System

Chang-Soo Choi<sup>1</sup>, Man-Gi Min<sup>1</sup> and Byoung-Min Jun<sup>1\*</sup>

**요약** 홍채인식은 홍채의 무늬 패턴 정보를 이용하여 동일한 여부를 판별하는 생체인식 기술이다. 최근 들어 홍채 정보를 이용하여 출입통제, 정보보안등의 분야에 많이 활용되고 있다. 하지만 홍채 특징 추출 시 복잡한 연산을 수행한다. 이로 인하여 실시간 홍채인식을 위해서는 고사양의 하드웨어가 수반된다. 본 논문에서는 저사양의 임베디드 환경에 적합한 국부적 그래디언트 히스토그램을 이용한 홍채 특징 추출 방법을 사용하여 임베디드 시스템을 구현하였다. 실험에서 기존의 홍채 특징 추출 방식과 비교하여 특징 추출 속도는 더 빠르면서 대등한 성능을 보여주는 것을 확인 할 수 있으며, 회전에도 강한 특성을 보였다.

**Abstract** Iris recognition is a biometric technology which can identify a person using the iris pattern. Recently, using iris information is used in many fields such as access control and information security. But Perform complex operations to extract features of the iris. because High-end hardware for real-time iris recognition is required. This paper is appropriate for the embedded environment using local gradient histogram embedded system using iris feature extraction methods have implement. Experimental results show that the performance of proposed method is comparable to existing methods using Gabor transform noticeably improves recognition performance and it is noted that the processing time of the local gradient histogram transform is much faster than that of the existing method and rotation was also a strong attribute.

**Key Words** : Biometrics, Iris recognition, Gradient Histogram, Embedded

#### 1. 서론

사용자를 인식하는 생체인식기술(Biometrics)에는 지문, 얼굴, 정맥, 목소리, 홍채 등 사람마다 다른 특징을 인식시켜 패스워드로 활용하는 것이다. 즉 지문, 얼굴, 홍채 등 인간의 신체적 특징이나 걸음걸이, 서명 등의 행동적 특징을 자동화된 장비로 측정하여 개인 식별의 수단으로 활용하는 모든 것을 가리킨다. 이중 홍채 인식은 사람마다 고유한 특성을 가진 안구의 홍채정보를 이용하는 것으로 데이터의 신뢰성, 불변성, 인식을 면에서 지문 또는 얼굴인식에 비해 가장 발전한 보안시스템이다. 또한 지문이나 정맥인식과는 달리 신체접촉 없이 인식이 가능하다.

홍채는 복잡한 패턴을 가지고 있고 외부적인 상해로 인한 변형이 없고 평생 불변이라는 특징을 가지고 있다. 홍채의 장점을 이용한 연구는 지금까지 Dugman[1],

Wildes[2], Boles[3]등에 의해 활발한 연구가 수행되어 왔다. 1993년에 영국 캠브리지 대학의 J. Dugman에 의해 2차원 가버(Gabor) 변환을 기반으로 하여 홍채코드를 256바이트로 해밍(Hamming) 부호화한 결과를 특징으로 사용하는 알고리즘으로 제안되어졌으며 현재 상용화된 제품들은 이 알고리즘에 기반을 두고 있는 것으로 알려져 있다. 그러나 Dugman이 제안한 가버(Gabor)변환을 이용한 특징추출 방법은 인식성능 면에서는 우수하지만 특징 추출 속도가 느리다는 단점이 있다. Boles이 제안한 웨이블릿(Wavelet)변환의 영교차점을 이용한 홍채특징추출 방법은 홍채마다 영교차점(zero-crossing)의 개수가 달라 일관성 있는 신호 추출방법이 필요하다는 단점이 있다. 효율적인 홍채특징 추출기법이 많이 연구 되었음에도 불구하고 대부분의 시스템이 가버 웨이블릿 변환과 같은 많은 수학적 연산을 요하는 알고리즘을 사용하고 있어,

이 논문은 보건복지가족부 보건의료기술진흥사업의 지원에 의해 연구되었음.(과제고유번호: A040032)

<sup>1</sup>충북대학교 전기전자컴퓨터공학부 컴퓨터공학과

\*교신저자: 전병민(bmjun@cbnu.ac.kr)

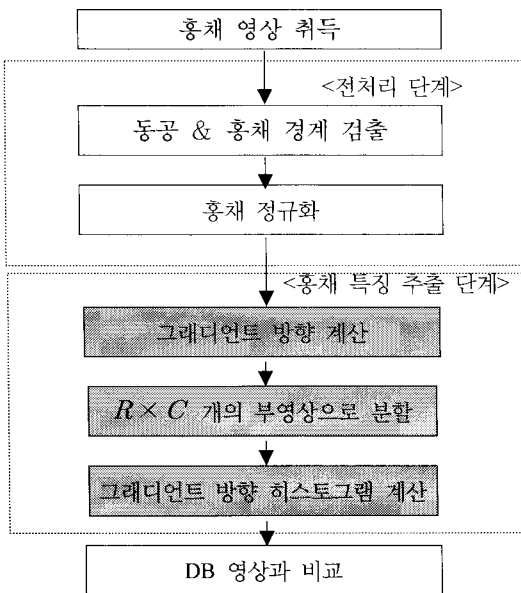
일반 PC환경이 아닌 저사양 임베디드(Embedded) 환경에서는 하드웨어 지원이 극히 제한적이기 때문에 실시간 홍채인식시스템 구현이 어렵다.

본 논문에서는 이와 같은 문제점을 해결하기 위해 저사양의 임베디드 환경에 적합한 국부적 그래디언트 방향 히스토그램(local gradient orientation histogram)홍채 특징 추출 알고리즘을 제안하였다.

그래디언트의 방향[4]은 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[5][6]. 국부적 그래디언트 방향 히스토그램 방법은 홍채를 지역적 특징을 반영할 수 있도록 작은 블록으로 분할한 후 각 영역에서 그래디언트 방향의 히스토그램을 구하여 이를 각 영역에 대한 기술자로 사용하는 방법이다. 본 논문은 다음과 같이 구성된다. 2장에서는 국부적 그래디언트 방향 히스토그램을 이용한 특징 추출 방법 그리고 3장에서는 CASIA 데이터베이스에 대한 실험 결과 고찰을 통해 제안하는 방법의 성능을 평가하고 4장에서는 본 논문의 결론과 향후 연구방향에 대하여 언급한다.

## 2. 제안된 홍채 특징 추출 알고리즘

### 2.1 전체 흐름도



[그림 1] 제안한 홍채 특징 추출 방법

본 논문에서 제안하는 방법은 그림 1과 같이 입력홍채 영상의 동공과 홍채 영역을 검출하고 검출된 홍채 영역을 직교 좌표계로 정규화 한다. 정규화된 영역을 대상으로 그래디언트 방향을 계산한다. 이렇게 구해진 그래디언트 방향 영상을 가로 C, 세로 R개로 분할하여  $R \times C$ 개의 부영상(sub-image)으로 나눈후 각 부영상별로 각각의 픽셀들이 가지는 그래디언트 방향을 각도에 따른 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.

### 2.2 국부적 그래디언트 방향 히스토그램을 이용한 홍채 특징 추출

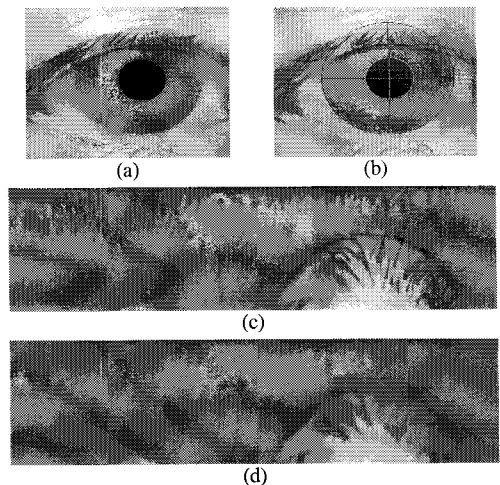
영상  $f_{x,y}$ 의 그래디언트 벡터  $[p, q]^T$ 는 식 (1)과 같이 정의 된다.

$$p = \frac{\partial f(x,y)}{\partial x}, \quad q = \frac{\partial f(x,y)}{\partial y} \quad (1)$$

이 때 그래디언트 벡터의 방향  $\phi$ 는 식 (2)와 같다.

$$\phi = \arctan\left(\frac{q}{p}\right) \quad (2)$$

$\phi$ 의 범위는  $[0, 2\pi]$ 이며 그래디언트 벡터의 방향은 영상의 밝기와 대비의 변화에 강인한 특성을 지닌다[7][8]. 그래디언트 방향 히스토그램은 다음 과정을 통해 구해진다.

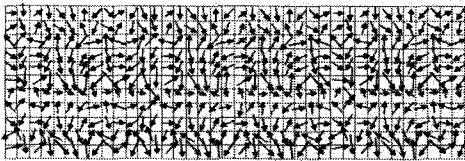


[그림 2] 홍채 영상의 전처리; (a)원본 영상; (b)동공&홍채 경계검출; (c) 홍채 영상의 정규화; (d) 블러된 홍채 영상

1) 정규화된 홍채 영상  $f_{x,y}$ 에 대해 평균값이 (0,0)이고, 표준편차( $\sigma=1.5$ )인 가우시안 블러를 적용하여 부드러운 영상  $G_{x,y}$ 는 식 (3)과 같이 표현된다.

$$G_{x,y} = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{(x^2+y^2)}{2\sigma^2}} \quad (3)$$

2) 영상  $G_{x,y}$ 에 소벨 연산자를 적용하여 각 픽셀의 그래디언트 벡터 방향을 계산한다. 정규화된 홍채에 대해 각 픽셀에서 구한 그래디언트 벡터 방향( $0^\circ \sim 360^\circ$ )을 나타내면 다음과 같다.



[그림 3] 홍채 영상의 그래디언트 방향

3) 그래디언트 벡터 방향을 HSI 컬러 스페이스의 색상 (Hue) ( $0^\circ \sim 360^\circ$ )으로 대응시켜 나타낸 그림이다.

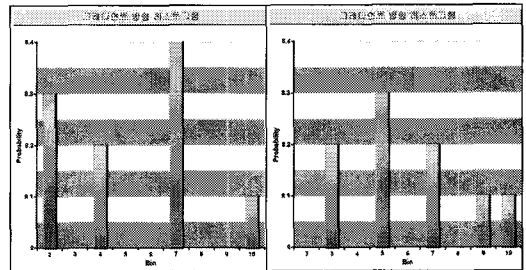
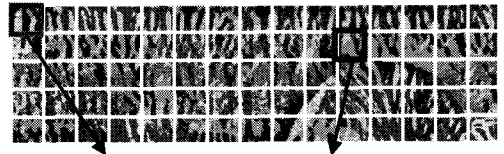


[그림 4] 그래디언트 방향의 색상 대응 영상

4) 3)에서 구해진 그래디언트 벡터 방향 영상을 가로방향으로 C개, 세로방향으로 R개로 분할하여  $R \times C$ 개의 부영상(sub-image)으로 나누고, 각 부영상에서의 그래디언트 방향 히스토그램을 구한다. 각 부영상별로 각각의 픽셀들이 가지는 그래디언트 방향은  $0^\circ$ 에서  $360^\circ$ 의 범위를 가지므로  $360^\circ$ 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. 홍채간 비교는 MAD(Mean Absolute Difference)를 이용하여 식(4)와 같이 특징벡터간 거리 유클리디언 디스턴스 d를 구하여 수행된다.

$$d(I_{DB}, I_Q) = \frac{1}{RC} \sum_j^C \sum_j^R |\vec{v}_{DB}(i,j) - \vec{v}_Q(i,j)| \quad (4)$$

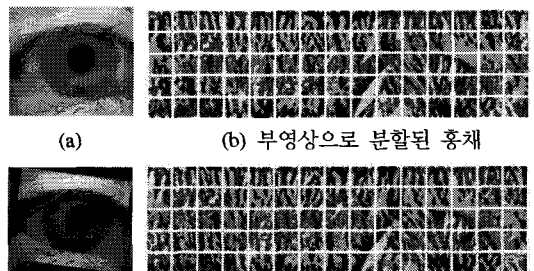
여기서  $I_{DB}$ 와  $I_Q$ 는 각각 기준영상과 입력 영상의 정규화된 홍채를 의미하고,  $\vec{v}(i,j)$ 는 홍채의 (i,j) 위치의 부영상의 히스토그램을 의미한다.



[그림 5] 부영상으로 분할된 홍채와 계산된 그래디언트 방향 히스토그램

### 2.3 그래디언트 방향 히스토그램 기술자의 홍채 회전에 대한 강인성

그래디언트 방향 히스토그램 기술자는 영상을 분할하는 방법이 성능에 큰 영향을 미치게 된다. 즉 분할 개수를 줄여 분할된 영역의 면적이 넓어지면 홍채의 회전이 나 동공의 수축, 확장으로 발생할 수 있는 홍채 무늬의 지역적 변화에 강인한 특성을 지니게 되지만 분할 면적이 너무 커지면 홍채의 텍스처가 가지는 지역적 특성을 반영하지 못하기 때문에 서로 다른 홍채간의 변별력이 떨어져 타인의 홍채를 등록인의 홍채로 오인하는 FAR(False Accept Rate)이 높아지는 결과로 나타나 성능이 떨어지게 된다. 따라서 적절한 크기로 정규화된 홍채를 분할하는 것이 중요한 문제이다.



[그림 6] 입력 영상과 부영상으로 분할된 홍채 영상

그림 6에서 알 수 있듯이 입력 영상이 회전되는 경우 정규화된 홍채는 수평방향으로의 이동으로 나타나게 된다. 히스토그램을 특징으로 사용하는 경우 이러한 수평이동에 대해 강인한 특성을 보인다.

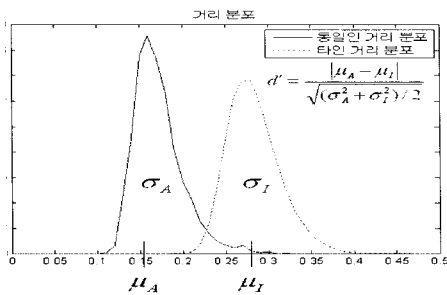
### 3. 실험 및 결과

#### 3.1 성능 평가 방법

제안 알고리즘의 성능 평가를 위한 방법으로는 Index  $d'$ (d-prime)을 사용하였다. Index  $d'$ 은 Daugman에 의해 제안된 성능 평가 방법으로 식(5)와 같이 표현된다[9].

$$d' = \frac{|\mu_A - \mu_I|}{\sqrt{(\sigma_A^2 + \sigma_I^2)}/2} \quad (5)$$

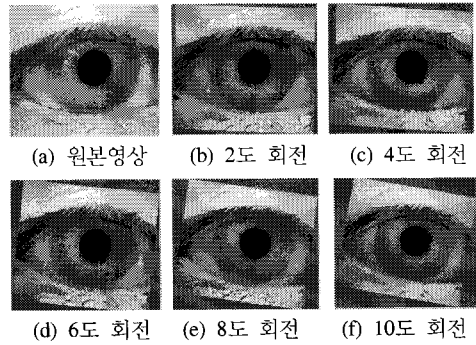
여기서  $\mu_A$ 와  $\mu_I$ 는 각각 동일인과 타인의 거리 분포의 평균값이며,  $\sigma_A^2$ 과  $\sigma_I^2$ 은 각각의 분산 값이다. Index  $d'$ 값은 두 분포의 거리가 멀리 떨어질수록 분산이 작을수록 그 값이 증가하며, 두 시스템 간에 이 값이 더 큰 쪽이 더 우수한 성능을 나타냄을 의미한다.



[그림 7] 홍채 인식 성능 평가 지표

#### 3.2 실험 방법

실험에 사용된 홍채 영상은 CASIA 데이터베이스[11]를 이용하여 제안한 홍채 특징 추출 알고리즘의 성능 평가를 수행하였다. CASIA 데이터베이스는 320x280 픽셀 크기의 해상도를 8비트 그레이 영상이다. CASIA 데이터베이스 내의 홍채 직경은 200 픽셀 이상이고, 전체 대상 중 약 5.2%가 콘택트 렌즈를 착용한 상태에서 취득된 영상으로 총 756장의 영상으로 구성되어 있다. 또한 CASIA 데이터베이스 내의 모든 영상을 2도 간격으로 시계방향으로 회전시켜가며 실험을 진행하였다. 그림 8은 원본 영상과 실험에 사용된 회전 영상을 보여준다.



[그림 8] 실험에 사용된 회전된 영상

#### 3.3 실험 환경

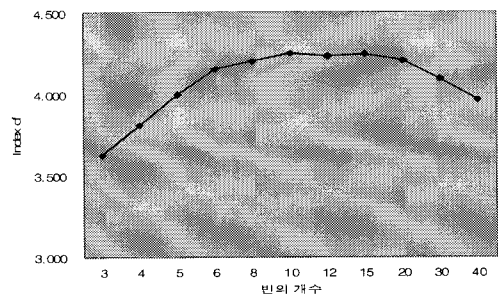
본 논문에서 제안된 알고리즘에서 성능에 영향을 미치는 여러 요소(parameter)들의 값을 변화시켜가며 실험을 진행하여 최적의 요소값을 구하였다. 성능에 직접적인 영향을 미치는 요소로는 행 분할 개수, 열 분할 개수 및 분할 영역의 면적, 히스토그램의 bin(bin) 수 등이 있다. 그림 9의 검은 색으로 처리된 영역은 홍채 특징 추출에서 제거된 영역이다. 비교평가 대상인 Gabor 변환도 같은 영역을 대상으로 홍채 특징을 추출한다.



[그림 9] 홍채 인식을 위해 사용된 영역

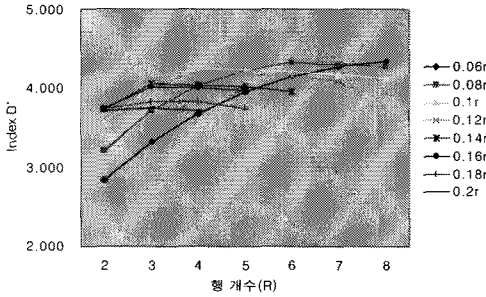
#### 3.4 실험 결과

국부적 그래디언트 방향 히스토그램 방법을 이용한 홍채 특징 추출방법은 히스토그램을 몇 개의 bin(bin)으로 나누는가에 따라 성능이 변하게 되는데 그림 10과 같이 bin 수를 10으로 설정 하였을 때 최고의 성능을 나타낸다.



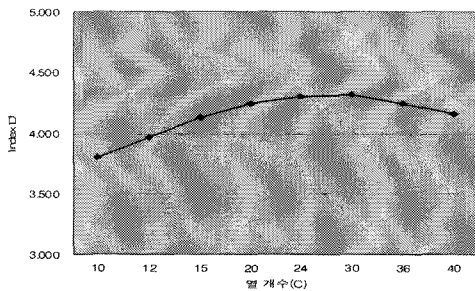
[그림 10] bin의 개수에 따른 성능 비교

또한 행(Row) 분할 개수에 따른 성능을 비교해 보면 그림 11과 같이 행의 개수가 늘어남에 따라 성능이 향상되지만 특정 지점을 넘어서면 성능이 저하됨을 볼 수 있다. 이것은 분할 영역의 크기가 커지면 홍채 무늬가 가지는 지역적 변화의 세부적인 정보에 대한 변별력을 잃게 되기 때문에 나타나는 현상이다.



[그림 11] 행 개수(R)에 따른 성능 비교

열(C) 개수에 따른 성능은 그림 12와 같이 열의 개수가 증가함에 따라 성능이 점차 개선되어 C=30에서 가장 좋은 성능을 보이고 그 이상이면 성능이 저하된다. 이를 통해 열의 개수가 증가하면 홍채 무늬의 지역적 특성을 잘 반영하여 홍채 간 비교시 변별력이 높아짐을 알 수 있다. 하지만 열의 개수가 너무 많아지면 동공의 크기 변화 및 회전에 의한 홍채의 위치 이동에 대해 민감하게 되어 그 성능이 저하됨을 알 수 있다.



[그림 12] 열 개수(C)에 따른 성능 비교

실험 결과 회전에 강인하고 인식률에서 우수한 성능을 보이는 최적의 파라미터 값은 표 1과 같다.

[표 1] 최적의 파라미터 값

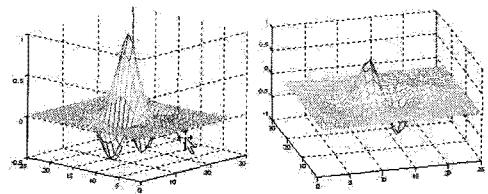
빈(bin) 수	열 분할 개수	행 분할 개수	각 행의 높이
10	12	4	0.1r

한편 제안한 방법의 성능을 평가하기 위해 가장 성능이 우수하다고 알려져 있으며, 널리 사용되고 있는 Daugman이 제안한 Gabor변환을 사용한 특징추출 방법과의 성능과 속도를 비교하였다. 또한 Gabor 변환을 직교 좌표계에 적용하기 위해 실수부와 허수부를 다음과 같이 변형하여 적용하였다.

$$\text{Real part : } \exp\left[-\frac{1}{2}\left(\frac{x^2}{\alpha^2} + \frac{y^2}{\beta^2}\right)\right] \cos[2\pi f(x \cos \theta + y \sin \theta)]$$

$$\text{Imaginary part : } \exp\left[-\frac{1}{2}\left(\frac{x^2}{\alpha^2} + \frac{y^2}{\beta^2}\right)\right] \sin[2\pi f(x \cos \theta + y \sin \theta)] \quad (6)$$

여기서 각 파라미터의 값  $\alpha=4, \beta=2, f=0.1, \theta=\pi$ , 필터의 가로축 크기는 21, 세로축 크기는 11로 하였을 때의 필터 응답은 그림 13과 같다.



(a) Real part 필터응답 (b) Imaginary part 필터응답

[그림 13] Gabor 필터 응답

실험에 사용되는 시스템 사양 및 개발환경은 표 2, 표 3과 같다.

[표 2] 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 3] 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

### 3.5 실험 평가

첫 번째 실험으로 제안한 방법과 Gabor 변환 방법으로 특징 추출 하였을 때 인식 성능을 비교하였다. 표 4는 CASIA DB에 대한 Gabor 변환 알고리즘과 제안된 알고리즘의 인식률 비교이다[10]. 기존의 방법에 비해 성능에서 큰 차이가 없음을 확인할 수 있다.

[표 4] CASIA DB에 대한 인식률 비교

특징 추출 방법	인식률
Gabor 변환	99.37%
proposed	98.61%

두 번째 실험으로 제안한 방법과 Gabor 변환 방법으로 특징 추출시 PC환경에서의 특징 추출 시간을 비교하였다. 제안한 방법과 비교하여 추출시간이 4배정도 빠른 것으로 나타났다.

[표 5] PC 에서의 특징 추출 수행 속도(msec)

특징추출 방법	Gabor 변환	Proposed
Feature extraction time(ms)	16.750	4.150

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

[표 6] Embedded 에서의 특징 추출 수행 시간(sec)

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

## 4. 결론

본 논문에서는 국부적 그래디언트 방향 히스토그램을 이용하여 임베디드 환경에 적합한 고속의 홍채특징 추출 방법을 제안하였다. 그래디언트 방향은 조명의 밝기나 대비에 무관한 특성을 보였으며 그 히스토그램은 정규화된 홍채를 적절한 크기로 분할하는 경우 회전에도 강인한 특성을 보였다. 또한 임베디드 환경하에서 기존의 Gabor 변환을 이용한 특징추출속도에 비해 8.5배 정도 빠른 속도를 나타냈다. 향후 연구과제로, 그래디언트 방향 히스

토그램의 인식 성능을 저하시키지 않으면서 특징량을 줄일 수 있는 표현 방법에 대한 연구가 필요하다.

## 참고문헌

- [1] J.G. Daugman, "High Confidence Visual Recognition of Persons by a Test of Statistical Independence", IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol.15, no.11, pp.1148-1161, Nov. 1993.
- [2] R.P. Wildes, "Iris Recognition: An Emerging Biometric Technology", Proceedings of the IEEE, vol.85, pp.1348-1363, Sept. 1997.
- [3] W.W. Boles, and B. Boashah, "A Human Identification Technique Using Images of the Iris and Wavelet Transform", IEEE Trans. on Signal Processing, vol.46, pp.1185-1188, April 1998.
- [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] Zhenan Sun, Yunhong Wang, Tieniu Tan, Jiali Cui, "Robust direction estimation of gradient vector field for iris recognition," 17 th ICPR, 2004..
- [8] William T. Freeman, Michal Roth, "Orientation Histograms for Hand Gesture Recognition," In *International Workshop on Automatic Face and Gesture Recognition*, 1995.
- [9] J. Daugman and G.O. Williams, "A proposed standard for biometric decidability," In *Card TechSecureTech*, pp. 223-224, Atlanta, GA, 1996.
- [10] Y. Wang and J. Han, "Iris Recognition Using Independent Component Analysis," *Int. Conf. Machine Learning and Cybernetics*, 2005, pp. 18-21.
- [11] <http://www.sinobiometrics.com>

**최 창 수(Chang-Soo Choi)**

[정회원]



- 1999년 2월 : 한국기술교육대학교 정보통신공학과 졸업
- 2004년 2월 : 한국기술교육대학교 전기전자공학과 졸업(공학석사)
- 2008년 2월~현재 : 충북대학교 컴퓨터공학과 박사과정
- 1999년 10월~현재 : 청주교도소 직업훈련교사

<관심분야>

생체인식, 영상처리, 컴퓨터 비전

**민 만 기(Man-Gi Min)**

[정회원]



- 2001년2월 : 충북대학교 산업대학원 전기전산공학과 졸업(공학석사)
- 2001년~현재 : 충북대학교 컴퓨터공학과 박사과정
- 1994년~현재 : SK텔레콤

<관심분야>

이동통신, 영상처리, 위성통신

**전 병 민(Byoung-Min Jun)**

[정회원]



- 1976년 한국항공대학교 전자공학과 졸업(공학사)
- 1979년 연세대학교 전자공학과 졸업(공학석사)
- 1988년 연세대학교 전자공학과 졸업(공학박사)
- 1986년 - 현재 충북대학교 전기전자컴퓨터공학부 교수

<관심분야>

디지털 신호처리, 영상처리, 컴퓨터 비전