

그래디언트 방향 히스토그램을 이용한 회전된 홍채의 인식

최창수*, 전병민*

*충북대학교 컴퓨터공학과

e-mail: malming@chungbuk.ac.kr

Rotated Iris Recognition Using Gradient Orientation Histogram

Chang-Soo Choi*, Byoung-Min Jun*

*Dept of Computer Engineering ChungBuk University

요 약

최근 사람의 생체정보를 이용하여 동일인 여부를 판별하는 생체인식에 대한 연구가 활발히 진행되고 있다. 지금까지 인증이나 인식에 사용된 생체 정보로는 홍채, 지문, 망막, 음성, 얼굴 등이 있으며 그 중 홍채는 신뢰성이나 정확성 면에서 우수한 성능을 가진다. 홍채 인식은 다양한 환경하에서 홍채를 취득해야 하기 때문에 주변 환경에 민감할 수 밖에 없다. 특히 홍채의 회전으로 인한 홍채 무늬 패턴의 변화에 강인한 특징을 추출하는 것은 홍채 인식에 있어 매우 중요하다. 본 논문에서는 국부적 그래디언트 방향 히스토그램을 이용한 회전된 홍채의 특징 추출 방법을 제안하였다. 제안된 방법은 성능면에서 기존의 방법들과 비교하여 대등한 성능을 보여주는 것을 실험을 통해 확인하였다.

1. 서론

홍채 인식은 안구의 홍채 내부에 존재하는 무늬 패턴을 수학적으로 분석하여 개인을 식별하는 생체인식기술(Biometrics)이다. 이는 생체 신호를 이용하여 높은 변별력을 가져야 하고 출입통제, 정보보안 시스템에 활용되기 위해서 실시간 처리가 가능해야 한다. 홍채는 다른 생체 신호와 달리 평생 동안 거의 변하지 않는 고유한 무늬 패턴을 갖고 있으며, 지문이나 다른 생체 신호와 달리 신체 내부에 비교적 잘 보호되어 있기 때문에 살아있는 패스워드라 할 수 있다. 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. 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 정규화

를 이용해 대처할 수 있지만 이것만으로는 조명의 변화나 홍채 패턴의 회전에 강인한 특징을 얻을 수 없기 때문에 다양한 연구가 수행되어 왔다.

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] 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. 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 방향[3]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[4][5].

2. 그래디언트 방향 히스토그램을 이용한 홍채 특징 추출방법

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 ϕ 는 식 (2)와 같다.

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

ϕ 의 범위는 $[0, 2\pi]$ 이며 그래디언트 벡터의 방향은 영상의 밝기와 대비의 변화에 강인한 특성을 지닌다. 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 블러를 적용하여 영상을 부드럽게 한다.

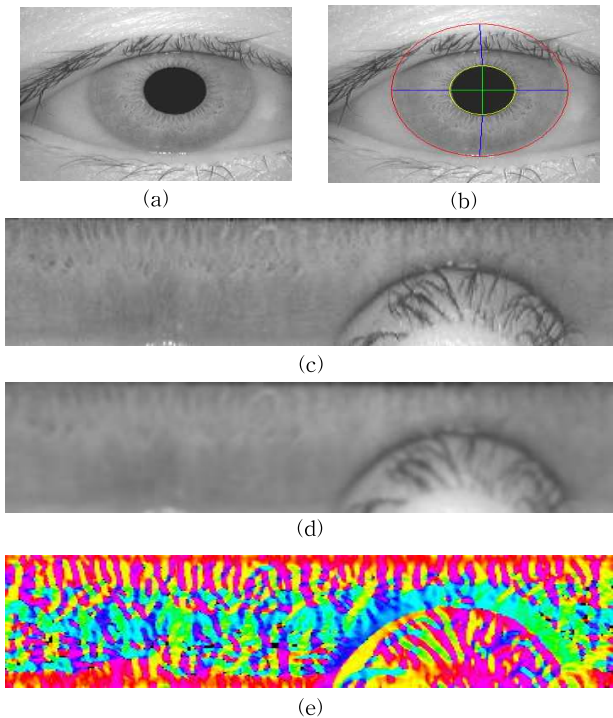


그림 2. (a)원본 영상; (b)동공&홍채 경계검출; (c) 홍채 영상의 정규화; (d) 블러된 홍채 영상; (e) 그래디언트 방향의 색상 대응 영상
그림 2-(e)는 정규화된 홍채에 대해 각 픽셀에서 구

한 그래디언트의 방향을 나타낸 그림이다. 이렇게 구해진 그래디언트 방향 영상을 가로 C, 세로 R개로 분할하여 R×C개의 부영상(sub-image)으로 나눈 후 부영상별로 그래디언트 방향 각도에 따른 히스토그램으로 구한다. 이때 그래디언트 방향은 0° 에서 360° 의 범위를 가지므로 $360^\circ/B^\circ$ 간격을 하나의 빈(bin)으로 하여 총 B개의 빈을 가지는 히스토그램으로 만든다. 그림 3는 부영상들로 분할된 그래디언트 방향 영상과 부영상 중 하나에서 계산된 히스토그램의 예를 보여준다.

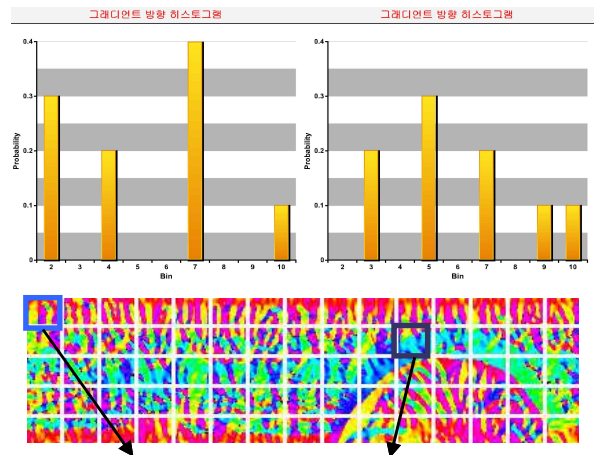


그림 3. 부영상으로 분할된 홍채와 계산된 그래디언트 방향 히스토그램

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

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

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.

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 회전이나 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.

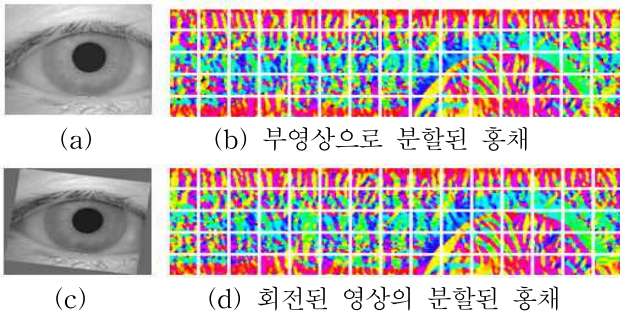


그림 4. 입력 영상과 부영상으로 분할된 홍채 영상

그림 4에서 알 수 있듯이 입력 영상이 회전되는 경우 정규화된 홍채는 수평방향으로의 이동으로 나타나게 된다. 히스토그램을 특징으로 사용하는 경우 이러한 수평이동에 대해 일정한 범위 내에서 강인한 특성을 보이는데, 실험을 통해 확인한 결과 면적의 30% 이내의 이동까지는 변화에 강인한 특성을 보였다.

4. 실험 고찰

4.1. 데이터셋(dateset)구성

실험에 사용된 홍채 영상은 CASIA 데이터베이스 [6]를 이용하여 제안한 홍채 특징 추출 알고리즘의 성능 평가를 수행하였다. CASIA 데이터베이스는 총 756장의 영상으로 구성되어 있다. 또한CASIA 데이터베이스 내의 모든 영상을 2도 간격으로 시계방향으로 회전시켜가며 실험을 진행하였다.

4.2. 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 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.

4.3. 실험 결과

4.3.1. 히스토그램 빈의 개수 B에 따른 성능

히스토그램은 몇 개의 빈(bin)으로 나누는가에

따라 성능이 변하게 된다. B의 개수가 증가함에 따라 성능이 점차 개선되어 B=10에서 최고의 성능을 나타낸다.

표 1. 빈의 개수에 따른 성능

빈(Bin)수	5	6	8	10	12	15	20	30
Index d'	3.990	4.149	4.199	4.250	4.232	4.246	4.208	4.091

4.3.2. 행(row) 분할 개수 R 및 각 행의 높이 H에 따른 성능

빈의 개수 B=10, 열 분할 개수 C=20으로 고정했을 때, 행 분할 개수 R 및 그 높이 H에 따른 인식 성능을 나타낸 것이다. R의 개수가 늘어남에 따라 성능이 향상되지만 특정 지점을 넘어서면 성능이 저하되는 것을 볼 수 있다.

표 2. 행 개수(R)와 높이(H)에 따른 성능

R \ 높이(H)	0.06r	0.08r	0.1r	0.12r	0.14r	0.16r	0.18r	0.2r
2	2.841	3.209	3.563	3.608	3.733	3.746	3.741	3.713
3	3.329	3.711	4.022	4.037	4.060	4.014	3.832	3.751
4	3.674	4.039	4.250	4.212	4.042	4.008	3.834	3.721
5	3.964	4.235	4.238	4.183	4.027	3.966	3.740	-
6	4.151	4.326	4.205	4.155	3.956	-	-	-
7	4.280	4.296	4.173	4.097	-	-	-	-
8	4.339	4.279	4.127	-	-	-	-	-

4.3.3. 열(column) 분할 개수 C에 따른 성능

빈의 개수 B=10, 행 분할 개수 R=4, 행 높이 H=0.1r로 고정시킨 뒤 열 분할 개수 C에 따른 성능을 보여준다. C=30에서 가장 좋은 성능을 보이고 그 이상으로 증가하면 성능이 조금씩 저하된다

표 3. 열 개수(C)의 변화에 따른 성능

C개수	12	15	20	24	30	36	40
Index D'	3.970	4.131	4.250	4.304	4.322	4.244	4.158

4.3.4. 회전에 대한 열 분할 개수 C에 따른 성능

표4는 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 열 분할 개수 C가 작을수록 회전된 영상에 대해 강인한 성능을 가지며 C가 커지면 회전에 대해 성능 저하가 더 크게 나타난다는 것을 알 수 있다.

표 4 회전된 영상에 대한 C의 변화에 따른 성능

	cw-0	cw-2	cw-4	cw-6
C=10	3.806	3.703	3.704	3.638
C=12	3.970	3.820	3.810	3.701
C=15	4.131	3.928	3.883	3.719
C=20	4.250	4.031	3.921	3.619
C=24	4.304	4.047	3.884	3.483
C=30	4.322	4.027	3.706	3.116
C=36	4.244	3.938	3.458	2.717
C=40	4.158	3.830	3.260	2.480

4.4. 인식률 평가

표 5에 나타난 인식률 평가 결과에서 알 수 있듯이 회전된 영상에 대해서도 높은 인식률을 나타냄을 확인할 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.

표5. 회전된 데이터셋에 대한 인식률 변화

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

표6. 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%

4. 결론

본 논문에서는 국부적 그래디언트 방향 히스토그램을 이용하여 조명의 영향이나 홍채 패턴의 변화에 대해 강인한 특징을 추출하는 방법을 제안하였다. 그래디언트 방향은 조명의 밝기나 대비에 무관한 특성이 있으며 그 히스토그램은 정규화된 홍채를 적절한 크기로 분할하는 경우 성능면에서 기존의 연구방법과 비교하여 대등한 결과를 보여준다. 향후 연구 과제로, 국부적 그래디언트 방향 히스토그램 방법의 인식 성능을 저하시키지 않으면서 특징량을 줄일 수

있는 표현 방법에 대한 연구가 필요하며, 회전된 영상에 대한 인식성능을 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] William T. Freeman, Michal Roth, "Orientation Histograms for Hand Gesture Recognition," *In International Workshop on Automatic Face and Gesture Recognition*, 1995
- [4] D. Lowe, "Distinctive image features from scale invariant key points," *In International Journal of Computer Vision*, vol 60, pp91-100, 2004
- [5] 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.
- [6] <http://www.sinobiometrics.com>
- [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.