

Zernike 모멘트 기반의 회전 불변 홍채 인식

최창수*, 서정만**, 전병민*

Rotation-Invariant Iris Recognition Method Based on Zernike Moments

Chang-Soo Choi*, Jeong-Man Seo**, Byoung-Min Jun*

요약

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 발생할 수 있는 홍채 패턴의 변화에 대해 무관한 특징을 추출하는 것은 중요한 과제이다. 본 논문에서는 Zernike Moment를 이용해 홍채의 회전에 강인한 홍채 인식 방법을 제안하였다. 빠르고 효과적인 인식을 위한 Zernike Moment를 선택하기 위해 전역 최적 차수를 이용하였고, 각각의 홍채 클래스와 매칭하기 위하여 국소 최적 차수를 사용 하였다. 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.

▶ Keyword : 생체, 홍채인식, 저니키 모멘트, 회전 불변 홍채

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 Zernike Moment which is robust to rotations of iris patterns. we utilized a selection of Zernike moments for the fast and

• 제1저자 : 최창수 • 교신저자 : 전병민

• 투고일 : 2011. 12. 08, 심사일 : 2011. 12. 14, 게재확정일 : 2011. 12. 16

* 충북대학교 전자정보대학 컴퓨터공학과(Dept. of Computer Engineering, Chungbuk National University, College of Electronics & Information)

** 한국재활복지대학 컴퓨터게임개발과(Dept. of Computer Game Design, Korea National College of Rehabilitation & Welfare)

※ 이 논문은 2011년도 충북대학교 학술연구지원사업의 연구비 지원에 의하여 연구되었음.

effective recognition by selecting global optimum moments and local optimum moments for optimal matching of each iris class. 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, Zernike Moment, Iris rotation invariance

I. 서론

생체인식이란 인간의 신체적, 행동적 특성에 기초한 개인 인식에 대하여 다루는 것이다.

생체인식 방법 중 하나인 홍채인식의 대표적인 방식은 Daugman 교수가 제안한 방식으로 홍채패턴을 256바이트로 코드화하고 해밍 거리를 이용하여 유사도를 측정하는 가버 웨이블릿 변환(Gabor Wavelet Transform)을 기반으로 한 영상 신호처리 방식이다. Daugman 교수의 연구[1] 이후 홍채 인식에 대한 많은 연구가 이루어졌고, 다양한 알고리즘들이 제안되었다[2][11]. 이러한 모든 시스템들에서 변환, 크기, 회전에 영향 받지 않는 홍채 특징을 추출하는 것은 중요한 문제이다. 변환 및 크기에 대한 처리는 전처리단계에서 가능하지만 회전은 여전히 어려운 문제이다.

위에서 언급한 방법들은 매칭(matching) 전에 추출된 특징 벡터를 회전시키는 방법을 사용하였다[1][3]. 또한 Wildes와 Li Ma는 특징추출 전에 입력된 이미지를 회전 보정하는 등의 방법을 사용하였다[2][8]. 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.

또한 기존 방법들이 입력된 홍채에서 특징을 추출한 후 홍채 데이터셋 내의 특징들과 1:1로 비교를 수행하는 방법을 사용하기 때문에 대용량의 데이터셋에서 검색 시간이 늦어질 뿐만 아니라 인식률을 높이기 위해 하나의 홍채에 대해 여러 장의 영상을 취득하여 등록하는 방식을 택하여 하나의 홍채에 대해 등록된 장수가 많아질수록 인식에 소요되는 시간도 비례하여 증가될 수밖에 없었다.

본 논문에서 제안하는 방법은 회전 불변 특성을 가지는 Zernike 모멘트를 이용하여 회전된 홍채에 대해서도 별도의 회전 보정이 필요 없는 홍채 인식 방법이다. 또한 후보군 선별 과정을 통해 입력 홍채와 유사한 홍채를 데이터셋에서 필터링하여 이들에 대해 매칭 과정을 수행하여 대용량의 홍채 데이터셋에도 효과적으로 적용될 수 있는 방법이다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장은 Zernike 모멘트를 이

용한 홍채 인식에 대해 설명한다. 3장은 CASIA 데이터베이스에 대한 실험 결과를 통해 제안 방법에 대한 실험 및 그 결과를 기존 홍채 인식 기법과 비교 평가하고 4장에서는 본 논문의 결론에 대하여 언급한다.

II. Zernike 모멘트 기반의 회전 불변 홍채 인식

2.1 홍채 추출

사용자로부터 얻은 홍채 영상은 홍채 인식을 위해 모든 부분이 필요하지 않기 때문에 홍채 영역만 추출하는 전처리 과정이 필요하다. 전처리 과정은 [그림 1]과 같이 홍채의 중심을 찾는 과정으로부터 시작한다. 홍채의 위치와 무관하게 시스템을 설계하기 위해서는 홍채의 중심 위치를 찾는 것이 필요하다. 본 논문에서는 동공과 홍채영역에 대한 검출 방법으로 동공과 홍채정보를 모두 이용한 원형경계 검출방법(Circular Edge Detection)을 사용하였다.

$$\max(x_0, y_0, r) \left| G_0(r) * \frac{\delta}{\delta r} \oint_{x_0, y_0, r} \frac{I(x, y)}{2\pi r} ds \right| \dots \dots (1)$$

식(1)에서 입력영상을 $I(x, y)$ 라고 하면 원형 경계 검출기는 중심과 반지름 (x_c, y_c) 에 대한 원주의 변화율을 이용하여 원주의 변화 값이 최대일 때의 원의 중심과 반지름으로 결정하는 식이다. 그리고 $G_0(r)$ 은 Gaussian smoothing 함수이다.

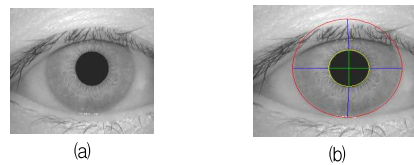


그림 1. (a)원본 영상, (b)동공, 홍채 경계검출
Fig. 1. (a)original image, (b)pupil, iris boundary detection

2.2 홍채 정규화

동공과 홍채의 중심을 찾은 후 홍채 영역을 일정한 공간으로 정규화 하는 것이 필요하다. 홍채 영역은 동공과 공막 사이에 존재한다. 따라서 동공 경계와 홍채 외부 경계가 검출되면 홍채 영역도 분리된다. 분리된 홍채 영역은 극좌표 변환을 통하여 일정한 비율로 정규화 시킨다. 정규화 과정은 주변 환경이나 카메라와 얼굴 사이의 거리에 의해 변하는 홍채 영상의 크기와 동공의 변화에 관계없이 항상 같은 영역에서 특징을 추출하기 위함이다. 식(2)부터 식(4)는 직각좌표계로 얻어진 홍채의 영상을 동공의 중심으로부터 거리 r , 중심각 θ 로 표현되는 극좌표계로의 변환을 수행하는 식이다. [그림 2]는 극좌표계로 변환된 홍채 영상을 나타낸다.

$$I(x(r, \theta), y(r, \theta)) \rightarrow I(r, \theta) \dots\dots\dots (2)$$

$$x(r, \theta) = (1-r)x_p(\theta) + rx_s(\theta) \dots\dots\dots (3)$$

$$y(r, \theta) = (1-r)y_p(\theta) + ry_s(\theta) \dots\dots\dots (4)$$

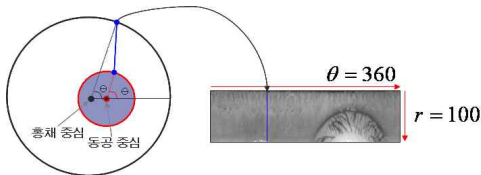


그림 2 홍채 영상 정규화
Fig. 2 Iris Image normalization

여기서 $I(r, \theta)$ 는 홍채 영역에서 (r, θ) 위치의 픽셀에 대한 그레이 값을 나타내고, r 과 θ 는 홍채의 두께와 샘플링 각도를 각각 나타낸다. 또 $(x_p(\theta), y_p(\theta))$ 는 동공과 홍채 경계 상에 존재하는 점을 나타내고, $(x_s(\theta), y_s(\theta))$ 는 홍채와 공막 사이의 경계 상에 존재하는 점을 나타낸다.

2.3 Zernike 모멘트

Zernike 모멘트의 절대값은 회전에 불변한 특성을 가지며 노이즈나 작은 형태 변화에 강인하며, 동일 개수의 모멘트를 사용했을 경우 다른 모멘트들 보다 영상을 더 잘 기술한다. 또한 Zernike 모멘트의 기저 함수가 직교(orthogonal)하기 때문에 정보 중복성(data redundancy)이 없다.

차수(order)가 n 이고 반복수(repetition)가 m 인 Zernike 기저함수 $V_{nm}(x, y)$ 는 식 (5)와 같이 정의된다. Zernike 기저함수 $V_{nm}(x, y)$ 는 $x^2 + y^2 = 1$ 인 단위원 안에서 직교하

는 성질을 갖는다.

$$V_{nm}(x, y) = V_{nm}(\rho, \theta) = R_{nm}(\rho) \exp(jm\theta) \dots\dots\dots (5)$$

여기서 n 은 0 또는 양의 정수이고, m 은 음수가 아닌 정수이고, $n - |m|$ 은 짝수이어야 하며, $|m| \leq n$ 을 만족하는 정수이다. ρ 는 원점에서 점 (x, y) 까지의 거리이며, $0 \leq \rho \leq 1$ 의 범위에서 유효하다. θ 는 점 (x, y) 가 x 축과 이루는 각의 크기를 나타내며, θ 의 범위는 0에서 2π 이다. Zernike 실수방사 다항식(radial polynomial) $R_{nm}(\rho)$ 는 식 (6)과 같이 정의되며 $R_{n,-m}(\rho) = R_{nm}(\rho)$ 를 만족한다.

$$R_{nm}(\rho) = \sum_{s=0}^{(n-|m|)/2} (-1)^s \frac{(n-s)!}{s! \left(\frac{n+|m|}{2} - s\right)! \left(\frac{n-|m|}{2} - s\right)!} \rho^{n-2s} \dots\dots\dots (6)$$

차수가 n 이고 반복수가 m 인 2차원 영상 $f(\rho, \theta)$ 의 Zernike 모멘트는 극좌표계에서 식 (7)과 같이 정의된다.

$$Z_{nm} = \frac{n+1}{\pi} \int_0^{2\pi} \int_0^1 V_{nm}^*(\rho, \theta) f(\rho, \theta) \rho d\rho d\theta \dots\dots\dots (7)$$

여기서 V^* 는 켈레 복소수이다. 본질적으로 Zernike 모멘트는 입력 영상의 Zernike 기저 함수로의 투영으로 간주 할 수 있다. 실제 입력 영상에 대하여 Zernike 모멘트를 구하기 위해서는 영상을 원점을 중심으로 하는 단위원 크기로 정규화 해야 한다.

Zernike 모멘트의 절대값은 회전된 영상에 대해서도 같은 값을 가지는 특성을 가진다[12]. 이러한 특징은 다음과 같이 유도될 수 있다. 영상 $f(\rho, \theta)$ 가 있을 때 이 영상이 α 만큼 회전된 영상은 식 (8)과 같이 정의된다.

$$f^r(\rho, \theta) = f(\rho, \theta + \alpha) \dots\dots\dots (8)$$

이것을 식 (7)에 적용하면 다음과 같다.

$$Z_{nm} = \frac{n+1}{\pi} \int_0^{2\pi} \int_0^1 V_{nm}^*(\rho, \theta) f(\rho, \theta + \alpha) \rho d\rho d\theta \dots\dots\dots (9)$$

$$Z_{nm}^r = Z_{nm} e^{jm\alpha} \dots\dots\dots (10)$$

$$|Z_{nm}^r| = |Z_{nm}| \dots\dots\dots (11)$$

따라서 Zernike 모멘트의 절대값은 식 (11)과 같이 회전된

영상에 대해서도 동일한 값을 가짐을 알 수 있다.

표 1. 차수에 따른 Zernike 모멘트 리스트
Table 1. Zernike moment list according to order

n	Zernike 모멘트	모멘트 개수
0	z_{00}	1
1	z_{11}	1
2	z_{20}, z_{22}	2
3	z_{31}, z_{33}	2
4	z_{40}, z_{42}, z_{44}	3
5	z_{51}, z_{53}, z_{55}	3
6	$z_{60}, z_{62}, z_{64}, z_{66}$	4
7	$z_{71}, z_{73}, z_{75}, z_{77}$	4
8	$z_{80}, z_{82}, z_{84}, z_{86}, z_{88}$	5
9	$z_{91}, z_{93}, z_{95}, z_{97}, z_{99}$	5
10	$z_{10,0}, z_{10,2}, z_{10,4}, z_{10,6}, z_{10,8}, z_{10,10}$	6
11	$z_{11,1}, z_{11,3}, z_{11,5}, z_{11,7}, z_{11,9}, z_{11,11}$	6
12	$z_{12,0}, z_{12,2}, z_{12,4}, z_{12,6}, z_{12,8}, z_{12,10}, z_{12,12}$	7
13	$z_{13,1}, z_{13,3}, z_{13,5}, z_{13,7}, z_{13,9}, z_{13,11}, z_{13,13}$	7
14	$z_{14,0}, z_{14,2}, z_{14,4}, z_{14,6}, z_{14,8}, z_{14,10}, z_{14,12}, z_{14,14}$	8
15	$z_{15,1}, z_{15,3}, z_{15,5}, z_{15,7}, z_{15,9}, z_{15,11}, z_{15,13}, z_{15,15}$	8

참고로 각 차수에 따른 Zernike 모멘트들의 개수는 각각 다르며 [표 1]에 각 차수에 따라 생성되는 Zernike 모멘트들을 열거하였다.

2.4 회전 불변 홍채 인식

Zernike 모멘트의 회전 불변 특성을 이용하여 입력된 홍채를 데이터셋에 등록된 홍채 클래스 중 어느 클래스에 속하는지 인식하는 과정은 등록과정과 인식과정으로 나뉜다. 등록 과정에서는 하나의 홍채에서 취득된 다수의 영상, 즉 하나의 클래스를 구성하는 다수의 영상에서 Zernike 모멘트 계산 과정을 거쳐 Zernike 모멘트를 추출하여 국소 최적 차수들을 구하고, 전역 최적 차수를 갱신해 저장하게 된다. 이렇게 등록 과정에서 사전에 결정된 Zernike 모멘트의 전역 최적 차수들과 국소 최적 차수들을 이용해 인식 과정에서는 입력된 홍채 영상이 등록된 홍채 클래스 중 어느 것에 속하는지 판단하게 된다.

이때 Zernike 모멘트의 전역 최적 차수들은 입력된 홍채와 유사한 후보 홍채 클래스를 필터링하는데 사용된다. 이렇게 후보군 선별 과정을 통해 걸러진 후보 클래스들은 각 클래스에 최적화된 국소 최적 차수들을 이용하여 입력 홍채와의 거리(distance)를 측정해 어떤 홍채 클래스에 속하는지 판단하게 된다. 15차까지의 Zernike 모멘트의 개수는 총 72개인

데 이 모멘트들을 모두 사용하지 않고 차수들을 따로 선별해 사용하는 이유는 각 차수들이 홍채의 특징을 표현함에 있어 각기 다른 성능을 보이기 때문이다.

2.4.1 전역 최적 차수와 국소 최적 차수 선별

전역 최적 차수의 경우 데이터셋에 등록된 모든 홍채 클래스에 대해 평균적으로 우수한 성능을 나타내는 차수이므로 이를 이용해 전체 클래스 중 입력 홍채와 유사한 후보 클래스를 추출하기 위해 사용한다. 국소 최적 차수의 경우 각각의 클래스에 대해 최적화된 차수이므로 이를 이용해 입력 홍채와 해당 클래스의 거리를 측정하여 두 홍채 클래스간의 유사성을 판별하는데 사용한다. 전역 최적 차수와 국소 최적 차수를 선별하는 과정은 다음과 같다.

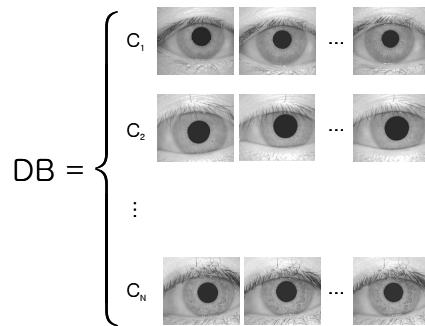


그림 3. 데이터셋을 구성하는 홍채 클래스
Fig. 3. Iris Classs that make up dataset

데이터셋이 [그림 3]과 같이 N개의 클래스로 구성되어 있고 각 클래스 C_j (여기서 j는 1, 2, ..., N)는 N^{C_j} 개의 영상으로 구성되어 있다고 하자. 여기서 클래스는 하나의 홍채에 대응한다. 하나의 홍채 영상에서 추출된 Zernike 모멘트의 절대값들(15차까지 72개)을 $|Z_{nm}|$ 이라 하면, 홍채 영상은 [그림 4]와 같이 72개의 원소들로 구성되는 하나의 Zernike 모멘트 벡터 X 로 표현될 수 있다.

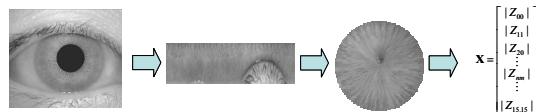


그림 4. Zernike 모멘트 벡터 추출 과정
Fig. 4. Zernike moment vector extraction process

따라서 클래스 C_j 는 N^{C_j} 개의 벡터들($\{X_1, X_2, \dots, X_{N^{C_j}}\}$)로 구성될 수 있다. 벡터 X 의 각 성분은 Zernike 모멘트 차수 (n, m) 에 따른 Zernike 모멘트의 절대값 $|Z_{nm}|$ 이 되는데 이것을 $X(n, m)$ 이라 하면, 클래스 C_j 의 i 번째 영상의 (n, m) 차

Zernike 모멘트의 절대값은 $X_i^{C_j}(n, m)$ 이 된다.

또한 클래스 C_j 의 각 차수별 Zernike 모멘트 절대값의 평균을 $\mu_{nm}^{C_j}$ 라 하면 $\mu_{nm}^{C_j}$ 은 식 (12)로 표현된다.

$$\mu_{nm}^{C_j} = \frac{\sum_{i=1}^{N^{C_j}} X_i(n, m)}{N^{C_j}} \dots\dots\dots (12)$$

클래스 C_j 의 각 차수별 Zernike 모멘트 절대값의 표준편차를 $\sigma_{nm}^{C_j}$ 라 하면 $\sigma_{nm}^{C_j}$ 는 식 (13)으로 표현된다.

$$\sigma_{nm}^{C_j} = \sqrt{\frac{1}{N^{C_j}} \sum_{i=1}^{N^{C_j}} (X_i(n, m))^2 - (\mu_{nm}^{C_j})^2} \dots\dots\dots (13)$$

따라서 데이터셋 전체에 대한 각 차수별 평균 μ_{nm}^{DB} 과 표준편차 σ_{nm}^{DB} 는 각각 식 (14)와 식 (15)로 표현된다.

$$\mu_{nm}^{DB} = \frac{\sum_{j=1}^N \mu_{nm}^{C_j}}{N} \dots\dots\dots (14)$$

$$\sigma_{nm}^{DB} = \sqrt{\frac{1}{N \cdot N^{C_j}} \sum_{j=1}^N \sum_{i=1}^{N^{C_j}} (X_i^{C_j}(n, m))^2 - (\mu_{nm}^{DB})^2} \dots\dots\dots (15)$$

그리고 클래스 C_j 의 각 차수별 변별 지수를 $\zeta_{nm}^{C_j}$ 라 하면 변별 지수의 정의에 따라 식 (16)으로 표현된다.

$$\zeta_{nm}^{C_j} = \frac{|\mu_{nm}^{C_j} - \mu_{nm}^{DB}|}{\sqrt{(\sigma_{nm}^{C_j})^2 + (\sigma_{nm}^{DB})^2}} \dots\dots\dots (16)$$

국소 최적 차수는 식 (16)을 통해 구해진 차수별 변별 지수 $\zeta_{nm}^{C_j}$ 를 각 클래스마다 큰 순서로 정렬하여 그 중에서 상위에 해당하는 차수들로 결정된다. 전역 최적 차수는 데이터셋 내에서 후보 클래스를 걸러내기 위해 사용되므로 전체 클래스에 대해 좋은 변별력을 가진 차수를 선별해야 하는데 이

것은 각 차수 별로 클래스의 변별 지수들의 평균값 식 (17)을 이용한다.

$$\zeta_{nm}^{DB} = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N \zeta_{nm}^{C_j} \dots\dots\dots (17)$$

전역 최적 차수는 ζ_{nm}^{DB} 을 큰 순으로 정렬하여 그 중 상위 차수를 사용한다. 이렇게 전역 최적 차수와 국소 최적 차수를 구하는 과정은 홍채 클래스를 데이터셋에 등록할 때 이루어지는 과정으로, 인식 과정에서는 등록 과정에서 사전에 결정된 전역 최적 차수와 국소 최적 차수를 이용하므로 빠른 인식이 가능하게 된다.

2.4.2 후보군 선별

후보군 선별 과정은 데이터셋 내에서 입력 홍채와 유사한 홍채 클래스를 필터링하는 과정으로 전역 최적 차수를 이용하게 되는데 그 과정은 다음과 같다. 입력된 홍채에서 추출한 Zernike 모멘트를 전역 최적 차수 N개에 대해 입력된 홍채의 Zernike 모멘트 값을 기준으로 해당 차수의 표준편차 범위 내에 평균값이 존재하는 클래스들의 수를 세어 N-1개 이상의 차수에서 기준을 만족하는 클래스를 후보 클래스로 선별한다.

기존의 방법은 입력된 홍채에 대해 데이터셋 내의 특징과 1:1 비교를 통해 이것이 등록된 홍채인지를 판단한다. 이에 반해 제안하는 방법은 Zernike 모멘트의 통계적 특성(평균, 표준편차)을 이용하여 데이터셋 내에서 후보 클래스를 필터링을 하여 이를 통과한 후보 클래스에 대해 매칭 과정을 수행하여 더 빠른 인식을 가능하게 한다. 특히 Zernike 모멘트는 회전 불변 특성을 가지기 때문에 기존의 방법처럼 1:1 비교 시 홍채 회전에 대해 별도의 보정이 필요 없어 연산량을 크게 줄일 수 있는 장점이 있다.

또한 이러한 필터링 과정에서 인덱싱 방법을 이용할 경우 빠르게 이루어질 수 있다. 즉 데이터셋 내에서 각 차수 별로 Zernike 모멘트 값을 정렬해 놓은 경우 전역 최적 차수 N개 중 N-1개 이상의 차수에서 $|Z(n, m)| - \sigma$ 과 $|Z(n, m)| + \sigma$ 사이의 Zernike 모멘트 값을 가진 클래스들만 걸러내면 되기 때문이다.

2.4.3 매칭

매칭 과정은 필터링 과정을 통과한 후보 홍채 클래스들에 대해 입력된 홍채와 직접 1:1 비교를 통해 입력된 홍채가 등록된 홍채 클래스 중 어느 클래스에 속하는지 결정하는 단계이다. 매칭 과정에서는 각 클래스 별로 등록 과정에서 결정된 국소 최적 차수를 이용하게 되는데, 입력 홍채와 후보 홍채

클래스 간의 거리를 측정하여 후보 클래스 중 입력 홍채와 가장 거리가 적은 클래스를 입력 홍채가 속한 클래스로 판단하게 된다. 입력 홍채와 후보 홍채 클래스 간의 거리는 정규화된 유클리디언 거리를 이용하는데 식 (18)로 계산된다.

$$d(I_Q, C_j) = \sum_i \frac{(|Z_i^Q - \mu_i^{C_j}|)^2}{\sigma_i^{C_j}} \dots\dots\dots (18)$$

여기서 I_Q 는 입력 홍채이고, C_j 는 후보 클래스, $\mu_i^{C_j}$ 와 $\sigma_i^{C_j}$ 는 각각 클래스 C_j 의 i 번째 국소 최적 차수의 Zernike 모멘트의 평균과 표준편차이고, Z_i^Q 는 입력 홍채의 i 번째 국소 최적 차수의 Zernike 모멘트이다.

III. 실험 및 결과고찰

본 논문에서는 CASIA 데이터베이스[13]를 사용하여 제안한 방법에 대한 성능 평가를 수행하였다.

회전에 대한 성능 평가를 위해 CASIA 데이터베이스 내의 모든 영상을 2도 간격씩 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 각각 1512장으로 구성된 데이터셋 cw-4, cw-6, cw-8, cw-10을 구성하여 인식 성능을 측정하였다.

3.1 성능 평가 방법

인식 성능을 평가하기 위해 본 논문에서는 식 (19)로 정의되는 인식률을 사용하였다.

$$\text{인식률}(\%) = \frac{(N_{total} - N_{err})}{N_{total}} \times 100 \dots\dots\dots (19)$$

여기서 N_{total} 은 실험 영상 수이고, N_{err} 은 에러가 발생한 영상 수이다.

3.2 실험 방법

본 논문에서는 제안하는 방법의 성능을 검증하기 위해 두 방식으로 실험을 진행하였다. 하나는 제안하는 방법이 성능에 영향을 미치는 여러 요소(parameter)들의 값을 변화시켰을 때 어떤 성능을 나타내는데 대해 실험하였고, 나머지 하나

는 제안하는 방법이 기존의 방법과 비교해 회전된 홍채에 대해 정확도와 검색 속도에서 어떤 성능을 나타내는데 대해 실험을 진행하였다. 따라서 성능 요소 변화 실험에서는 테스트 데이터셋으로 cw-0을 사용하였고, 기존의 방법과 비교 평가 시에는 회전 테스트를 위한 데이터셋인 cw-0, cw-2, cw-4, cw-6, cw-8, cw-10을 사용하였다.

또 하나 고려해야 하는 것은 홍채의 경우 동공 주변에 대부분의 정보가 포함되어 있고 동공 경계에서 멀어질수록 눈꺼풀과 눈썹의 영향을 받을 가능성이 높아지기 때문에 홍채의 전 영역을 사용하기 보다는 동공 경계 쪽의 일부만을 사용하는 것이 더 좋은 성능을 나타낸다. 따라서 본 논문에서는 [그림 5]의 영역을 홍채 인식에 사용하였다.



그림 5. 홍채 인식에 사용된 영역과 단위원으로 매핑
Fig. 5. The area used for iris recognition and mapped to the unit circle

또한 Zernike 모멘트는 단위원(unit-circle) 상에서만 정의되기 때문에 [그림 5]처럼 홍채 영역을 단위원으로 매핑해야 하는데 이 때 동공 경계 쪽을 단위원의 바깥으로 매핑하였다. 이것은 동공 경계 쪽에 더 많은 정보가 포함되는 것을 반영하기 위한 것이다.

3.2.1 Zernike 모멘트 추출

[표 2]는 cw-0 데이터셋의 홍채 영상 중 클래스 1에서 클래스 5까지에 대해 추출된 각 차수별 Zernike 모멘트값을 나타낸다. Zernike 모멘트는 15차까지 72개가 있지만 여기서는 2차까지의 값을 기술하였다. 여기서 Zernike 모멘트의 값은 각 차수의 평균과 표준편차를 이용해 각 차수 별로 정규화한 값이다.

표 2. cw-0 데이터셋 중 홍채 클래스 1~2의 각 차수별 Zernike 모멘트
Table 2. cw-0 of the dataset, each of iris classes 1~2 order Zernike moment

	Z(1,1)	Z(2,0)	Z(2,2)	Z(3,1)	Z(3,3)	...
클래스 1_1	-0.13726	-0.21645	0.267875	0.174471	-0.70224	...
클래스 1_2	-0.33661	-0.2097	0.178059	0.746764	-0.30257	...
클래스 1_3	0.34517	-0.1002	0.357503	0.276744	-0.24968	...
클래스 1_4	-0.60768	-0.18082	0.191694	-0.09713	-0.53498	...
클래스 1_5	-0.36896	-0.12338	0.516786	0.186958	-1.06511	...
클래스 1_6	0.293212	-0.24737	0.054144	0.596571	-0.69174	...

클래스 1_7	-0.39954	-0.20125	0.467267	0.290077	-0.25153	...
클래스 2_1	0.314061	0.301828	-0.57245	-0.31024	-0.86091	...
클래스 2_2	0.325095	0.007623	-1.48296	-0.20394	-1.15983	...
클래스 2_3	0.373233	0.393464	-0.85942	-0.5997	-0.78038	...
클래스 2_4	0.355237	0.354307	-0.49417	-1.30209	-0.37559	...
클래스 2_5	0.403378	0.275341	-0.57678	-0.50573	-0.74062	...
클래스 2_6	0.410379	0.36731	-0.60116	-0.49984	-0.88765	...
클래스 2_7	0.4213	0.2205	-0.94727	-1.23265	-0.28263	...

[표 3]은 추출된 Zernike 모멘트 값의 cw-0 데이터셋의 홍채 영상 중 클래스 1에서 클래스 5까지에 대해 추출된 각 차수별 Zernike 모멘트값의 평균과 표준편차를 나타낸다.

표 3. cw-0 데이터셋 중 홍채 클래스 1~5의 각 차수별 평균과 표준편차

Table 4. cw-0 of the dataset, each of iris classes 1~5 order mean and standard deviation

		Z(1,1)	Z(2,0)	Z(2,2)	Z(3,1)	Z(3,3)	...
클래스 1	평균	-0.17309	-0.18274	0.290475	0.310636	-0.54255	..
	표준편차	0.363447	0.052795	0.166194	0.280966	0.302472	..
	표준편차	0.371812	0.274339	-0.7906	-0.66488	-0.7268	..
클래스 2	평균	0.042284	0.13167	0.347783	0.432712	0.304158	..
	표준편차	0.042284	0.13167	0.347783	0.432712	0.304158	..
	표준편차	0.042284	0.13167	0.347783	0.432712	0.304158	..

3.2.2 후보군 선별에 사용하는 전역 최적 차수 개수에 따른 성능

후보군 선별 과정은 데이터셋 내에서 입력 홍채와 유사한 홍채 클래스를 필터링하는 과정으로 다음과 같은 조건을 만족시켜야 한다. 첫째, 찾고자 하는 클래스를 누락하는 확률이 아주 작아야 한다. 둘째, 계산의 복잡도가 낮아야 한다. 셋째, 특징을 통해서 필터링된 후보 클래스의 수는 적으면 적을수록 좋다.

표 4. 전역 최적 차수 개수에 따른 후보 클래스 개수 평균과 찾고자 하는 클래스가 누락될 확률

Table 4. Average of candidate classes according to the global optimum order count and Probability of missing a class

전역 최적 차수 개수	후보 클래스 개수 평균	누락될 확률(%)
5	24.98	0
6	21.32	0
7	18.24	0
8	14.39	0
9	12.23	0
10	10.86	0.13
11	9.91	0.22
12	9.16	0.35
13	8.53	0.51
14	8.14	0.64
15	7.72	0.73
16	7.58	0.86
17	7.31	1.15
18	7.25	1.42

제안하는 방법에서 후보군 선별 시 사용하는 전역 최적 차수의 개수에 따라서 인식 성능에 영향을 미치게 되는데 Zernike 모멘트의 개수가 적어지면 찾고자 하는 클래스가 누락될 확률이 작아지게 되지만 후보의 수가 늘어나 매칭 단계에서 처리해야 할 데이터가 많아지게 되어 속도가 느려지는 결과를 낳게 된다.

[표 4]의 실험 결과를 살펴보면 후보군 선별에 사용하는 전역 최적 차수의 개수가 증가할수록 후보 클래스의 개수가 감소하는 것을 알 수 있다. 따라서 모멘트의 개수가 많아지면 다음 단계인 매칭단계로 넘어가는 후보 클래스의 수가 감소하므로 전체적인 시스템의 인식 속도가 빨라지게 된다. 하지만 전역 최적 차수의 개수가 10개를 넘어가면서부터 찾고자 하는 클래스가 누락되는 경우(본인 거부 : False Reject)가 발생하기 시작하였다. 따라서 후보군 선별 시 사용하는 모멘트 개수는 9까지가 최적임을 알 수 있고 이 때 이 과정을 통과하는 후보 클래스의 수는 평균적으로 11%정도 된다.

3.2.3 매칭에 사용하는 국소 최적 차수 개수에 따른 성능

매칭은 두 개의 홍채 특징의 유사도 또는 거리를 측정해 두 개의 홍채가 동일한 홍채인지를 판별하는 과정이다. 제안한 방법은 후보군 선별 과정을 통과한 후보 클래스들과 입력된 홍채와의 거리 비교를 통해 가장 작은 거리를 가지는 클래스를 찾고 그 거리가 문턱치(threshold) 이내인 경우 입력된

홍채가 해당 후보 클래스에 속하는 홍채로 판정하게 된다.

매칭은 입력된 홍채에서 추출한 Zernike 모멘트와 후보 클래스의 Zernike 모멘트 평균과 표준편차를 이용하여 계산 되는데 15차까지의 72개 Zernike 모멘트 중 [표 5]와 같이 각 클래스에서 가장 높은 변별력을 나타내는 국소 최적 차수를 선별하여 성능을 측정하였다.

표 5. 국소 최적 차수 개수 변화에 따른 인식 성능
Table 5. The recognition performance due to changes in the number of local optimum order count

Zernike 모멘트 개수	성공	에러 영상수	인식률
3	257	67	79.32%
4	278	46	85.80%
5	283	31	90.43%
6	305	19	94.14%
7	313	11	96.60%
8	317	7	97.84%
9	320	4	98.77%
10	321	3	99.07%
11	322	2	99.38%
12	322	2	99.38%

다음으로 매칭 시 사용하는 문턱치 값이 FAR(False Accept Rate)과 FRR(False Reject Rate)에 미치는 영향에 대해 알아보는 실험을 하였다. 데이터셋은 cw-0를 사용하고, 108개의 클래스에서 클래스당 3개의 테스트 영상을 추출하였다. 전역 최적 차수는 9개, 국소 최적 차수는 11개를 사용하여 실험을 진행하였다

[그림 6]은 제안하는 방법의 문턱치 변화에 따른 FAR과 FRR 변화 결과이다. 매칭 시 입력 홍채와 후보 클래스 간 거리에 대한 문턱치가 높아지면 FAR은 감소하고, FRR은 증가하게 되고, 반대로 문턱치가 낮아지면 FAR은 증가하고, FRR은 감소하게 된다. 여기서 제안하는 방법의 EER(Equal Error Rate)은 문턱치가 0.53일때 대략 0.6%로 나타났다.

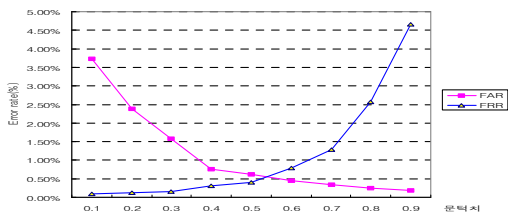


그림 6. 문턱치 변화에 따른 FAR, FRR
Fig. 6. FAR, FRR according to change threshold variation

3.2.4 성능 비교 평가

제안하는 방법과 기존 방법들의 인식 성능을 회전에 대한 강인성과 특징 비교 속도에 대해 비교 평가하였다. [표 6]과 [그림 7]에 나타난 인식 성능 평가 결과를 보면 제안하는 방법이 회전된 영상에 대해서도 높은 인식률을 보임을 확인할 수 있다. 여기서 주목해야 할 것은 제안하는 방법이 Daugman 방식과 거의 대등한 성능을 나타내면서도 회전된 영상에 대해 어떠한 보정도 필요하지 않다는 것이다.

앞의 실험에서 Daugman 방식의 경우 회전된 데이터셋에 대한 인식을 위해 홍채에서 추출한 해밍 코드를 회전 각도별로 이동시켜 가며 특징 비교를 수행하기 때문에 1도 간격으로 이동하는 경우 10도 이내의 회전에 대한 보정을 하고자 할 때 총 21번의 비교를 수행해야 한다. 그러나 이렇게 해도 미리 정해진 보정 각도의 범위를 2도 이상 벗어나는 경우 인식률은 크게 저하된다.

표 6. 회전된 데이터셋에 대한 인식 성능
Table 6. Recognition performance for rotated dataset

데이터셋	제안하는 방법	Daugman 방식	그래디언트 방향히스토그램[14]
cw-0	99.23%	99.54%	98.61%
cw-2	99.23%	99.42%	97.68%
cw-4	99.07%	99.31%	97.22%
cw-6	99.07%	99.19%	96.53%
cw-8	98.92%	98.84%	93.98%
cw-10	98.77%	98.61%	91.43%

이에 반해 제안하는 방법의 경우 회전에 불변한 Zernike 모멘트의 특성을 이용하기 때문에 회전된 홍채에 대해서도 별도의 처리 없이 동일한 인식률을 얻을 수 있다.



그림 7. 회전된 데이터셋에 대한 인식 성능
Fig. 7. Recognition performance for rotated dataset

제안하는 방법이 실행 속도 면에서 어떠한 이점을 가지는지 실험을 통해 살펴보았다. 수행 시간 측정에 사용된 환경은

Intel Pentium4 3.4GHz, 메모리 1G, 윈도우XP를 기반으로 Visual C++ 2008을 이용해 구현하였고, 데이터셋으로는 Microsoft Access를 ODBC를 이용해 사용하였다.

[표 7]을 보면 특징 추출의 경우 제안하는 방법이 가장 오래 걸리지만 특징 추출은 입력 영상에 대해 한번만 수행되기 때문에 큰 문제가 되지 않는다.

제안하는 방법과 기존 방법들의 데이터셋 내에 등록된 홍채들에 대한 인식 시간을 비교한 결과는 [표 8]에서 확인할 수 있다.

표 7. 특징 추출 시간 (단위 : msec)
Table 7. Feature extraction time (unit : msec)

	제안하는 방법	Daugman 방식	그래디언트 방향히스토그램
특징추출 (msec)	62	47	34

여기에서 제안하는 방법과 기존 방법과의 차이가 명확히 드러나는데, 기존 방법의 경우 영상의 개수가 증가함에 따라 인식 시간이 비례하여 증가하지만 제안하는 방법의 경우 클래스당 등록된 영상의 개수가 증가해도 수행 시간이 변하지 않는다. 즉 기존 방법의 경우 데이터셋에 등록된 홍채와 입력된 홍채 간에 1:1 비교를 수행하기 때문에 데이터셋에 등록된 홍채의 개수가 늘어날수록 그에 비례해 인식 시간이 길어지게 된다.

표 8. 클래스 당 등록 영상 개수에 따른 인식 시간 (단위 : sec)
Table 8. According to the number of images per class registration recognition time (unit : msec)

인식 시간 (1087개 클래스)	제안하는 방법	Daugman 방식	그래디언트 방향 히스토그램
1087개 영상 (클래스당 1장)	0.25	0.20	0.12
2167개 영상 (클래스당 2장)	0.25	0.39	0.23
3247개 영상 (클래스당 3장)	0.25	0.59	0.34

IV. 결론

본 논문에서는 회전 불변 Zernike 모멘트를 이용하여 회전된 홍채에 대해서도 회전 보정이 필요 없는 홍채 인식 방법으로 후보군 선별 과정을 통해 입력된 홍채와 유사한 홍채를 데이터셋에서 필터링하고 이들에 대해 매칭 과정을 수행하여 대용량의 홍채 데이터셋에 대해서도 효과적으로 적용될 수 있는 방법을 제안하였다.

또한 본 논문에서는 회전 불변 특성을 가지는 Zernike 모멘트를 이용하여 회전 보정이 필요하지 않도록 하였다. 실험 결과, 필터링 과정을 위한 전역 최적 차수는 9개일 때 가장 좋은 성능을 내었고, 각 홍채 클래스에 최적화된 매칭을 위한 국소 최적 차수는 11개일 때 가장 좋은 성능을 내었음을 알 수 있었다.

기존 방법과의 비교 평가 결과, 제안한 방법은 회전 보정 각도에 상관없이 동일한 추출 시간 및 인식 시간을 보임을 확인하였다. 10도 회전된 홍채의 경우 인식률 면에서 그래디언트 방향 히스토그램 방법과 비교해 7.41%, Daugman 방식과 비교해 0.23% 개선된 인식률을 보였다. 특히 인식 속도 면에서는 100개 클래스(324장의 홍채)에 대해 그래디언트 방향 히스토그램 방법과 비교해 33%, Daugman의 방법과 비교해 63% 빠른 인식 성능을 나타내었다. 따라서 제안하는 방법은 회전된 홍채에 대해서 기존 방법들에 비해 인식률과 인식 속도에서 더 나은 성능을 보임을 확인할 수 있었으며 대용량의 홍채 데이터셋에도 효과적으로 적용될 수 있음을 확인할 수 있었다.

향후 연구 과제로 대용량 홍채 데이터셋에 적용되기 위해 특징량의 크기를 효과적으로 줄일 수 있는 방법에 대한 연구가 필요하다.

참고문헌

- [1] John Daugman, "High Confidence Visual Recognition of Person by a Test of statistical Independence", IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell., 15(11), pp. 1148-1161, 1993.
- [2] R. Wildes, J.C. Asmuth, G.L. Green, S.C. Hsu, R.J. Kolczynski, J.R. Matey and S.E. McBride, "A system for automated iris recognition", Proceedings of the IEEE Workshop on Applications of Computer Vision, pp. 121-128, 1994.
- [3] W.W. Boles, "A wavelet transform based technique for the recognition of the human iris", Proceedings of the International Symposium on Signal Processing and its Application, ISSPA, Gold Coast, Australia, pp. 25-30, August, 1996.
- [4] C. Tisse L. Martin L. Torres and M. Robert, "Person

Identification Technique Using Human Iris Recognition", Proc. Vision Interface, pp. 294-299, 2002.

[5] Y. Zhu, T. Tan and Y. Wang, "Biometric personal Identification based on iris pattern", Proceeding of. 15th International Conference on Pattern Recognition, vol. 2, pp. 801-804, 2000.

[6] S. Lim K. Lee O. Byeon and T. Kim, "Efficient Iris Recognition through Improvement of Feature Vector and Classifier", ETRI Journal, vol. 23, no. 2, pp. 61-70, 2001.

[7] S. Noh, K. Pae, C. Lee, J. Kim. "Multiresolution independent component analysis for iris identification," The 2002 International Technical Conference on Circuits/Systems, Computers and Communications, Phuket, Thailand, 2002.

[8] Li Ma, Tieniu Tan and Yunhong Wang, "Efficient Iris Recognition by Characterizing Key Local Variations", IEEE Trans. Image Processing ,13(6), pp. 739-750, 2004.

[9] Rajesh M. Bodade and Sanjay N. Talbar, "Shift Invariant Iris Feature Extraction using Rotated Complex Wavelet and Complex Wavelet for Iris Recognition System", 2009 Seventh International Conference on Advances in Pattern Recognition, pp. 449-452, 2009.

[10] Zhiping Zhou, Huijun Wu and Qianxing Lv, "A New Iris Recognition Method Based on Gabor Wavelet Neural Network", International Conference on Intelligent Information Hiding and Multimedia Signal Processing, pp. 1101-1104, 2009.

[11] Chang-Soo Choi, Jong-Cheon Park and Byoung-Min Jun, "A Iris Recognition Using Zemike Moment and Wavelet", Korea Academia-industrial cooperation Society, vol. 11 no. 11, pp.4568-4575, 2010

[12] Alireza Khotanzad and Yaw Hua Hong, "On Image Analysis by the Methods of Moments," IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell., vol. 12, pp. 489-497, May 1990.

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

[14] Chang-Soo Choi, Byoung-Min Jun, "Robust-to-rotation Iris Recognition Using Local Gradient Orientation Histogram", Korea Information and Communications Society, vol. 34, no. 3, pp. 268-273, 2009.

저자 소개



최 창 수

1999 : 한국기술교육대학교 정보통신 공학과 졸업(공학사)
 2004 : 한국기술교육대학교 전기전자 공학과 졸업(공학석사)
 2010 : 충북대학교 컴퓨터공학과 박사
 1999년~현재 : 청주교도소 직업훈련 교사
 관심분야 : 생체인식, 영상처리, 컴퓨터비전
 Email : malming@chungbuk.ac.kr



서 정 만

1988~1993 : 엘지전자 컴퓨터연구소 주임연구원
 1993~1999 : 삼성중공업 중앙연구소 선임연구원
 2000~2002 : 강동대학교 컴퓨터 게임개발과 교수
 2003 : 충북대학교 컴퓨터공학과 박사
 2002~현재 : 한국재활복지대학 컴퓨터게임개발과 교수
 관심분야 : 실시간처리, 게임프로그래밍, 가상현실, 데이터베이스
 Email : seojm@hanrw.ac.kr



전 병 민

1976 : 한국항공대학교 전자공학과 졸업(공학사)
 1979 : 연세대학교 전자공학과 졸업(공학석사)
 1988 : 연세대학교 전자공학과 졸업(공학박사)
 1986~현재 : 충북대학교 전자정보대학 컴퓨터공학과 교수
 관심분야 : 디지털 신호처리, 영상처리, 컴퓨터 비전
 Email : bmjun@cbnu.ac.kr