

홍채인식을 위한 강건한 특징추출 방법

김기진⁰ 손병준 이일병
연세대학교 컴퓨터 정보과학부
{kj7517⁰, sonjun, yblee}@csai.yonsei.ac.kr

Robust Feature Extraction Methods for Iris Recognition

Kijin Kim⁰ Byungjun Son, Yillbyung Lee
Division of Computer and Information Engineering

요 약

본 논문에서는 웨이블릿 변환과 Direct LDA(DLDA)를 사용한 홍채 특징추출 방법을 제안한다. 이것은 획득한 홍채 영상으로부터 독특한 특징을 추출하기 위해 특별히 이차원 이산 웨이블릿 변환의 다중해상도 분해 방법을 사용하는 것이다. 또한 홍채의 다양한 웨이블릿 성분으로부터 변별력을 가진 특징을 얻을 수 있도록 DLDA 기법을 적용하였다. 이러한 특징추출 방법은 이동이나 회전에 변하지 않는 알고리즘을 요구하는 홍채의 모양을 묘사하는데 적합하다. 홍채의 패턴정합을 위해서는 최근접 평균 분류기(Nearest Mean Classifier)를 사용하였다.

본 논문에서 인간의 홍채인식을 위해 제시한 방법이 홍채패턴을 표현하는 효과적인 방법이며, 시간 및 공간의 절약이라는 측면에서 유리하다는 것을 보여준다.

1. 서 론

홍채인식은 각 개인을 확실하게 인증하고 확인할 수 있도록 고안된 정확하고 안정적으로 측정 가능한 생체인식기술이다. 각 개인마다 독특하고 강인한 홍채 패턴을 가지고 있기 때문에 다양한 생체인식방법 중에서도 홍채인식은 가장 좋은 인식 기법으로 간주된다. 특히 홍채는 각 개인마다 양쪽 눈도 같지 않은 유전적 특징, 시간에 관계없이 유지되는 영속성, 신체적 구조상의 풍부한 데이터 등 다른 생체인식과 달리 정확한 방법으로 인식되고 있다[1]. 홍채인식 시스템은 비밀번호나 ID카드와 같은 전통적인 식별 방법보다는 현대의 정보화 사회에 특히 요구되는 보안성을 높일 수 있는 좋은 방법이다.

홍채 패턴에 의한 개인 인식 및 식별에 관한 대부분의 작업은 1990년대에 이루어졌으며, 최근의 주목할 만한 연구들은 [1], [2] 및 [3]의 논문에 포함되어 있다.

본 논문에서는 고차원의 데이터들을 처리하기 위해 2차원 다중해상도 웨이블릿 변환과 DLDA를 기반으로 한 간결하고 효과적인 특징추출방법을 제시한다. 또한 비슷하거나 상이한 홍채 사이의 유사성을 비교하기 위해 최근접 평균 분류기를 사용하여 분류 능력은 향상시키며 수행속도가 매우 빠른 패턴정합(Pattern matching)방법을 선택하였다.

⁰본 연구는 과기부 뇌신경정보화사업으로부터 부분적인 지원을 받아 수행되었음."

본 논문의 순서는 다음과 같다. 2장에서는 낮은 차원과 강인한 특징을 가지는 홍채영상의 특징 벡터를 얻기 위해 다중 2차원 이산 웨이블릿 변환(DWT)에 대해 개괄적으로 설명한다. 또한, 높은 분리성과 낮은 차원을 가진 새로운 특징공간을 얻기 위해 웨이블릿 변환을 이용, 홍채의 부 영상(subimage)을 선형적으로 변환하는 DLDA에 대해 설명한다[5]. DWT와 DLDA 같은 작업은 테스트 단계에서 뿐만 아니라 학습 단계에서도 수행되어진다. 3장에서는 실험 결과와 분석에 대해 설명하고, 마지막으로 4장에서 결론을 제시한다.

2. 특징추출

분류시스템은 입력개체들을 결정클래스로 할당하는 방법을 다루는 것인데, 그것의 정확도는 특징 셋(Feature set)이 얼마나 문제를 잘 표현하는가에 달려있다. 생체인식 시스템에서는 인식에 필요한 조건에 맞는 특징을 찾아내는 것이 효과적이고 실현가능한 시스템을 설계하는데 핵심요소이다. 실세계에서의 문제들은 고차원의 특징을 가지므로 이용하기에 적절한 특징을 찾아내야 한다. 즉, 문제를 해결하기 위한 특징의 차원이 너무 높을 때, 그 특징들로부터 문제해결에 적합한 특징을 선택해야 한다. 그림 1은 눈 영상으로부터 내부경계와 외부경계 그리고 권축륜 경계(Collarette boundary)를 찾은 결과와, 특징 추출에 사용되는 홍채 영역의 영상을 보여준다.

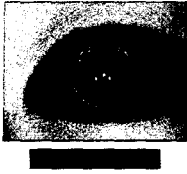


그림 1. 홍채경계와 홍채 영역의 영상.

본 논문에서는 강인하고 낮은 차원을 특징을 얻기 위하여 DWT 와 DLDA 접근법을 선택하였다.

2.1 웨이블릿 변환

계층적 웨이블릿 함수와 이와 관련된 스케일링 (Scaling) 함수는 원 신호나 영상을 다른 하위 대역으로 분해한다. 분해과정은 계층의 다음 단계를 일반화하기 위해 하위 대역에 반복적으로 적용시킨다. 전통적인 피라미드 구조의 웨이블릿 변환은 신호를 더 낮은 주파수 영역내에서 더 좁은 대역폭을 가지는 주파수의 집합으로 분해한다[4]. DWT는 다중해상도 분해 분석 능력이 우수하기 때문에 텍스처 분석(Texture analysis)이나 영상 압축에 적용되어진다. 그림 2는 전체적으로 조화를 이룬 피라미드 구조의 웨이블릿 분해를 보여준다.

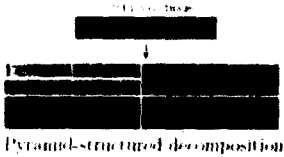


그림 2. 홍채영상의 2단계 웨이블릿 변환의 예

웨이블릿 분해 기술은 홍채인식에서 고유의 특징을 추출하는데 사용될 수 있다. 본 논문에서는 홍채 특징을 추출하기 위해 다중 2차원 Daubechies 웨이블릿 변환을 사용 하였다. 웨이블릿 변환을 사용하기 위해 픽셀 (Pixel) 배열의 행벡터와 열벡터에 대하여 고대역 및 저대역 통과 필터링을 통하여 영상 데이터를 4개의 부 영상으로 분해한다. 이산 2차원 신호 및 영상의 경우, 웨이블릿 계수는 1차원의 경우와 유사한 방법으로 계산할 수 있다.

본 논문에서는 계속적인 분해를 위해 항상 낮은 주파수의 부 영상을 선택한다. 여기서는 3단계 웨이블릿 분해에서 얻어지는 낮은 주파수의 부 영상을 특징벡터로 추출하였다. 일반적으로 저주파 요소들이 영상의 기본 형태를 나타내고 영상의 변화에 덜 민감하며, 이러한 요소들이 가장 높은 변별력 정보를 가진 부 영상이다. 특징벡터를 추출하기 위해 저주파의 부 영상을 선택하는 단계는 홍채 영상의 크기에 달려있다. 본 실험에서 홍채

영상보다 영상의 크기가 더 작다면 1 또는 2단계의 저주파 부 영상이 더 높은 변별력을 가질 수도 있다.

2.2 DLDA(Direct Linear Discriminant Analysis)

웨이블릿 변환을 통해 홍채 특징 벡터 x 를 추출한 후에 7200차원의 원 홍채벡터를 116차원의 특징벡터로 변환한다.

좀 더 특징의 차원을 줄이고 클래스 구분을 확실하게 하기 위해, DLDA를 적용하여 특징벡터 y 를 보다 차원이 낮은 새로운 판별벡터 z 로 변환한다. 기존의 LDA방법은 저차원으로 데이터를 투영하기 위해 먼저 PCA를 사용하고 그 다음에 LDA를 사용하는 것이다. 그러나 PCA 단계에서 판별에 유용한 요소들이 제거될 수 있다. DLDA의 핵심은 가장 판별력이 있는 정보를 포함한 S_w 의 영공간(Null space)을 버리기 보다는, 유용한 정보를 포함하지 않은 클래스 스캐터(class scatter) S_b 사이의 영공간을 버리는 것이다[5].

각 스캐터(scatter)는 다음과 같이 주어진다.

$$S_b = \sum_{i=1}^J n_i (\mu_i - \mu)(\mu_i - \mu)^T \quad (n \times n)$$

$$S_w = \sum_{i=1}^J \sum_{l \in C_i} (x - \mu_i)(x - \mu_i)^T \quad (n \times n)$$

여기서 n_i 는 class i 의 특징벡터 수, μ_i 는 class i 의 평균, μ 는 전역평균, 그리고 J 는 전체 class의 수이다.

DLDA 방법의 개요는 다음과 같다. 우선 입력 데이터의 차원이 웨이블릿 변환을 통해 적당하게 축소되므로 두 스캐터 행렬들(scatter matrices)이 너무 커서 저장하기에 어려울 것이라는 계산적 어려움은 걱정할 필요가 없다. 먼저 S_b 행렬에 대해 행렬 V 를 찾아 대각화하면

$$V^T S_b V = D$$

이다. 여기서 V 의 열은 S_b 의 고유벡터이고 D 는 감소 순서에서 S_b 의 고유값을 포함하고 있는 대각 행렬이다. 전체 스캐터(scatter)의 값이 0이어서 전혀 판별력을 행사하지 못하는 투영방향으로 0을 가진 고유값과 고유벡터를 버리는 것이 필요하다[5]. D_b 는 감소 순서에서 S_b 의 0이 아닌 m 개의 고유값을 포함하고 Y 의 열은 상응하는 고유벡터를 포함할 때, V 의 첫 번째 m 개의 열 벡터를 Y 로 놓으면

$$Y^T S_b Y = D_b \quad (m \times m)$$

이다. 다음 단계로 $Z = Y D_b^{-1/2}$ 로 하면 $Z^T S_b Z = I$ 이다. $U^T U = I$ 일 때 행렬 $Z^T S_w Z$ 를 대각화하면

$$U^T (Z^T S_w Z) U = D_w$$

이다. 여기서 D_w 는 그것의 대각성분에 0을 포함할 수도 있다. D_w 의 대각 요소를 정렬시킨 후 상응하는 고유벡터와 함께 최상위에 있는 고유값을 버릴 수 있다. 이렇게 얻어진 변환 행렬로부터 $n \times 1$ 의 특징 벡터를 $m \times 1$ 의 특징벡터로 변환시킨다.

4. 실험 결과

본 영상의 크기는 256 그레이 스케일 명도(grey scale intensity) 값을 가지는 240×320 픽셀의 크기이고, 정규화 된 홍채 영상의 크기는 32×225 픽셀이다. 본 실험의 데이터는 120명으로부터 획득한 1200개의 눈 데이터로 구성하였다.

학습과 테스트를 위해 각 개인당 각각 5장의 영상을 임의적으로 골랐으며, 분산을 줄이기 위해 각 실험은 최소 50번 정도를 반복하였다. 학습 데이터에 LDA, DWT+LDA, DLDA, 그리고 DWT+DLDA를 적용시켰다. 그리고 각 방법마다 다음의 인식 방법을 사용하였다.

학습 데이터와 테스트 데이터는 변환 행렬에 의해 각각 변형되고, 테스트 데이터 x 는 x 의 가장 근접한 평균이 속하는 클래스에 할당된다. 가장 근접한 평균이란 D 가 유클리드 거리(Euclidean distance)일 때, 만약

$$D(\mu_i, x) = \min_k \{D(\mu_k, x)\}, \quad k = 1, 2, \dots, J$$

라면 $\mu_i \in \{\mu_1, \mu_2, \dots, \mu_J\}$ 는 x 의 가장 근접한 평균이다. 그림 3은 특징의 수에 따른 인식률의 결과를 보여준다. LDA 접근법의 가장 좋은 인식률은 55개의 특징 벡터를 가질 때 93.75%이다. DLDA의 인식률은 60개의 특징 벡터를 가질 때 94.82% 까지 올라갔다. DWT+LDA와 DWT+DLDA는 각각 40개와 60개의 특징 벡터를 가질 때 97.5% 와 98.8%까지 올라갔다. 따라서 DWT+DLDA가 가장 좋은 인식률을 보인다는 것을 알 수 있다. 이러한 4가지 방법의 인식률은 특징의 수가 45개일 때부터는 거의 고정적이었다.

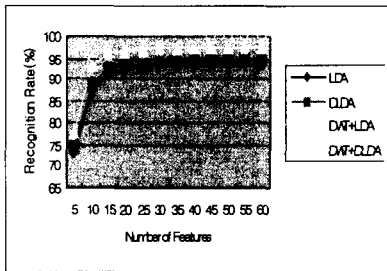


그림 3. 인식률 vs. 특징 수

게다가 DWT+DLDA 접근법은 특징의 수가 20일 때 98.2%가

지 도달했다. 이는 다른 방법들의 최고 수행능력보다 더 높은 것이다. 이것은 DWT+DLDA법이 적은 수의 특징 벡터를 사용할지라도 다른 방법보다 우수한 수행능력을 얻을 수 있다는 것을 보여준다.

5. 결 론

본 논문에서는 홍채인식을 위한 효과적인 특징추출 방법을 제시하였다. 저차원의 강인한 특징을 추출하기 위해 특별히 2차원 이산 웨이블릿 변환의 다중해상도 분해를 사용하였다. 게다가 높은 식별력과 낮은 차원을 가진 특징을 얻기 위해 DLDA 방법을 사용하였다. 이러한 특징추출 방법은 이동이나 회전 무관한 알고리즘을 요구하는 홍채인식 시스템에 적합하다.

인식을 측면에서 DWT+DLDA가 LDA나 DLDA보다 우수한 성능을 보여주었다. 홍채인식과 같이 많은 클래스로 구성된 복잡한 데이터에 대해서는 LDA 대신 DWT+DLDA가 사용될 수 있다. 이는 다른 선형 분류기와 비교해 볼 때 쉬운 학습, 효과적인 테스트, 좋은 수행능력 면에서 유리하다.

차후 연구에서는 이러한 접근법의 효율성과 강인성, 그리고 현실적인 측면에서 신뢰할 수 있는 인간의 홍채 인식 시스템 검증하기 위해서 더 많은 수의 데이터를 대상으로 실험할 필요가 있다.

References:

- [1] John G. Daugman, "High Confidence Visual Recognition of Persons by a Test of Statistical Independence", *IEEE Trans. On Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol.15, No.11, pp. 1148-1161, 1993.
- [2] Wildes, R.P., "Iris Recognition : An Emerging Biometric Technology", *Proc. of the IEEE*, Vol.85, No.9, pp.1348-1363, 1997.
- [3] Boles, W.W., Boashash, B., "A Human Identification Technique Using Images of the Iris and Wavelet Transform", *IEEE Trans. on Signal Processing*, Vol.46, No.4, pp. 1185-1188, 1998.
- [4] Stephane. G. Mallet., "A Theory for Multiresolution Signal Decomposition: The Wavelet Representation", *IEEE Trans. Pattern Recognition and Machine Intelligence*, Vol.11, No.4, pp.674-693, 1989.
- [5] Jie Yang, Hua Yu. " A Direct LDA Algorithm for High-Dimensional Data with Application to Face Recognition." *Pattern Recognition* 34(10), 2001, pp. 2067-2070