

# 텍스처 분석 기법을 이용한 홍채 특징 추출의 비교

김용진\*, 손병준\*, 김기진\*, 이일병\*

\*연세대학교 컴퓨터 정보공학부

e-mail:yjkim98@csai.yonsei.ac.kr

## Comparison of Iris Feature Extraction Using Texture Analysis Methods

Yongjin Kim\*, Byungjun Son\*, Keejin Kim\*, Yillbyung Lee\*

\*Division of Computer and Information Engineering,

Yonsei University

### 요 약

본 논문에서는 저차원의 홍채 특징을 추출하기 위한 방법으로 텍스처 분석 기법에서 사용되는 Gabor 필터, Laws 필터 및 Wavelet 변환 및 추가적인 방법으로 Direct LDA(DLDA)을 사용한 홍채 특징추출 방법을 비교 분석하였다. 실험을 통해 일반적인 평균과 분산을 이용한 텍스처 기반 특징 추출 방법의 홍채인식 적용 가능성과, 텍스처 기반 특징 추출 방법에 의해 얻어진 1차 특징추출에 대해 추가 과정을 통해 높은 식별력과 낮은 차원을 가지는 특징을 얻을 수 있음을 증명한다.

### 1. 서론

홍채는 각 개인마다 양쪽 눈도 같지 않은 유전적 특징 및 시간에 관계없이 유지되는 영속성으로 인해 개인의 인체 고유정보 중 가장 변별력이 높은 것으로 알려져 있다. 이러한 홍채 고유의 패턴을 특징으로 사용하여 개인의 신원을 확인하고자 하는 것이 바로 홍채인식 시스템이다. 홍채인식 시스템의 일반적인 처리과정은 입력장치를 통한 눈 영상의 획득, 획득한 눈 영상의 홍채인식 적합성 여부에 대한 평가, 사용에 적합한 눈 영상으로부터의 홍채영역 추출, 추출된 홍채영역에서 개인의 특성을 나타내는 특징 추출, 추출된 특징 값의 데이터베이스 등록 및 인증/식별의 단계이다[1]. 이러한 시스템은 결국 입력된 개체들을 결정클래스로 할당하는 방법을 다루는 것인데, 그것의 정확도는 특징 셋(Feature Set)이 얼마나 두드러지며 다른 개체의 특징과 어떻게 구별되는가에 달려있다. 홍채인식에서 특징 추출은 일반적으로 홍채영역의 Gray Level값의 분포를 특징으로

사용하는데, 이러한 특징 값은 차원이 너무 높아 전부 사용하기에는 너무나도 비효율적이다. 기존의 홍채인식에서 특징 추출 및 특징 식별 과정은 Gabor 필터를 이용한 변환이나 Wavelet 변환 등 최적이라고 판단된 하나의 알고리즘을 통해 홍채의 특징을 추출하고 여러 가지 식별함수 중의 하나를 사용하여 그 성능을 판단하였다. 본 연구에서는 일반적인 텍스처(Texture) 기반 특징 추출 과정에 의해서 얻어진 특징을 가상의 고차원 특징공간으로 변환하는 SVM(Support Vector Machine)을 사용하기 보다는 추가 과정을 통해 높은 식별력과 보다 낮은 차원을 가지는 특징을 얻음으로써 더 좋은 성능의 홍채인식 시스템을 설계할 수 있다는 것을 실험을 통해 증명하고자 한다. 본 연구에서는 홍채 원영상(Original Image)에서 저차원의 홍채 특징을 추출하기 위해 텍스처 기반 분석 기법인 Gabor 필터[2], Laws 필터[3][4] 및 Wavelet 변환[5][6]을 사용하였으며, 추출된 홍채 특징의 신뢰도를 확인하기 위해 근래 패턴 인식의 다양한 응용분야에서 널리 사용되어지며 우수성이 증명된 SVM을 사용하였다[7]. 또한 추출된 홍채 특징의 높은 식별력과 낮은 차원을 가진 특징을 얻기

“본 연구는 과기부 뇌신경정보학사업으로부터 부분적인 지원을 받아 수행되었음.”

위해 추가적인 방법으로 각각의 방법에 PCA(Principal Component Analysis) 및 DLDA(Direct Linear Discriminant Analysis) 기법을 적용하여 각각의 결과를 비교하였다[8]. 본 논문의 순서는 다음과 같다. 2장에서는 낮은 차원과 강인한 특징을 가지는 홍채영상의 특징 벡터를 얻기 위해 사용한 Gabor 필터, Laws 필터 및 Wavelet 변환에 대해 개괄적으로 설명한다. 또한 높은 분리성과 낮은 차원을 가진 새로운 특징공간을 얻기 위해 사용한 DLDA에 대해 설명한다. 3장에서는 실험 결과와 분석에 대해 설명하고, 마지막으로 4장에서 결론을 제시한다.

## 2. 특징추출

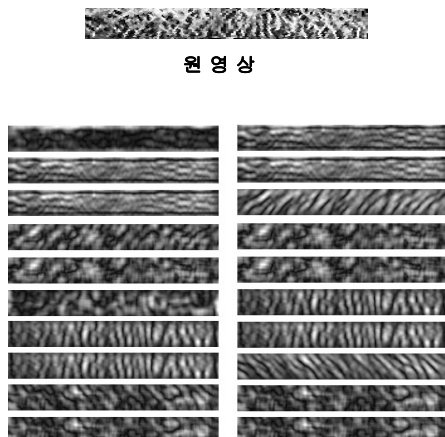
본 논문에서는 텍스처 분석 기법에서 사용되는 Gabor 필터, Laws 필터 및 Wavelet 변환을 사용하여 특징을 추출하였으며, 높은 분리성과 낮은 차원을 가진 새로운 특징공간을 얻기 위해 DLDA 접근법을 선택하였다.

### 2.1 Gabor 필터

Gabor 필터는 영상을 공간적으로 국부화(Localization)하는 특성과 주파수 영역에서 특정 주파수와 방향에 대해서 선택적으로 반응하는 대역 통과 필터(Bandpass Filter)의 특성을 가지는 것으로 공간주파수 영역에서 최적의 집합 분석력을 갖고 있어 각종 패턴인식 분야에 넓게 적용되어 왔다. 2D Gabor 필터의 일반적인 공식은 다음과 같다.

$$h(x, y, \theta_k, f, \delta x, \delta y) = \exp\left(-\frac{1}{2}\left(\frac{x\theta_k}{\delta x^2} + \frac{y\theta_k}{\delta y^2}\right)\right) \times \exp(i2\pi fx)$$

여기서  $x\theta_k = x\cos\theta_k + y\sin\theta_k$ ,  $y\theta_k = -x\sin\theta_k + y\cos\theta_k$ ,  $f$ 는 싸인 평면파의 주파수이며,  $\theta_k$ 는 Gabor 필터의 방향성,  $\delta x, \delta y$ 는  $x$ 와  $y$ 축을 감싸는 Gaussian의 편차를 의미한다.

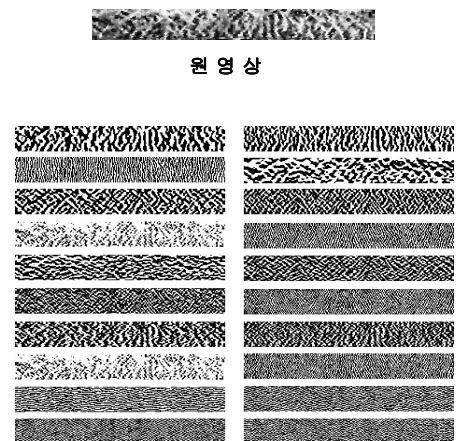


[그림-1] Gabor 필터를 이용 Convolution한 영상

[그림-1]에서와 같이 본 실험에서는 주파수 0.1로, 방향(4개 각도)과 Gaussian의 표준 편차의 변화에 따른 밴드 수(5개)의 조합으로 20개의 Gabor 필터를 생성, 홍채영상에 대해 Convolution하였으며, 20개의 Convolution한 영상에 대한 평균 및 분산을 특징 벡터로 사용하고, 20개 영상 각각을 4개의 부영상(Subimage)로 나누어 각 부영상들의 평균 및 분산을 특징 벡터로 사용하여 200차원의 특징을 구성하였다.

### 2.2 Laws 필터

Laws 필터는 텍스처 기반 영상 분석에 사용하기 위한 것으로 1차원 필터의 벡터수에 따라 3, 5, 7개로 나누어지는데, 사용결과에 있어서는 유사한 결과를 나타낸다. 본 실험에서는 벡터수 5개로 구성된 1차원 필터  $L5 = [1 \ 4 \ 6 \ 4 \ 1]$ ,  $E5 = [-1 \ -2 \ 0 \ 2 \ 1]$ ,  $S5 = [-1 \ 0 \ 2 \ 0 \ -1]$ ,  $W5 = [-1 \ 2 \ 0 \ -2 \ 1]$ ,  $R5 = [1 \ -4 \ 6 \ -4 \ 1]$ 를  $L5L5, L5E5, L5S5, \dots, R5R5$ 의 순으로 조합하여 25개의 2차원 필터를 생성, 이를 홍채영상에 대해 Convolution한 후, 실험을 통해 변별력이 없는 5단계의 필터( $L5L5, L5W5, S5S5, W5L5, R5R5$ )를 제외한 20개의 영상에 대한 평균 및 분산을 특징 벡터로 사용하고, 20개의 영상을 각각 4개의 부영상으로 나누어 각 부영상들의 평균 및 분산을 특징 벡터로 사용하여 200차원의 특징을 구성하였다. [그림-2]는 Laws 필터에 의해 필터링된 홍채영상을 보여주고 있다.

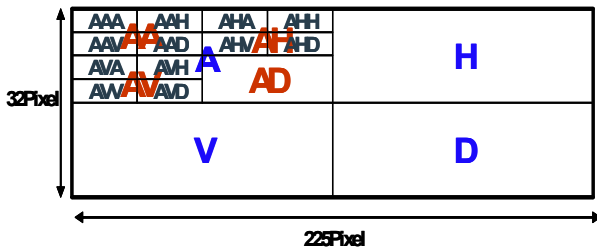


[그림-2] 홍채영상에 대해 Laws 필터를 이용 Convolution한 영상

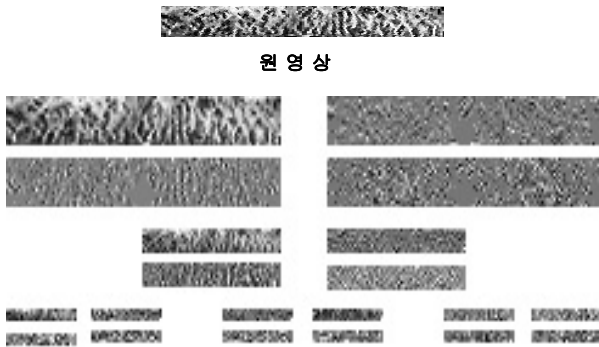
### 2.3 Wavelet 변환

본 실험에서 특징추출을 위해 Wavelet 변환을 이용하였는데 특히 다양한 Wavelet 변환 중에서 Haar Wavelet을 사용하였다. Pixel 배열의 행벡터와 열벡

터에 대하여 고대역 및 저대역 통과 필터링을 통하여 홍채영상 Data를 4개의 부영상으로 분해한다. [그림-3]에서 같이 원영상을 1단계 분해하면 고주파 성분의 영상과 저주파 성분의 영상이 얻어지게 되는데 고주파 성분은 분해방향에 따라 수평 H, 수직 V, 대각선 성분 D의 부영상을 얻을 수 있다. 본 실험에서는 3단계 Wavelet 분해를 통해 얻어진 부영상 중 [그림-3]에서 같이 112×16 크기의 부영상 4개, 56×8 크기의 부영상 4개, 28×4크기의 부영상 12개의 각각 평균과 분산을 특징 벡터로 구성하였다.



[그림 -3] Wavelet 변환을 통한 특징추출 과정



[그림 -4] Wavelet 분해로 얻어진 부영상

### 2.4 DLDA(DirectLinearDiscriminantAnalysis)

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)은 버리지 않고, 유용한 정보를 포함하지 않은 Class Scatter  $S_b$ 사이의 영공간을 버리는 것이다[5]. 각 Scatter는 다음과 같이 주어진다.

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

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

여기서  $n_i$ 는 Class  $i$ 의 특징벡터 수,  $\mu_i$ 는 Class  $i$ 의 평균,  $\mu$ 는 전역평균, 그리고  $J$ 는 전체 Class의 수이다. DLDA 방법의 개요는 다음과 같다. 우선 입력 Data의 차원이 웨이블릿 변환을 통해 적당하게 축소되므로 두 산포행렬(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 Scatter의 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 열벡터를  $Y$ 로 놓으면

$$Y^T S_b Y = D_b \quad (m \times m) \quad \text{이다.}$$

다음 단계로  $Z = Y D_b^{-1/2}$  로 하면

$$Z^T S_b Z = I \quad \text{이다.}$$

$U^T U = I$  일 때 행렬  $Z^T S_w Z$  를 대각화하면

$$U^T (Z^T S_w Z) U = D_w \quad \text{이다.}$$

여기서  $D_w$ 의 대각 요소를 정렬시킨 후 상응하는 고유벡터와 함께 최상위에 있는 고유값을 버릴 수 있으며, 이렇게 얻어진 변환 행렬로부터  $n \times 1$ 의 특징 벡터를  $m \times 1$ 의 특징벡터로 변환시킨다.

### 3. 실험 결과 및 분석

눈 영상의 크기는 256 그레이 값을 가지는 320 X 240픽셀의 크기이고, 정규화된 홍채 영상의 크기는 225 X 32픽셀의 크기이다. 본 실험의 데이터는 149 명으로부터 획득한 1,490개의 정규화 된 홍채 영상으로 데이터를 구성하였다. 학습과 테스트를 위해 각 개인당 각각 5장의 영상을 임의적으로 선택했으며 각 실험은 최소 50번씩 반복을 하였다. 추출된 특징의 신뢰도를 확인하기 위해 먼저 SVM을 사용하였으며 사용된 커널은 RBF 커널이다. Gabor 필터를 사용하였을 때 97.0%의 인식률을 보였으며, Laws 필터와 Wavelet의 경우 각각 90.8%와 88.6%의 인식률을 보였다. 특징 차원의 축소를 통한 성능 향상을 실험하기 위해서 먼저 PCA로 특징벡터 수를 조절하며 실험하였는데, Gabor 필터는 특징 벡터

수가 45일 때 최대 95%, Laws 필터는 특징 벡터가 70일 때 80%, Wavelet 변환은 75일 때 84.8%의 인식률을 나타내었다. 다음 [표-1]은 SVM과 PCA를 비교한 결과이다.

구 분	SVM	PCA
Gabor filter	97.00%	95.00%
Laws filter	90.80%	80.00%
Wavelet	88.60%	84.80%

[표-1] SVM과 PCA의 인식 결과 비교

[표-1]에서와 같이 SVM이 우수한 인식 문제 해결능력을 가지고 있으나, 앞서 설명한 텍스처 분석 기법에 의한 특징추출 방법론에서는 한계가 있음을 볼 수 있다. PCA 방법론은 이 보다 더욱 좋지 않은 결과를 보였다. 이 결과를 통해서 일반적인 텍스처 분석 기법에서 사용되는 특징추출 방법을 보완해 주기 위한 별도의 추가 과정이 필요함을 알 수 있다. 최적의 아닌 특징추출 방법을 보완해 주기 위해 각각의 특징추출 방법에 DLDA 기법을 적용하여 인식률이 향상된 결과를 확인하였다. 다음 [표-2]는 SVM, PCA의 결과와 DLDA를 비교한 결과이다.

구 분	SVM	PCA	DLDA
Gabor filter	97.00%	95.00%	98.96%
Laws filter	90.80%	80.00%	98.92%
Wavelet	88.60%	84.80%	96.58%

[표-2] SVM과 PCA 및 DLDA의 인식 결과 비교

Gabor 필터는 특징벡터수가 50일 때 98.96%의 높은 인식률의 향상을 보였으며, Laws 필터와 Wavelet의 경우에도 DLDA 기법의 사용을 통해 각각 98.92%(특징 벡터수 60)와 96.58%의 우수한 인식률 향상을 보였다.

#### 4. 결 론

본 실험을 통해 특징추출 방법에 적합한 인식방법을 결합시켜야 최적의 인식률을 얻을 수 있으며, 최적의 인식 방법으로 널리 알려진 SVM의 경우에도 특징을 어떻게 구성하느냐에 따라 최적의 아닌 결과를 가져올 수 있다는 것을 확인할 수 있었으며, 일반적인 텍스처 분석 기법에서 사용되는 특징추출 방법론을 통해서 홍채인식시스템에 적용하고자 할 경우 커널 Method를 사용하여 특징 차원보다 높은 차원에

서 선형적으로 분류 가능하도록 한 SVM보다 적절한 차원의 축소를 통해서 얻어진 특징을 판별하는 방법이 더 좋은 결과를 나타낼 수도 있다는 것을 확인하였다. 또한 최적의 아닌 특징추출 방법도 이를 보완할 수 있는 방법의 추가를 통해 인식률의 향상을 가져올 수 있음을 확인하였다. 또한 사용이 비교적 간단한 Laws 필터의 경우 Gabor 필터에 비하여 텍스처 분석 능력이 낮으나 DLDA와 같은 추가적인 특징 추출 과정을 통해 우수한 인식률을 나타낼 수 있는 홍채 특징추출 방법으로 사용될 수 있음을 확인하였다.

#### 참고문헌

- [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] A.K.Jain, F. Forrokhnia, "Unsupervised texture segmentation Using Gabor filter", *Pattern Recognition*, 24(12), pp.1167-1186, 1991.
- [3] K. Laws, "Rapid texture identification", *Proc. SPIE Conf. on Image Processing for Missile Guidance*, Vol. 238, pp.376-380, 1980
- [4] P. Kuizinga, N. Petkov and S. Grigorescu, "Comparison of texture features based on gabor filters," *Proceedings of the 10th International Conference on Image Analysis and Processing*, pp. 142-147, 1999.
- [5] Randy K. Young, "Wavelet Theory and Its Application", Kluwer Academic Publisher, 1992.
- [6] M. Unser, "Texture Classification and Segmentation Using Wavelet Frames", *IEEE Trans. Image Processing*, 4(11), pp.1549-1560, 1995.
- [7] Jain A.K., Duin P.W., and Mao J., "Statistical pattern recognition : a review", *Proceedings of International Conference on Image Analysis and Processing*, pp.376-381, 1999.
- [8] 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