

Gabor 변환과 신경회로망을 이용한 홍채인식

Human Iris Recognition Using Gabor Transform and Neural Network

*조성원
Seongwon Cho

*성혁인
Hyukin Sung

**이필주
Pilju Lee

***임철수
Choelsu Lim

*홍익대학교 전자·전기공학부 **한국아이시스주식회사
***서경대학교 컴퓨터공학과

*School of Electronic and Electric Engineering, HongIk University

**ISIS Korea, INC.

***Dept. of Computer Engineering, SeoKyung University

요약

본 논문은 신경회로망과 Gabor변환을 이용한 홍채인식에 대한 연구이다. 현재 개발되고 있는 신원확인을 위한 여러 가지 인식 시스템 중 홍채인식의 특성과 비교우위적 장점을 소개하고, LVQ 신경회로망의 효과적인 초기화 방법과 Gabor변환을 이용한 홍채데이터의 특징추출에 대하여 논한다.

1. 서론

사람은 그 개개인이 다른 이와는 전적으로 구분되는 생물학적인 특징을 가지고있다. 유전자 형질, 지문, 목소리, 얼굴의 생김새, 눈동자의 홍채 등이 그러한 특징들이며, 이러한 개개인의 생물학적 고유성을 이용하여 자동으로 그 사람의 신원을 인식하는 시스템은, 생물학적인 특징의 높은 신뢰도 때문에 오랜 기간 많은 연구가 진행되어 왔다. 보다 적용이 용이하면서 비용이

적게 들고, 더욱 높은 신뢰도를 갖게 하려는 연구가 이루어지고 있다.

사람의 생물학적인 특징을 이용한 인식 기술 중 홍채 인식 기술은 관련된 연구가 오래되지 않았음에도 높은 신뢰도의 인식률을 가진다.

사람의 눈동자에 존재하는 홍채와 같은 경우는 태어난 후 얼마간의 세월이 흐른 뒤 그 모양이 변하지 않는 특성을 지니면서, 사람마다 독립적인 특징을 가지므로 신원 인식의 시스템으로서 높은 신뢰도를 지닐 수 있다[1][2]. 그러나, 호흡 등의 활동에 대하여 미세한 변화를 가지는 문제를 가지고 있다.

본 논문은 정보통신부 '97 초고속 정보통신 응용기술개발 사업의 연구비 지원으로 수행된 결과임.

2. 본론

높은 신뢰도를 위해 인간의 생물학적인 고유성을 이용한 인식방법으로 눈의 홍채를 인식하는 과정에 신경회로망 사용한다.

홍채의 특징추출방법으로는 최근 신호처리 분야에서 많은 용도를 보이는 Gabor변환을 사용하였다. 아울러 기존의 LVQ 신경회로망의 단점인 초기 가중치에 민감한 점을 새롭게 제안한 초기치 선정방법으로 개선하고자 한다. 제안하는 초기치 선정방법은 각 집단간의 간의 경계면에 보다 가까이 위치한 가중치 벡터만을 생성시키는 방식을 사용한다.

3. 2-D Gabor변환

Gabor변환은 2차원의 공간상 좌표계의 영상에 지역적으로 2차원의 Gaussian window 함수를 씌운 공간상 좌표들의 향으로 영상을 묘사하는 방식으로 공간적인 성분 표현과 주파수 성분 표현 방식의 두 가지를 결합한 영상 표현 기법이다[3][4][5].

Gabor변환을 이용해 분석하고자 하는 256×256 의 해상도를 가지는 이차원의 영상을 $I[x,y]$, 변환의 각 기저들의 벡터 집합을 $G_i[x,y]$, 최종적인 결과인 기저 벡터집합의 계수 집합을 $\{a_i\}$ 라고 하자. 이때 입력 영상인 $I[x,y]$ 는 65,536의 차원을 가지는 벡터 공간의 한 벡터로 생각할 수 있다.

$$H[x,y] = \sum_{i=1}^n a_i G_i[x,y] \quad (3-1)$$

이 $H[x,y]$ 는 orthogonal한 기저를 가질 경우에는 $I[x,y]$ 와 오차가 없는 복원이 가능하지만 non-orthogonal한 기저를 가지는 경우에는 $H[x,y]$ 가 $I[x,y]$ 와는 다른 영상으로 복원이 된다. 이러한 복원의 문제는 Gabor 변환이 성공적으로 수행되었는가의 문제, 즉 Stability가 보장된 Gabor 변환이 이루어졌는가에 대한 측도로 볼 수 있기 때문에 복원의 정도를 나타내는 오차가 최소화 되는 계수 $\{a_i\}$ 를 뽑아내는 문제로 귀결시킬 수 있다.

식(3-2)은 orthogonal한 기저를 가질 경우

$I[x,y]=H[x,y]$ 에 $\{a_i\}$ 를 구하는 방정식을 표현한 것이다.

$$a_i = \frac{\sum_{x,y} G_i[x,y] I[x,y]}{\sum_{x,y} G_i^2[x,y]} \quad (3-2)$$

식(3-3)은 non-orthogonal한 기저를 가질 경우, 두 벡터의 차이에 크기를 벡터 norm으로 표현한 것이다. 따라서, 이 식은 두벡터의 오차를 나타내고, 최소의 오차를 가져야 최적의 결과를 산출할 수 있다.

$$\begin{aligned} E &= \| I[x,y] - H[x,y] \|^2 \\ &= \sum_{x,y} (I[x,y] - H[x,y])^2 \end{aligned} \quad (3-3)$$

식(3-3)의 norm E 는 n 개의 모든 $\{a_i\}$ 에 대해 각각 그 편미분이 0이 되는 점에서 최소값을 알 수 있다.

$$\begin{aligned} \forall_i \frac{\partial E}{\partial a_i} &= -2 \sum_{x,y} (I[x,y] G_i[x,y]) \\ &+ \sum_{x,y} \left[2 \left(\sum_k a_k G_k[x,y] \right) G_i[x,y] \right] = 0 \end{aligned} \quad (3-4)$$

식(3-4)를 만족시키기 위해서 식(3-5)의 n 개 미지수에 대한 n 개의 연립 방정식이 세워지게 된다.

$$\begin{aligned} & \left| \sum_{x,y} (I[x,y] G_i[x,y]) \right. \\ & \left. - \sum_{x,y} \left[\left(\sum_k a_k G_k[x,y] \right) G_i[x,y] \right] \right| \end{aligned} \quad (3-5)$$

Gabor변환의 기저 함수는 2-D Gaussian 함수를 windowing 함수로 사용한 STFT(Short Time Fourier Transformation)이므로 아래와 같은 이차원 공간의 임펄스 응답함수가 있는 $G(x,y)$ 로 표현된다.

이 $G(x,y)$ 의 Fourier Transformation은 $F(u,v)$ 로 아래와 같이 구해진다.

$$G(x,y) = \exp\{-\pi[(x-x_0)^2\alpha^2 + (y-y_0)^2\beta^2]\} \cdot \exp\{-2\pi i[u_0(x-x_0) + v_0(y-y_0)]\} \quad (3-6)$$

$$\begin{aligned} F(u,v) &= \exp\left\{-\pi\left[\frac{(u-u_0)^2}{\alpha^2} + \frac{(v-v_0)^2}{\beta^2}\right]\right\} \\ &\cdot \exp\{-2\pi i[x_0(u-u_0) + y_0(v-v_0)]\} \end{aligned} \quad (3-7)$$

4. Gabor변환을 이용한 홍채 인식

그림 1에서 보는 것처럼 사람 눈의 동공과 흰 부위 사이에 존재하는 영역을 홍채(Iris)라고 하며 이 홍채에 생겨있는 긴 띠 모양의 망(빛살 무늬의 인대), 코라지를 한 듯한 붉은 색의 섬유질, 속눈썹 모양의 돌기, 꾸불꾸불한 혈관계, 링모양의 원들, 동공을 둘러싸는 코로나모양의 인대, 홍채 고유의 색, 얼룩점 등이 각 사람마다 다른 생물학적 특성을 가진다.

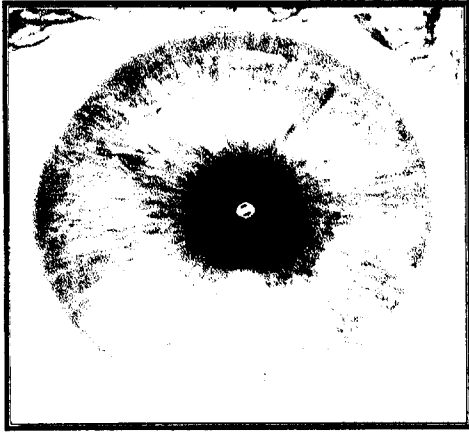


그림 1. 빛살무늬의 인대와 동공주위의 코로나 등의 특징들이 잘 드러난 홍채의 확대 영상.

홍채인식 시스템은 신체적인 접촉이 없이 안구로부터 어떤 거리에서의 이미지 저장에 편리하다는 장점이 있다. 전처리 과정에서는 경계선 추출 방법에 의한 속눈썹의 제거와, 조명에 의한 반사 영상의 제거를 행하며, 동공의 확대, 축소에 불변하는 특징을 추출하기 위해 극좌표계로의 변환 등을 행한다.

홍채로부터의 특징은 Gabor변환을 이용하여 추출이 되며 이를 지도학습의 신경회로망인 LVQ(Learning Vector Quantization)을 이용해 학습과 인식을 행한다. 본 연구에서 구현한 홍채인식 시스템의 구조는 그림 2와 같다.

4.1 전처리와 특징 추출

눈 영상에서 눈동자를 가리는 속눈썹의 제거와 조명에 의해 생기는 반사 영상의 제거를 행하고, 에지검출 방법을 이용한 눈 영상에서의 흰 부위와 눈동자의 분리를 수행을 하게 된다.

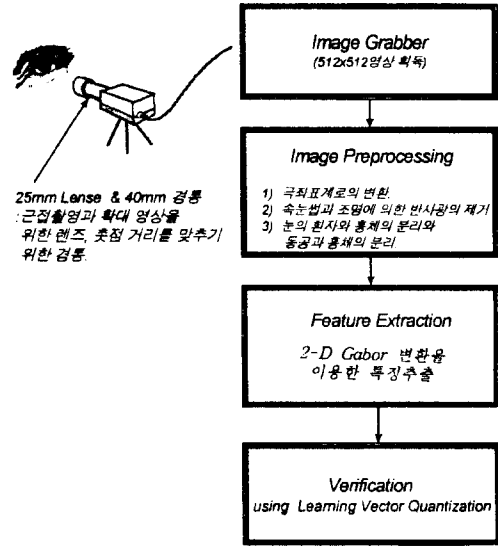


그림 2. 제안된 홍채 인식 시스템의 블럭 선도

식(4-1)과 식(4-2)는 직각좌표계로 얻어진 홍채의 영상을 동공의 중심으로부터 거리 r , 중심 각 θ 로 표현되는 극좌표계로의 변환을 행하는 식이다.

$$I(x(r, \theta), y(r, \theta)) \rightarrow I(r, \theta) \quad (4-1)$$

$$x(r, \theta) = (1-r)x_p(\theta) + rx_s(\theta) \quad (4-2)$$

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

현재 영상으로 인식이 가능한 가에 대한 점검 및 잡영을 없앤 후에는 미적분 연산자를 이용한 에지검출을 행한다. 이 미적분의 연산자는 아래와 같이 스케일 요소로 σ 를 가지는 Gaussian 평활화 함수를 씌운 선적분을 반지름을 증가시키면서 수행하여 가장 큰 값이 나올 때 그값으로 원형의 에지를 검출한다.

$$\max(r, x_0, y_0) \left| G_\sigma(r) \times \frac{\partial}{\partial r} \oint_{r, x_0, y_0} \frac{I(x, y)}{2\pi r} ds \right| \quad (4-3)$$

식(4-4)는 다시 이산 신호에 대한 수식이고, 식(4-5)은 이에 대한 변환이다.

$$G_\sigma(t) = \left(\frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{t^2}{2\sigma^2}} \right)_{t=-m}^{t=m}, \quad m = k\sigma \quad (4-4)$$

$$\max \left| \frac{1}{\Delta r} \sum_i (G_r((n-k) \Delta r) - G_r((n-k-1) \Delta r)) \cdot \sum_m [k \Delta r \cos(m \Delta \theta) + x_0], (k \Delta r \sin(m \Delta \theta) + y_0) \right| \quad (4-5)$$

첫 번째 예지추출시에는 Gaussian 평활화 함수 스케일 요소로 σ 를 크게 가져가 눈의 현 부위와 눈동자의 예지를 얻고 이어, 두 번째 예지추출시에는 σ 를 작게 가져가 눈동자 안의 동공과 홍채의 예지를 얻어낸다.

이와 같은 전처리를 행하고 난 후 3장에서 제안된 2-D Gabor변환을 수행한다. 변환의 결과 유도되는 공간, 주파수 특징을 동시에 가지는 영상의 특징 홍채인식을 위한 특징으로 사용하게 된다.

식(4-6)은 일반적인 2-D Gabor 변환의 좌표계를 극좌표계로 변환을 시킨 식이며, $G(r, \theta)$ 는 3장의 식(3-1)에 선언된 $G[x,y]$ 에 해당하는 변수이고 이를 이용하여 3장에서 제안된 최적의 Gabor계수를 구해 특징으로 사용하게 된다.

$$G(r, \theta) = e^{-j\alpha(\theta - \theta_0)^2} e^{-\frac{(r-r_0)^2}{\alpha^2}} e^{-\frac{(\theta - \theta_0)^2}{\beta^2}} \quad (4-6)$$

4.2 학습과 인식

지도 학습 신경회로망인 LVQ (Learning Vector Quantization)는 오류역전파(Error Backpropagation) 학습 알고리즘에 비해 학습속도가 빠르지만 초기 가중치 벡터에 민감하다는 단점이 있다[6][7].

이러한 단점을 보완하는 LVQ 신경회로망의 새로운 초기 가중치 선정방법으로 각 집단간의 경계면에 보다 가까이 위치한 가중치 벡터만을 생성시키는 방식을 사용한다. 이 방식에 따른 초기화를 사용한 학습이 수행된 후 가중치 벡터들에 의한 인식을 하는데, 인식의 범위를 어떠한 임계치로 제한함으로써 학습되지 않은 특정 입력에 대해서는 인식에서 배제시키는 방법으로 인식을 행한다[8].

새로운 초기화 알고리즘은 아래와 같다.

Step 1. 각 클래스의 학습패턴들 중에서 처음으로 입력되어지는 학습패턴을 그 클래스의 초기 가중치 벡터로 선정을

한다. 나머지의 가중치 벡터는 모두 0으로 설정을 한다.

$$W_1^k = X_1^k \quad \text{for } k=1, \dots, M$$

X_1^k : k번째의 클래스의 첫번째 입력 학습 패턴.

W_1^k : k번째의 클래스의 첫번째 가중치 벡터.

M : 클래스의 수.

Step 2. 각 클래스의 학습패턴을 새로운 입력으로 인가한다.

Step 3. 입력된 패턴과 각 출력 노드 사이의 거리 d_i 를 식(4-9)를 이용하여 구한다.

$$d^2 = \sum_{i=0}^{N-1} (X_{ip}^k - W_{ij}^k)^2 \quad (4-9)$$

X_{ip}^k : k번째의 클래스의 p 번째 입력 학습 패턴의 i번째 값.

W_{ij}^k : k번째의 클래스의 j번째 가중치 벡터의 i번째 값.

N : 입력패턴의 차원.

Step 4. 최소 거리(d)를 가지는 가중치 벡터가 나타내는 클래스와 입력 패턴의 클래스가 일치하는가를 결정한다.

일치 하지 않는 경우에만 현 입력패턴을 또 하나의 다른 가중치 벡터로 등록한다.

Step 5. 모든 학습패턴에 대해 위의 과정이 적용될 때까지 **Step 2** 에서 **Step 4**까지의 과정을 반복한다.

5. 실험결과

홍익대학교에 재학중인 임의의 8명의 데이터를 traing data 10개, test data 10개씩 20개의 홍채데이터를 가지고 실험하였으며, LVQ 학습에 있어서의 파라미터 설정은 학습률은 식(5-1) 형태의 단조 감소 함수를 사용하였고, 초기 학습률은 0.2로 하였다. 총 iteration의 수는 1000 회이며, 초기화는 학습패턴 중 임의의 패턴을

설정하였다.

$$\alpha(t) = \alpha_0 \left(1 - \frac{t}{\text{Total Number of Iterations}}\right) \quad (5-1)$$

표 1과 표 2는 Gabor변환과 일반적인 LVQ 신경회로망을 이용한 홍채인식률과 Gabor변환과 제안된 LVQ 신경회로망을 이용한 홍채인식률을 나타낸 것이다.

	인식률
<i>Traing Data</i>	100%
<i>Test Data</i>	97%

표 1. Gabor 변환과 일반적인 LVQ 신경회로망을 이용한 홍채인식률

	인식률
<i>Traing Data</i>	100%
<i>Test Data</i>	98%

표 2. Gabor 변환과 제안된 초기화 설정 방법을 가지는 LVQ 신경회로망을 이용한 홍채인식률

Gabor transformation for image processing," IEEE Trans. Signal Processing, in press, 1993

- [6] T.Kohonen, The Self-organization and Associate Memory, Springer -Verlag, 1985.
- [7] L.Fausset, Fundamentals of Neural Networks, Prentice Hall, 1994.
- [8] 유광엽, "영상인식을 위한 주성분 분석 특징 추출과 LVQ 신경회로망의 균일 분포 초기 가중치 선정 방법", 홍익대학교 석사학위 논문, 1995년 12월.

- 참고 문헌 -

- [1] F.H. AdlerR. *Physiology of the Eye: Clinical Application* : The C.V. Mosby Company, 1965.
- [2] P. W. Hallinan, "Recognizing human eyes," in SPIE Proc. : Geometric Methods in Computer Vision, Vol. 1570, pp. 214-226, 1991.
- [3] B. Porat, Digital Processing Of Random Signal : Theory and Methods, 1983.
- [4] M. Bastiaans, "Gabor's expansion of a signal into Gaussian elementary signal", *Proc. IEEE*, vol. 68, pp. 538-539, 1980.
- [5] A. Teuner and B. J. Hosticka, "Adaptive