

인식률 향상을 위한 동공경계 및 신경망 구조 설계

강경아*, 강명아**, 정채영*
*조선대학교 전산통계학과
**광주대학교 전자정보통신공학부
e-mail : kkangel@daum.net

The Pupil Boundary and design of Neural Network structure for Recognition Rate improvement

Kyung-A Kang*, Myung-A Kang**, Chae-Young Jung*
*Dept of Computer Science and Statistics, Chosun University
**Division of Computer, Electronics & Communications Engineerings, Kwangju University

요 약

보안이 점점 큰 의미를 가지는 요즘, 생체정보를 개인 신분 확인수단으로 이용하려는 연구가 많이 이루어지고 있다. 생체정보를 이용한 분야로는 얼굴 인식, 지문 인식, 정맥 인식, 홍채 인식 등이 있는데 그 중에서도 홍채는 패턴의 불변성과 개인의 정보로 이용될 수 있을 정도로 다양한 패턴 형태를 이루고 있다. 이러한 홍채를 이용하여 신분을 인식하기 위해서는 불필요한 영역은 배제하고 인식을 위한 특징만을 가지고 있는 영역을 정확히 찾는 것이 중요하다고 하겠다. 또한 인식 시간의

단축을 위해서 특징 데이터의 크기를 줄이기 위한 방법도 고려되어야 한다. 이 두 가지 문제를 해결하기 위하여 본 논문에서는 홍채의 특징이 가장 많이 분포되어 있는 영역을 찾기 위한 전처리 기법과 인식을 위한 신경망에서 인식시간을 단축하면서 인식률을 높일 수 있는 최적의 신경망 구조를 찾아내는 방법을 제안한다.

1. 서론

사람은 얼굴의 생김새, 지문, 목소리, 홍채와 같이 타인과 전적으로 구분되는 생물학적 특징을 가지고 있다. 이러한 사람의 생물학적인 고유성을 이용하여 사람의 신원을 검증하는 시스템에 대한 연구는 과거의 보안 수단이었던 열쇠와 암호의 단점을 해결하는데 큰 역할을 하였다. 기존의 보안수단은 위조, 도난, 분실 등의 위험이 있었으며 자동화 시스템을 요구하는 여러 분야에서는 해결하기 어려운 문제였다. 따라서 유일성, 불변성, 자동화 처리를 만족하면서 위조와 도난의 위험이 없는 보안수단을 연구하게 되었다. 이러한 요구로 시작된 연구가 사람의 특징정보(홍채, 정맥, 망막, 얼굴, 음성, 지문 등)를 이용한 생체 인식이며, 특히 홍채인식은 높은 신뢰도의 인식률로 인하여 꾸준한 연구가 계속되고 있다.[1] 1993년 John G. Daugman에 의해 발표된 논문에서는 Gabor변환을 이용한 256바이트의 홍채코드를 추출하여 인식에 사용하였다[2]. 본 논문에서는 획득된 눈 영상에서 불필요한 영역을 배제시키고 정확한 인식을 위한 적절한 특징값만을 포함하고 있는 홍채영역을 검출하므로써 특징값의 크기를 줄이고 HLAC 필터를 이용하여 홍채 인식을 위한 특징 벡터를 생성하였다. 홍채 인식은 영상획득 시 눈을 카메라에 직접 접촉하지 않고 일정 거리에서 눈 영상을 획득하므로 입력된 홍채 영상이 눈과 카메라의 거리에 따라 크기가 달라지거나, 움직임으로 인하여

영상이 기울어지고, 조명으로 인하여 색상이 일정치 않은 현상이 발생하게 된다. 이를 해결하기 위해서는 불변특징을 생성해야하는데 이를 위하여 HLAC를 이용하게 되며 또한 25개의 필터를 사용하므로써 특징벡터의 수를 25개로 줄일 수 있다. 이것은 데이터의 저장 및 인식 시간의 단축과 축소된 최적의 신경망 구조를 찾아내어 신원확인 및 인식을 위한 개선된 방법이다.

2. 홍채인식 시스템

2.1 홍채영상 획득

본 논문에서는 55mm접사렌즈를 부착한 흑백 CCD 카메라를 사용하였다. 조명은 홍채 영상을 얻어서 데이터를 처리하는데 절대적인 영향을 미친다. 그러나 카메라를 통해서 얻어지는 영상은 원 영상보다 어두운 영상을 갖게 된다. 이러한 문제를 해결하기 위하여 사용자의 눈에 피로를 주지 않으면서 빛의 반사광을 없애기 위한 방법으로 간접조명을 사용하였다. 홍채영상은 320*240의 해상도를 가지도록 촬영하였다. 획득된 영상에 불필요한 잡영이 들어가면 좋은 결과를 얻을 수 없으므로 조명과 반사광의 위치를 고려하여 홍채 영역의 간섭을 최소화 하도록 설정하는 것이 중요하다. 획득된 영상은 특징 추출을 위한 잡영 제거와 홍채영역 추출의 전처리 과정을 거치게 된다.

2.2. 홍채 영상 전처리 기법

영상을 실제의 대상으로부터 입력시키는 과정에서 전기적인 센서 잡음, 화상 잡음 등의 불필요한 신호를 제거하기 위해서 전처리 과정을 거치게 된다. 본 실험에서는 일반적인 평균필터가 중심 (i,j)의 화상농도가 주위 8개의 화상농도와 같은 1을 사용함으로써 화상이 희미하여 점예도를 잃어버리는 경향을 보완하기 위해서 중심점 (i,j)로부터의 거리가 증가함에 따라 이 계수를 감소시켜 식(1)과 같이 구성된 필터를 사용함으로써 점예도를 잃는 결점을 다소 보충하였다.

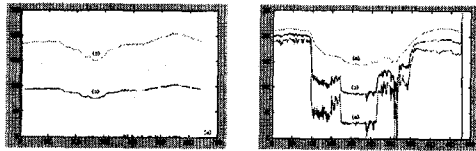
$$M(i, j) = \frac{1}{10} \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 2 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix} \quad (1)$$

동공은 눈으로 들어가는 빛의 양을 조절하기 위하여 크기가 변화하는데 이때 홍채는 이러한 구멍의 크기를 조절하는 조리개 역할을 한다. 따라서 외부적으로 보았을 때는 동공의 크기 변화가 홍채 영역에 영향을 미치는 것으로 보인다. 홍채의 미세한 패턴들을 개인 고유의 정보로서 사용하기 위해서는 이러한 작은 에러들이 홍채 영역에 어떠한 영향을 미치는지를 분석하고 발생 에러를 극복할 수 있어야 한다.

2.3 동공추출

임계값을 설정하여 농도의 분포를 살펴보면 동공영역은 획득영상에서 가장 어두운 부분에 해당된다. 그러므로 값의 분포를 그려서 낮은 농도값이 일정구간 지속되는 부분을 동공이라고 판단할수 있다.

하지만 농도의 분포만을 가지고 판단할 경우 획득 영상의 종류에 따라 농도의 분포만으로는 동공영역을 판단하지 못하는 경우가 있다. 획득영상에 음영이 많이 포함되어있거나 속눈썹의 양이 많은 경우에는 동공만큼 어둡고 넓은 영역이 여러개 나타나기 때문에 동공 영역 획득이 어려워지는 단점이 있다.



[그림 1] 동공 영역 지정을 위한 그레이레벨의 합과 평균 분포

본 논문에서는 획득된 홍채 영상의 각 x축과 y축에 대해 그레이레벨의 최소값(a)와 합(b), 그리고 그레이레벨의 최소값의 평균(c)을 이용하여 동공의 정확한 위치를 찾아 동공의 중심과 반지름을 이용하여 동공의 경계를 구한다.

[그림 1]에서 동공 영역에 임의의 초기값 $T=(x_i, y_i)$ 의

위치 가 확정되면 다음과 같이 좌표값을 각각 x, y방향으로 증가 또는 감소시키면서 동공의 경계를 찾는다

$$\begin{aligned} & \text{if } I(x_i+xInc, y_i) < \text{thresholdOfPupil}, xInc^{++} \\ & \text{if } I(x_i-xDec, y_i) < \text{thresholdOfPupil}, xDec^{++} \\ & \text{if } I(x_i, y_i+yInc) < \text{thresholdOfPupil}, yInc^{++} \\ & \text{if } I(x_i, y_i-yDec) < \text{thresholdOfPupil}, yDec^{++} \end{aligned} \quad (2)$$

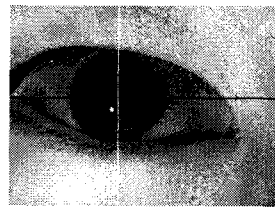
홍채정보는 불변이라고 하지만 이를 형성하기 위하여 추출되는 홍채크기는 항상 일정치 않다. 이유는 동공이 눈으로 들어가는 빛의 양을 조절하기 위해 크기가 변화하기 때문인데 이렇게 동공의 크기는 시간적 공간적인 영향을 받는다. 그러므로 동공의 크기를 고려하지 않고 추출된 홍채 정보를 이용하여 인식에 사용하는 것은 불합리하다고 본다.

본 논문에서 특징을 추출하기 위해 사용되는 홍채 영역의 내부 경계를 실제 동공의 경계보다 5%를 확장시켜 가상원을 그려 사용한다. 그리고 홍채특징을 많이 포함하고 있는 위치를 찾기 위하여 동공경계로부터 균등한 간격으로 원을 그려 해당 위치의 특징을 살펴본 결과 홍채특징을 많이 포함하고 있는 위치는 동공경계로부터 20%,30%까지의 영역까지가 많은 특징을 분포하고 있었다.

그러하여 확장된 가상원에서 다시 40%를 확장한 원을 홍채 특징을 추출하기 위한 외부 경계로 사용한다.

$$\begin{aligned} R_{Innerbound} &= r1 + r1*0.05 \\ R_{outerbound} &= R_{Innerbound}*0.4 \end{aligned} \quad (3)$$

[그림 2]와 같이 두 개의 가상원으로 홍채영역이 추출되었으면 홍채 영역에서 특정 위치의 신호 추출을 위해서 극 좌표계로 변환한 뒤 분석의 편의를 위해 영상을 펴는 과정을 거치게 된다.



[그림 2] 홍채 영역 추출

식(3)은 직각 좌표계로 얻어진 홍채의 영상을 동공의 중심으로부터 거리 r, 중심각 θ로 표현되는 극 좌표계로의 변환을 행하는 식이다.

$$\begin{aligned} I(x(r, \theta), y(r, \theta)) &\rightarrow I(r, \theta) \\ x(r, \theta) &= (1-r)x_p(\theta) + rx_s(\theta) \\ y(r, \theta) &= (1-r)y_p(\theta) + ry_s(\theta) \end{aligned} \quad (3)$$

[그림 3] 극좌표 변환된 홍채 영역

2.4 HLAC를 이용한 홍채 특징 생성

고차 국소 자기상관함수 (Higher Order Local Auto-correlation Function)는 이동불변의 특징을 갖는 함수이다. 이미지 영역이 P를 포함하고, N을 a_1, \dots, a_N 으로 대체하는 N차원의 자기상관함수는 식(3)과 같이 정의할 수 있다.

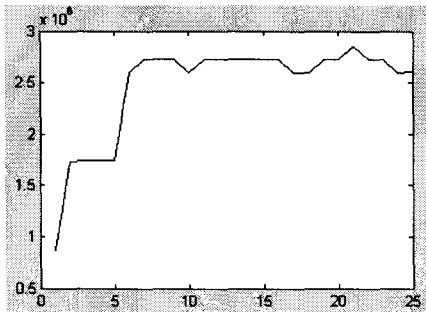
$$x_i^N(m) = \int P_{\langle r \rangle} P_{\langle r+a \rangle} \dots P_{\langle r+a_N \rangle} dr \quad (3)$$

$P_{\langle r \rangle}$ 은 그레이 레벨로 표현한 것이다. 큰 영역을 지니고 있는 P를 조합하여 얻은 자기상관함수는 그 수가 너무 많기 때문에 일정한 과정을 거쳐 감소시켜야 한다. 따라서, 먼저 N차원의 범위를 2차원으로 제한한다. 0차원 자기상관계수는 이미지 P의 그레이 레벨의 평균을 의미한다. 3*3의 국소 필터를 극좌표 변환된 홍채 영상에 대치시키게 되는데, 이 국소 필터 중 정 가운데 픽셀에 대한 값을 참조하게 되면 홍채영상에 대한 25개의 특징 벡터를 구할 수 있으며, 각각의 특징벡터 f_i ($i=1, 2, 3, \dots, 25$)는 식(4)로 정의된다

$$\begin{aligned} f_1 &= \sum_x \sum_y (I_{x,y}) \\ f_2 &= \sum_x \sum_y (I_{x,y})(I_{x+1,y}) \\ &\vdots \\ f_5 &= \sum_x \sum_y (I_{x,y})(I_{x-1,y-1}) \\ &\vdots \\ f_{15} &= \sum_x \sum_y (I_{x,y})(I_{x,y+1})(I_{x+1,y-1}) \\ &\vdots \\ f_{25} &= \sum_x \sum_y (I_{x,y})(I_{x-1,y-1})(I_{x+1,y-1}) \end{aligned} \quad (4)$$

변환된 홍채 영상의 특징벡터는 마스크 패턴에 대한 픽셀의 총합으로 결정되며, 3*3의 국소필터는 왼쪽에서 오른쪽, 위쪽에서 아래쪽으로 이동하며 격자 내의 픽셀의 합을 구하여 총 25개의 특징벡터가 만들어진다.

HLAC를 통해 얻은 5개의 특징벡터의 값은 $0 \sim 3 \times 10^6$ 까지의 다양한 값으로 분포되어 있어 이 값을 신경망의 입력값으로 사용하기 위해서 정규화 과정을 거치게 된다. 구해진 특징값들 중에서 단계별 최대값과 최소값의 평균을 이용하여 정규화 작업을 하였다.



[그림 4] 정규화 이전 특징 벡터 분포

2.5 홍채 인식을 위한 신경망 최적화

홍채인식기법으로 많이 사용된 LVQ(learning vector quantization)등의 경쟁학습 신경망은 초기 가중치 벡터에 민감하고, 오류 역전파 학습 알고리즘은 학습속도가 느리다는 단점이 있다. 본 논문에서는 홍채인식을 위한 다층신경망 구조를 25개의 입력노드를 지니는 입력층과 50개의 은닉노드를 가지고 있는 1개의 은닉층, 그리고 8개의 출력노드를 갖는 출력층으로 25*45*8구조의 신경망을 구성하였다. 이 구조는 초기 설정된 25*50*8의 신경망구조를 최적의 신경망 구조 결정을 위하여 미리 학습을 시킨 후에 이 pruned된 최적의 구조를 홍채인식을 위한 도구로 사용하였다.

신경망 구조를 결정하기 위하여 제안된 특징값을 이용한 노드 제거 과정은 제거대상 은닉노드를 선택하기 위하여 먼저 출력노드의 단(單),복(複)수 여부에 따라 두 부분으로 나뉘어 진다.

먼저 출력노드(Onode)가 단수인 경우 (Onode <= 1), 은닉노드의 개수만큼 각 출력노드에 대한 특징값(Value_Array[j]) 과 제거기준값(GetAvg())을 비교하여 제거 은닉노드를 선택한다. 만약 미 제거 대상 은닉노드의 개수(Temp_Hidden_Num)가 2개 이하인 경우 제거 알고리즘은 종료된다.

```

HNS_Plun_Hnode()
{
    int Hnode, Onode ;
    if (Onode <= 1)
    {
        for( Hnode = 0 ; Hnode < NUM_HNODE ; Hnode++)
            if ( abs(Value_Array[j] < GetAvg() ) )
            {
                if (Temp_Hidden_Num > 2 )
                    flag[j] = 0;
            }
            else
                flag[j] = 1;
        plun_hnode(flag);
    }
    /* if End */
}
    
```

표 1 제안한 최적화 신경망 설계 알고리즘

3. 실험 및 결과

3.1 전처리 성능 실험

본 실험에서는 홍채 전 영역을 인식대상으로 하여 특징 벡터를 생성한 후의 인식결과와 본 논문에서 제안한 40% 영역만을 인식대상으로 하여 특징벡터를 생성한 후 일반 백프로퍼게이션 신경망을 통해 인식을 해보았다. 학습 패턴은 고차 국소 자동 상관 함수를 통해 얻은 홍채 영상의 특징벡터로 총 20명에 대한 10개의 홍채영상을 사용하였으며 학습패턴의 개수는 200개이다. 초기 설정은 학습률 0.4, 모멘텀 0.7을 부여하였고, 학습오차 0.01, 그리고 학습횟수는 1000회로 설정하였다. 초기 가중치는 -0.5에서 0.5사이의 임의의값으로 초기화하였으며, 은닉층과 출력층에서 쓰인

활성화함수는 -1에서 1사이의 값을 가지는 양극성 시그모이드 함수이다.

표2는 제안된 40% 영역과 전 영역을 인식대상으로 했을 때의 인식률, 인식시간을 나타내고 있다.

		잡영없는 홍채영상		잡영있는 홍채영상	
인식률	Training data	전 영역	96.18%	93.53%	
		40%	96.16%	96.00%	
Test data	전 영역		93.79%	91.96%	
	40%		93.71%	93.23%	
인식시간	Training data	전 영역	4sec	4sec	
		40%	3.48sec	3.8sec	
Test data	전 영역		4sec	4sec	
	40%		3.71sec	3.61sec	

표 2 제안된 홍채 영역 추출을 이용한 인식률 비교

3.2 최적화된 신경망 설계 및 성능 평가

초기 설정된 신경망은 25×100×10의 전방향 다층 신경망으로 구성하였다. 학습률은 0.4, 모멘텀은 0.7을 부여하였고, 학습 오차는 0.01로 설정하였다. 초기 가중치는 -0.5에서 0.5사이의 임의값으로 초기화하였으며, 은닉층과 출력층에서 쓰인 활성화 함수는 -1에서 1사이의 값을 가지는 양극성 시그모이드 함수이다. 그리고 학습횟수는 250회로 설정하였다. 학습 횟수를 200회부터 1000회까지 설정하여 신경망 설계를 시도해보았으나 350회 이상부터는 과학습의 영향으로 인하여 오히려 은닉노드가 증가되어지는 현상이 발생하였다. 실험적으로 홍채 특징 벡터 학습을 위한 횟수는 250회 학습에서 은닉노드 제거가 효율적으로 이루어지고 학습오차 또한 작게 나타나 최적의 신경망 구조를 설계할 수 있었다.

신경망 구조 평가를 위한 홍채 인식에 사용된 패턴들은 총 100개의 영상으로 모집단을 형성하였고 이중 70개의 영상을 학습패턴으로, 나머지 30개의 영상을 테스트 패턴으로 설정하여 최적화된 신경망으로 실험한 결과 학습 패턴에서 97.85%, 테스트 패턴에서 96.68%의 인식률을 보였다.

표 3은 사용자가 임의로 설정한 25×100×10구조, 25×80×10구조, 그리고 최적화된 신경망에서 얻은 20개의 은닉노드로 구성된 25×20×10구조의 신경망을 이용하여 학습 패턴 및 테스트 패턴에 대한 인식률을 나타낸 것이다.

신경망 구조	학습 패턴	테스트 패턴
25×100×10	94.36%	91.83%
25×80×10	93.23%	90.78%
25×20×10	97.85%	96.68%

표 3 3개의 신경망 구조를 적용한 인식률 비교

표 3에서 알 수 있듯이 제안된 최적화 알고리즘을 수행하여 얻은 2×20×10 구조의 신경망은 적은 수의 은닉노드로 학습을 수행하였음에도 사용자 임의로 설정된 다른 신경망 구조에 비하여 개선된 인식 성능을 나타내었다.

4. 결론

본 논문에서는 높은 인식률과 빠른 인식을 위한 방법을 제안하기 위하여 먼저 획득된 영상에서 그레이레벨의 최소값과 합, 그리고 합의 평균을 이용하여 동공의 경계를 추출하였다. 홍채영역 추출 시 홍채의 특징을 가장 많이 포함하고 있는 영역을 찾아내기 위하여 실동공영역의 경계에서 5%확장시킨 위치를 내부경계로 삼고 불필요한 특징을 배제하기 위해 내부경계에서 40% 확장시킨 지점을 구하여 외부경계로 지정함으로써 좀 더 신뢰성 있는 특징벡터를 생성할 수 있었다. HLAC를 이용하여 불변의 특징을 추출하고 특징벡터의 크기를 최소화 시키므로써 항상 일정할 수 없는 홍채 영상 획득 후 인식과정에서 발생할 수 있는 인식율의 오차를 줄일 수 있었다.

또한 본 논문에서 제안된 신경망 구조는 학습과정에서 매개변수 값들을 이용하여 초기 설정된 은닉노드 중 학습에 영향을 미치지 않는 노드들을 삭제해 가면서 최적화된 신경망 구조를 생성하여 은닉노드의 감소로 인하여 인식시간은 단축하고 반면에 인식률은 증가시키는 결과를 가져올 수 있었다.

5. 참고문헌

- [1] J. G. Daugman, "High confidence visual recognition of persons by a test of statistical independence", IEEE Trans. Pattern. Machine Intell, vol. 15, no, pp. 1148-1161, 1993.
- [2] Anil K.Jain, Biometrics:Personal Identification in Networked Society, kluwer academic publishers, 1998.
- [3] J.Daugman, "Biometric Personal identification system based on iris analysis", U.S Patent 5291560,1993.
- [4]박찬란. "개선된 유전자 알고리즘을 이용한 최적의 신경망 구조 설계", 이학박사 학위논문, 조선대학교 전산통계학과 pp. 15~19
- [5]조성태, 이기철, 변형태. "유전자 알고리즘을 이용한 BPN의 최적 은닉계층의 구성 및 학습," [학습 정보처리학회 추계학술발표논문집], 제4권, 제2호. 609-614, 1997.