

Haar 웨이블릿 변환을 이용한 효율적인 동공추출

최광미* 정유정** 김용호***

*동강대학 컴퓨터인터넷계열,**조선대학교 전산통계학과,***조선대학교 전자계산학과

Haar Wavelet Transform for Effective Pupil Feature Extraction

Gwang-Mi Choi, Yu-jeong Jeong**, Yong-Ho Kim***

*Computer and Internet, Dongkang College, **Dept. Computer & Statistics, Chosun University

요약

홍채인식 시스템에 있어서 동공 검출은 가장 먼저 이루어져야 할 전처리 과정이다. 현재 홍채인식 시스템에 있어서 사용되는 동공 검출은 영상의 모든 위치에서 원형돌출부(circular projection)를 구한 후, 경계선을 검출하여 원형의 경계 성분이 가장 강한 위치를 찾는 방법으로 연산량이 너무 많은 단점을 가지고 있다. 본 논문에서 제안하는 알고리즘은 같은 고주파성분에 해당 되더라도 경계선의 Amplitude는 잡음의 경계선에 비해 그 값이 크다는 것을 이용하여, 경계선과 잡음을 구별할 수 있게 되고, 따라서 잡음 제거 성능을 기존의 방법에 비하여 상당히 향상시킨 웨이블릿 변환을 이용하여 동공의 특징을 추출할 수 있었다.

1. 서론

과학이 발달함에 따라 생체인식 시스템 다양화 추세와 눈의 홍채를 감식하는 '전자 눈'의 등장으로 획기적이고, 위조가 거의 불가능하여 신뢰성이 높고, 현금 지급기, 과학 수사 등에 활용되어 질 것이다. 세상에 똑같은 사람은 하나도 없듯이 각인 각색의 생물학적 데이터를 이용해 사람을 가려내는 이른바 생체 감지기 시대가 다가오고 있다.

최근에 사람의 신체 부위를 촬영하고, 그 영상을 분석하여 개인을 식별하는 기술이 각광받고 있다. 예로써 얼굴인식이나 지문인식, 망막인식 등을 들 수 있다. 그중 홍채인식은 사람마다 고유한 특성을 가진 안구의 홍채패턴을 이용한 것으로 데이터의 정확성 및 안정성, 처리속도 면에서 다른 시스템보다 우수하다는 평가를 받고 있다.1) 이에 다른 어떤 시스템보다 오 인식률이 낮아 고도의 보안이 필요한 곳에 쓰일 것으로 주목받고 있는 것은 홍채인식시스템이다. 비슷해 보이는 눈의 홍채도 자세히 보면 무늬, 형태, 색깔 등이 사람마다 모두 다르다. 망막의 혈관 패턴과 홍채의 무늬는 출생 후 3세 이전에 모두 형성되며 특별한

의상을 입지 않는 한 평생 변하지 않는 것으로 알려져 있다. 더구나 일관성 쌍둥이도 무늬가 다르다. 홍채는 우리 눈의 동공을 둘러싸고 있는 부분으로 사람마다 독특한 특징을 가진다. 한국사람들의 갈색의 눈과 서양인들의 푸른 눈은 바로 이 홍채 색 때문이다.

이러한 특징을 이용한 생체인식 시스템은 다양한 접근을 시도하고 있다.2)

홍채인식 시스템에서 동공검출이란 촬영된 안구 영상에서 홍채를 처리하기 위한 전처리과정이다.

기존의 방법들은 영상의 모든 위치에서 원형돌출부(circular projection)를 구한 후, 경계선을 검출하여 원형의 경계 성분이 가장 강한 위치를 찾는 방법이다.3)

현재 홍채 인식 시스템에서는 기존의 동공 검출 방법을 적용하고있으며 동공 검출에 대부분의 시간이 소요되어 수행시간을 단축하고자 할 경우 문제가 될 수 있다. 본 논문에서 제안하는 알고리즘은 같은 고주파성분에 해당되더라도 경계선의 Amplitude는 잡음의 경계선에 비해 그 값이 크다는 것을 이용하여, 경계선과 잡음을 구별할 수 있게 되고, 따라서 잡음 제거 성능을 기존의 방법에 비하여 상당히 향상시킨 웨이블릿 변환을 이용하

여 동공의 특징을 추출할 수 있었다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 홍채를 인식하기 전의 전처리 작업에서 가장 중요한 동공의 특징에 대하여 알아보고, 3장에서는 동공을 인식하기 위해 사용된 웨이블릿인 웨이블렛 변환을 이용한 특징추출에 대하여 알아보며, 4장에서는 실험 및 결과를 나타내고 5장에서는 결론 및 향후과제로 결론을 맺는다.

2. 동공의 특성

홍채인식 시스템에서 동공검출이란 촬영된 안구영상에서 홍채를 처리하기 위한 전처리과정이다.

동공의 최대 목적은 빛이 눈 안으로 들어가도록 하는 것이며 그 작용은 동공 괄약근과 동공 산대근의 조절작용에 의하여 제어된다. 이 두 근육들은 자율신경계의 지배하에 있으며, 동공 괄약근은 부 교감 신경계의 자극하에, 동공 산대근은 교감 신경계의 작용에 따라 반응하여 동공이 빛의 양에 따라 축소 또는 산동되게 한다.

일반적으로 정상인의 동공은 양쪽의 크기가 같고, 그림 1과 같이 완벽한 원형의 모양을 하고 있으며, 홍채의 중심부에서 약간 안쪽 또는 아래쪽에 위치해 있다. 건강한 동공은 빛의 강도에 따라 적극적인 변화를 나타낸다. 또한 빛이 한쪽 눈에만 강하게 비치더라도, 양쪽 눈 모두 같은 반응을 나타내는 것이 정상이다. 정상 상태일 때 동공의 지름은 2.7 ~ 4.8 mm(홍채 지름의 20-40%) 이다.

그림 2는 이완된 동공 상태(dilated fixed pupil)이며 이 상태는 양측으로 이완되어 고정된 동공은 아트로핀이나 glutethimide 중독에 의한 것이다. 혼수상태의 환자에게서 이 상태가 나타나면 심각한 뇌 손상이나, 심한 저산소증이 또 다른 원인일 수도 있다. 이완된 동공은 교감 신경계의 자극적인 지배하에 있음을 보여준다. 이러한 사람들은 주로 신경, 정신적으로 민감한 반응을 나타내며 또한 몸이 극도로 피로하게 되도 동공은 이완되게 된다.

동공에 대한 연구결과, 동공의 여러 가지 모양이나 위치는 뇌와 척추로부터 오는 비정상적인 뉴런이나 신경에 의하여 나타나는 것임이 밝혀졌다. 그 예로 척추 신경을 8-12주정도 치료하면 동공의 모양이 원상태로 되돌아가는 모습을 관찰할 수 있다. 동공은 관심이 있을 때 교감신경이 흥

분하고 아드레날린 분비가 촉진되면서 산동되며, 기절하면 동공의 운동성은 중지된다. 또한 약물 중독이나 기타 내장질환의 상태도 동공에 반영되어 나타나기 때문에 동공을 관찰함으로써 인체에 관한 많은 정보를 얻을 수 있게 될 것이다. 4)

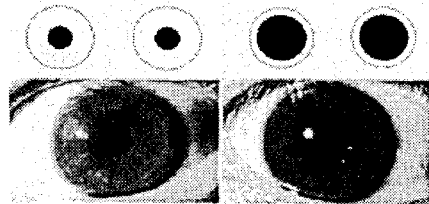


그림1. normal pupil 그림 2. dilated fixed pupil

3. 웨이블렛 변환을 이용한 특징 추출

Wavelet 변환은 다해상도 시스템으로 입력된 신호의 샘플링 주파수를 다른 형태의 샘플링 주파수로 변환시켜 다양한 주파수 대역에서 신호를 처리할 수 있는 장점을 가지고 있다. Wavelet 변환은 입력 신호의 샘플링 주파수를 2down-sampling으로 분할할 수 있으며, Wavelet 함수와 스케일링 함수를 입력신호와 곱하여 고주파와 저주파로 주파수 대역을 나누어 신호를 분석하는데 매우 유용하다. Wavelet 함수의 주파수 분할특성은 모wavelet(mother wavelet)의 종류에 따라 달라진다.5)

Wavelet 변환을 위한 공간 $L^2(R)$ 은 임의의 함수 f 에 대하여

$$\int_{-\infty}^{+\infty} |f(x)|^2 dx < \infty \quad \text{식(1)}$$

식(1)을 만족한다. 푸리에 변환을 기저 함수 집합인 $\{e^{inx}\}$ 의 선형조합으로 표현한다면, Wavelet 변환은 다음 두 가지 조건을 만족하는 기저 함수(wavelet 함수)의 선형조합이라고 할 수 있다.

$$\int_{-\infty}^{+\infty} \Psi(x) dt = 0 \quad \text{식(2)}$$

$$\lim_{|x| \rightarrow \infty} |\Psi(x)| = 0 \quad \text{식(3)}$$

Wavelet 변환은 Wavelet 함수 $\Psi(x)$ 로 부터 스케일링(scaling)요소 'a'와 천이(translation)요소 'd'로 구분하여 표현할 수 있다.

$$\Psi(x)_{a,d} = \frac{1}{\sqrt{a}} \Psi\left(\frac{x-d}{a}\right) \quad \text{식(4)}$$

Wavelet 변환과 같은 다해상도 신호해석 기법은 $L^2(R)$ 공간을 서로 다른 해상도를 갖는 여러 개의 부공간(subspace)인 $\{V_j; j \in Z\}$ 로 분해한다. 이 때 Z 는 정수이며, 이러한 V_j 를 생성하는 함수 $\Phi \in L^2(R)$ 를 스케일링 함수라 하고, Wavelet 변환의 기저함수인 $\Psi_{a,d}$ 가 형성되는 공간 W_j 를 V_{j-1} 에서 V_j 의 차공간(complement space)이라 한다.

이산 Wavelet 변환은 스케일링 요소 'a'와, 천이 요소 'd'를 이산화 함으로써 얻어진다.

$$\Psi(n) = \sum_k h(k) \Phi(2n-k) \quad \text{식(5)}$$

$$\Phi(n) = \sum_k g(k) \Phi(2n-k) \quad \text{식(6)}$$

(Ψ : wavelet 함수, Φ : 스케일링 함수)

식 (5),(6)에서 $h(k)$ 는 Wavelet 함수의 계수로써 고역통과 필터의 역할을 하며, $g(k)$ 는 스케일링 함수의 계수로서 저역통과 필터의 계수의 역할을 한다. 이산신호 $x(n)$ 은 레벨 $j=1$ 일 때 고주파 성분의 신호인 $D_2^j[x(n)]$ 과 $A_2^j[x(n)]$ 으로 구분되어 표현된다. 즉, 입력 신호 $x(n)$ 은

$$x(n) = D_2^j[x(n)] + A_2^j[x(n)] \quad \text{식(7)}$$

식(7)로 나타낼 수 있으며, 이것을 일반화된 식으로 표현하면 식 (8), (9)과 같다.

$$D_{2^j}[x(n)] = \sum_{k=0}^{2^j-1} d_{2^j}(k) \Psi_{2^j}(n-2^j k) \quad \text{식(8)}$$

$$A_{2^j}[x(n)] = \sum_{k=0}^{2^j-1} a_{2^j}(k) \Phi_{2^j}(n-2^j k) \quad \text{식(9)}$$

이때 2^j 는 레벨 2가 감소함에 따라 샘플수가 2 down-sampling 됨을 나타낸다. 식 (8)은 detail 신호로써 식 5의 Wavelet 함수와 천이 요소인 'd'에 의해서 입력신호의 고주파 성분을 레벨 j 에 따라 분할하며 식 (9)은 approximate 신호로써 식 (6)의 스케일링 함수와 스케일링 요소인 'a'에 의해서 입력 신호의 저주파 성분을 레벨 j 에 따라 분할한다. 또한 식 (8), (9)을 이용하여 Wavelet 변환을 할 때 레벨의 감소($j=-1, -2, \dots, k$)에 따라 신호의 주파수 스펙트럼이 저주파와 고주파로 분할된다.)

웨이블릿 변환을 사용하지 않은 기존의 일반적인 선형필터들은 그 근본적인 개념이 Lowpass 필터링에 있었다. 그 이유는 대부분의 잡음 성분

은 영상에 있어서 사실상 고주파수 성분에 해당되기 때문에, Lowpass 필터링을 통하여 고주파수 성분에 해당되는 잡음이 제거할 수 있다는 것이다. 그러나 이러한 방법을 적용하게 되면 잡음과 마찬가지로 고주파수 성분에 해당되지만, 실제로는 중요한 정보를 내포하고있는 경계선과 같은 성분들도 제거가 되는 치명적인 문제점이 존재한다. 반면에 웨이블릿 변환을 이용한 영상의 잡음 제거 기술의 경우에는 경계선 성분과 잡음 성분의 분리 기준으로 주파수를 사용하지 않고 그 대신 웨이블릿 변환된 영상의 Amplitude를 사용한다는 것에 그 특징이있다. 본 논문에서는 똑같은 고주파수 성분에 해당되더라도 경계선의 Amplitude는 잡음의 경계선에 비해 그 값이 크다는 특징을 이용하여 경계선과 잡음을 구별할 수 있게 하고 따라서 잡음 제거 성능을 기존의 방법에 비하여 상당히 향상시킬 수 있었다.

4. 실험 및 결과

실험에 사용된 초기영상의 크기는 640×480 픽셀이지만 연산량을 줄이기 위해 크기를 1/4로 줄여 160×120으로 축소하여 먼저 후보지를 찾기 위한 충분한 해상도를 갖도록 하였다.

영상의 잡음을 처리하기 위하여 1차원 신호처리인 laplaction 전처리 작업으로 convolution 한 후 Pentium2-433Mhz PC에서 실험하에서 얻어진 50여장의 안구 영상에 대하여 제안한 알고리즘을 적용한 결과 100% 동공 경계선 추출을 할 수 있었으며 그림3은 실험 영상 샘플 중에 하나이다. 실험에 사용된 영상의 변환계수 값은 그림 5에 나타냈으며 변환계수의 크기에 따라 유효정보인 경계선과 잡음을 쉽게 구별할 수 있었다.

본 논문에서는 전처리 과정을 통해서 추출된 특징벡터를 각각의 후보 영상들에 대해 16×16 크기의 3계층 LL대역의 에너지 값을 특징벡터로 추출하고 그 다음으로 3계층에서 LL대역을 제외한 나머지 대역으로 윤곽선 영상을 만들고 이를 특징벡터로 추출한다. 3계층 LL대역 자체를 특징벡터로 추출하여 Euclidean Distance를 계산하는데 사용한다. 좀더 검색효율을 높이기 위해서는 간단하면서도 영상의 특성을 반영하는 값을 사용하여 유사 정합되는 영상의 수를 줄일 필요가 있다.

본 논문에서는 예제 영상의 에너지 값을 계산

