

논문 2006-43SP-2-4

# 홍채 영상 초점 값에 기반한 홍채 영상 복원 연구

## ( A Study on Iris Image Restoration Based on Focus Value of Iris Image )

강 병 준\*, 박 강 령\*\*

(Byung Jun Kang and Kang Ryoung Park)

### 요 약

홍채 인식은 홍채 근육의 무늬 패턴을 이용하여 동일인 여부를 판별하는 연구 분야이다. 이러한 홍채 인식에서 홍채 영상의 품질은 홍채 인식의 성능에 많은 영향을 준다. 이는 홍채 영상이 흐려지면, 홍채 패턴이 변형되어지므로, FRR(False Rejection Error)이 증가되기 때문이다. 홍채 영상을 흐려지게 만드는 주된 요인 가운데 하나가 카메라 렌즈의 초점(focus)이다. 기존의 홍채 인식 카메라는 고정 초점(fixed focusing) 방식과 가변 초점(auto-focusing) 방식이 있다. 고정 초점 방식은 초점 렌즈가 고정되어 있기 때문에 사용자가 직접 자신의 눈을 DOF(Depth of Field) 영역 안에 위치시켜야하고, DOF 영역이 매우 작은 한계가 있다. 가변 초점 방식은 사용자와 카메라 사이의 거리를 측정하여 초점이 잘 맞는 위치로 초점렌즈를 움직여서 선명한 영상을 취득한다. 하지만 부가적인 하드웨어 장비가 필요하기 때문에 카메라의 부피가 늘어나고 비용도 증가되므로 개인 인증을 위해 홍채인식을 하는 핸드폰과 같은 모바일 장비에서 사용되는데 어려움이 따른다. 따라서 본 논문은 이러한 기존의 홍채 인식 카메라의 문제점을 극복하기 위해 부가적인 하드웨어 장비 없이 고정 초점 방식 카메라에서 취득한 홍채 영상을 복원함으로써 소프트웨어적으로 DOF영역을 증가시키는 방법을 제안한다. 기존의 영상 복원 알고리즘은 반복적(iterative) 방법에 의해 최상의 복원 계수(parameter)를 검출하여 영상을 복원하였으나, 본 논문은 초점값을 이용하여 영상의 흐려짐의 정도를 판단하고, 흐려짐의 정도에 따라 미리 정의한 복원 계수를 선택함으로써 빠른 시간 안에 홍채 영상을 복원하는 방법을 제안한다. 실험 결과, Panasonic에서 만든 BM-ET100 카메라의 작동범위(Operation Range)를 48~53cm에서 46~56cm로 증가시킬 수 있었다.

### Abstract

Iris recognition is that identifies a user based on the unique iris texture patterns which has the functionalities of dilating or contracting pupil region. Iris recognition systems extract the iris pattern in iris image captured by iris recognition camera. Therefore performance of iris recognition is affected by the quality of iris image which includes iris pattern. If iris image is blurred, iris pattern is transformed. It causes FRR(False Rejection Error) to be increased. Optical defocusing is the main factor to make blurred iris images. In conventional iris recognition camera, they use two kinds of focusing methods such as fixed and auto-focusing method. In case of fixed focusing method, the users should repeatedly align their eyes in DOF(Depth of Field), while the iris recognition system acquires good focused iris image. Therefore it can give much inconvenience to the users. In case of auto-focusing method, the iris recognition camera moves focus lens with auto-focusing algorithm for capturing the best focused image. However, that needs additional H/W equipment such as distance measuring sensor between users and camera lens, and motor to move focus lens. Therefore the size and cost of iris recognition camera are increased and this kind of camera cannot be used for small sized mobile device. To overcome those problems, we propose method to increase DOF by iris image restoration algorithm based on focus value of iris image. When we tested our proposed algorithm with BM-ET100 made by Panasonic, we could increase operation range from 48~53cm to 46~56cm.

**Keywords :** 홍채인식(Iris Recognition), 영상복원(Image Restoration)

\* 학생회원, 상명대학교 일반대학원 컴퓨터과학과  
(Dept. of Computer Science, Sangmyung University)

\*\* 정회원, 상명대학교 미디어학부  
(Division of Media Technology, Sangmyung University)

접수일자: 2005년 8월 18일, 수정완료일: 2006년 2월 7일

## I. 서 론

기존에 개인 인증을 위해 많이 사용되고 있는 신분증, 패스워드, RF(Smart) 카드는 개인이 소지하고 있거나 기억하고 있어야 하기 때문에 분실의 위험이 크고, 분실할 경우 개인 정보 유출의 문제가 발생된다. 이러한 문제를 해결하기 위해 사람이 항상 지니고 다니며 높은 정확도에 의해 그 사람의 신원을 밝혀줄 수 있는 생체 인식 기술(biometrics)이 최근 각광 받고 있다<sup>[1]</sup>. 이러한 생체 인식 기술은 개인의 인증을 위해 핸드폰과 같은 모바일 환경에서 역시 사용되어지고 있다. 특히, 지문 인식은 LG-LP3550<sup>[2]</sup>과 같은 휴대폰 단말기에서 개인 인증을 위해 사용되고 있으며, 휴대폰에서의 홍채 인식을 위한 연구도 활발히 진행되고 있다<sup>[3]</sup>.

홍채인식(Iris Recognition)은 사람의 눈에서 중앙의 검은 동공과 흰자위 사이에 존재하는 도넛 모양의 홍채의 패턴을 이용하여 사용자를 인증하는 기술이다<sup>[4][5]</sup>. 이러한 홍채를 이용한 생체 인식 기술은 1993년에 영국 캠브리지 대학의 J. Daugman에 의해 가변 웨이블릿 변환(Gabor Wavelet Transform)을 기반으로 하여 홍채 패턴을 256바이트로 코드화하는 영상신호처리 알고리즘으로 제안되어졌다<sup>[4][5]</sup>.

이러한 홍채인식 시스템에서의 정확한 홍채인식을 위해서는 홍채인식 카메라로부터 취득되어지는 홍채 영상의 품질이 매우 중요하다. 이는 홍채인식 카메라로부터 취득되어진 홍채 영상이 흐려지게(blur) 되면, 홍채 영상 안의 홍채 패턴이 변형되므로 FRR(False Rejection Error), 즉 동일인임에도 불구하고 타인으로 인식하는 오류의 발생이 증가되기 때문이다. 홍채 인식에 영향을 미치는 홍채 영상의 품질을 저하시키는 주된 요

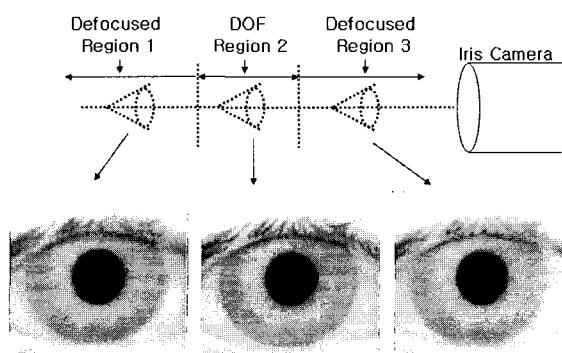


그림 1. 홍채인식 카메라와 피사체 사이의 거리에 따라 취득된 홍채 영상

Fig. 1. Iris images according to distance between iris recognition camera and object.

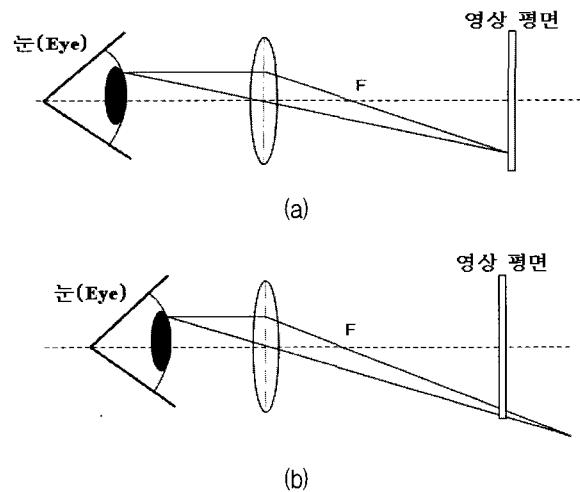


그림 2. 카메라 모델에서의 점 확산: (a) 초점이 맞는 경우 (b) 초점이 맞지 않는 경우

Fig. 2. Optical point spreading in a camera: (a) in a focusing case (b) in a defocusing case.

인들 가운데 하나가 광학적으로 초점이 맞지 않아(optical defocusing) 영상이 흐려지는 현상이다. 그림 1과 같이 카메라로부터 선명한 영상을 취득할 수 있는 영역을 DOF(Depth of Field)라고 한다. 사용자의 눈이 DOF영역 안에 위치하면 그림 2(a)와 같이 눈의 한 점이 영상 평면상에 한 점에 투영되므로 선명한 영상을 얻을 수가 있다. 하지만 사용자의 눈이 DOF영역 밖에 위치하면, 그림 2(b)와 같이 눈의 한 점이 영상 평면에 넓게 퍼져서 투영되므로 흐려진 영상을 얻게 된다.

그림 3과 같은 기존의 홍채인식 카메라는 Panasonic에서 만든 BM-ET100<sup>[7]</sup>과 같은 고정 초점 방식과 LG에서 만든 IrisAccess<sup>TM</sup>3000<sup>[8]</sup>과 같은 가변 초점 방식이 있다. 홍채 인식의 성능을 향상하기 위해서는 홍채의 직경이 200픽셀이상 되어야하므로 접사촬영을 통해 홍채 영상을 취득하게 되는데, 피사체와 카메라 사이의 거리가 가까울수록 DOF영역이 작아지므로, 고정 초점 방식의 카메라는 DOF영역이 매우 작은 한계를 가지고 있다. 또한 초점 렌즈의 위치가 고정되어 있기 때문에, 초점이 흐려졌을 경우 재차 사용자에게 홍채 영상을 찍도록 요구하여, 선명한 홍채 영상을 취득할 때까지 반복적으로 사용자가 직접 초점을 맞추도록 하는 방식을 취하는데, 이는 사용자에게 매우 불편함을 줄 뿐만 아니라, 선명한 홍채 영상을 취득하기까지 오랜 시간이 걸리는 단점이 있다. 가변 초점 방식의 카메라는 거리 측정 센서를 통해 피사체와의 거리를 측정한 후에 초점 렌즈를 초점이 잘 맞는 위치로 움직여서 선명한 홍채 영상을 취득하기 때문에, 상대적으로 DOF영역이 크다.

하지만 피사체와의 거리를 측정하는 센서와 초점렌즈를 움직이는 모터부와 같은 부가적인 하드웨어 장비가 필요하기 때문에 홍채인식 카메라의 부피가 늘어날 뿐만 아니라 가격도 상승하게 된다<sup>[6]</sup>. 가변 초점 방식 카메라는 이러한 단점을 때문에 개인 인증을 위해 홍채인식을 하는 핸드폰과 같은 모바일 장비에서 사용될 때에 적당하지 못하다.

기존에 큐빅 위상 변조(Cubic-Phase-Modulation) 필터를 사용하여 홍채인식 카메라에서 DOF영역을 증가시키는 연구가 있었다<sup>[9]</sup>. 일반적으로 초점의 흐려짐의 정도에 따라 영상의 MTF(Modulation Transfer Function) 값의 변화가 크다. 이 연구에서는 큐빅 위상 변조 필터를 사용한 전처리 과정을 통해 초점의 흐려짐에 따라 MTF 값의 변화가 크지 않도록 만들고, 취득한 영상으로부터 Wiener필터를 사용하여 영상을 복원함으로써 DOF영역을 증가시켰다<sup>[9]</sup>. 이 방법의 장점은 영상의 MTF가 일정한 형태로 생성되기 때문에 Wiener필터의 한 매개변수인 원래 선명한 영상의 파워 스펙트럼(power spectrum)을 수학적인 모델링을 통해 얻을 수 있으므로 일반적으로 성능이 좋다고 알려져 있는 Wiener필터를 사용하여 영상을 복원할 수 있다. 하지만 원래 선명한 영상의 파워 스펙트럼과 영상의 잡음(noise)에 대한 파워 스펙트럼을 구하는 과정이 필요하므로, 처리 시간이 오래 걸리고 복잡하다. 또한 큐빅 위상 변조 필터라는 부가적인 하드웨어 장비를 필요로 하고, 큐빅 위상 변조 필터를 통한 전처리 과정으로 인해 홍채인식에서 중요한 특징(texture)인 홍채 패턴을 변형시키는 단점이 있다.

이러한 문제점들을 극복하기 위해 본 논문에서는 어떠한 부가적인 하드웨어 장비의 사용 없이 고정 초점 방식의 카메라에서 취득한 홍채 영상을 제안하는 홍채 영상 복원 알고리즘을 통하여 복원함으로써 소프트웨어

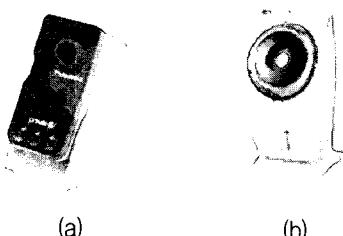


그림 3. 홍채 인식 카메라:

(a) BM-ET100 (b) LG IrisAccess™3000

Fig. 3. Iris recognition camera:

(a) BM-ET100 (b) LG IrisAccess™3000.

적으로 DOF영역을 증가시키는 방법을 제안한다.

## II. 홍채 영상 복원 알고리즘

### 1. 홍채 영상 복원 알고리즘의 개요

제안하는 홍채 영상 복원 알고리즘은 그림 4에서와 같이 두 가지 처리 과정으로 구성된다. 첫 번째 과정은 홍채 영상의 초점이 맞지 않아 흐려진 정도를 판단하기 위해 초점값(focus value)을 측정하는 과정이고, 나머지 한 과정은 측정된 초점값을 가지고 미리 정의된 점 확산 함수(PSF(Point Spread Function))의 계수(parameter)를 선택하여 홍채 영상을 복원하는 과정이다.

피사체가 DOF영역으로부터 멀리 떨어질수록 초점이 맞지 않아 흐려지는 정도가 증가된다<sup>[5]</sup>. 즉, 그림 1의 region 1과 3 방향으로 눈의 위치가 옮겨질수록 홍채인식 카메라로부터 취득되어지는 홍채 영상의 흐려지는 정도가 증가된다. 본 논문은 취득되어진 홍채 영상으로부터 포함된 고주파 성분의 양을 가지고 초점값을 측정하여, 홍채 영상의 흐려짐의 정도를 판단하는 방법을 제안한다. 측정된 초점값은 카메라의 초점 거리(focal length)가 아닌 취득되어진 홍채 영상 자체에서의 고주파 성분에 대한 측정값을 나타낸다. 따라서 DOF영역으로부터 멀리 떨어질수록 초점이 맞지 않아 흐려지는 정도가 증가되므로 초점값은 더욱 작아지게 된다. 제안하는 방법을 통해 측정된 초점값이 미리 정의한 임계치 이상이 될 경우에는 초점이 맞는 선명한 영상이므로 두 번째 처리과정인 홍채 영상을 복원하는 과정을 수행하지 않고 바로 홍채 인식에 사용하고, 그렇지 않을 경우에는 초점이 맞지 않아 흐려진 영상이므로 홍채 영상

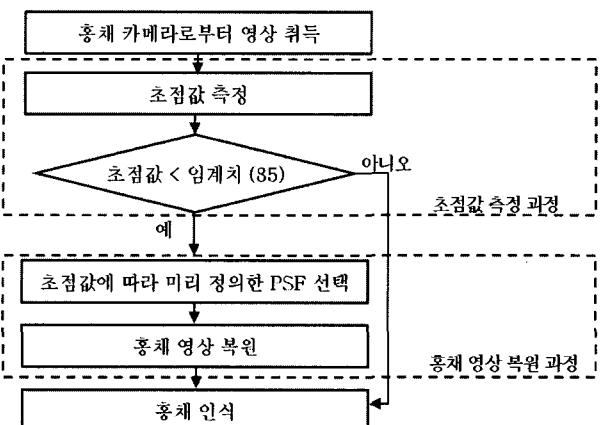


그림 4. 홍채 영상 복원 알고리즘의 처리과정

Fig. 4. Processing steps of proposed iris image restoration algorithm.

복원 과정을 수행한다. 본 논문에서는 임계치를 85로 정하여 사용하였다.

전술한 바와 같이 눈의 위치가 DOF 영역으로부터 멀리 떨어질수록 초점이 맞지 않아 흐려지는 정도가 증가되며 때문에, 점이 어떠한 형태로 확산되었는지를 나타내는 PSF도 변하게 된다. 따라서 두 번째 처리과정인 홍채 영상 복원 과정에서 흐려진 정도에 따라 서로 다른 PSF를 사용해야만 정확한 홍채 영상 복원을 할 수 있다. 그래서 본 논문은 첫 번째 처리 과정에서 측정한 초점값을 이용하여 흐려진 정도를 판단을 하고, 측정된 초점값에 따라 미리 정의한 PSF의 계수를 선택하여 홍채 영상 복원을 수행하도록 한다.

## 2. 초점값 측정 방법

### 가. 기존의 초점값 측정 방법

일반적으로 초점이 맞는 선명한 영상은 초점이 맞지 않아 흐려진 영상보다 주파수 영역에서 고주파 성분을 더 많이 포함한다<sup>[10]</sup>. 따라서 영상에 포함된 고주파 성분을 측정하는 것을 통해 초점값을 판단할 수 있다.

기존에 연구된 초점값 측정 방법들에는 소벨(Sobel) 연산을 이용한 Tenengrad 방법<sup>[11]</sup>, 라플라시안(Laplacian) 연산을 이용하여 측정하는 SML(Sum-Modified-Laplacian) 방법<sup>[12]</sup>, 이웃 픽셀간의 그레이 레벨(gray-level) 차이 값을 이용하는 SMD(Sum-

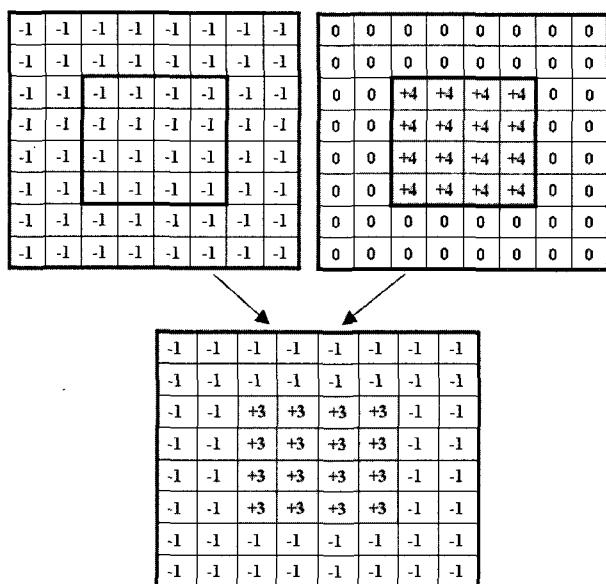


그림 5. J. Daugman이 제안한 초점값 측정을 위한 (8x8) 컨벌루션 커널

Fig. 5. The (8x8) convolution kernel to measure focus value proposed by J. Daugman.

Modulus-Difference) 방법<sup>[13]</sup> 등이 있다. 하지만 이러한 방법들은 홍채 영상이 아닌 일반 영상에 대하여 고려하여 설계된 방법이므로 홍채 영상의 특성을 잘 반영하지 못한다.

J. Daugman에 의해 일반 영상이 아닌 홍채 영상에 대하여 (8x8) 픽셀 크기의 컨벌루션 커널(convolution kernel)을 이용한 초점값 측정 방법이 제안되었다<sup>[5]</sup>. (8x8) 컨벌루션 커널은 그림 5와 같이 -1로 구성되어 있는 (8x8) 크기의 사각형 박스 함수(square box function)와 +4로 구성되어 있는 (4x4) 크기의 사각형 박스 함수를 결합한 형태로 구성되어 있다. 이러한 (8x8) 컨벌루션 커널은 주파수 영역에서 식 (1)과 같고, 그림 7(a)과 같은 2D 파워 스펙트럼(power spectrum) 그래프로 나타낼 수 있다<sup>[5]</sup>.

$$K(u, v) = \frac{\sin(u)\sin(v)}{\pi^2 uv} - \frac{\sin(2u)\sin(2v)}{4\pi^2 uv} \quad (1)$$

J. Daugman은 식 (2)와 같은 Parseval 이론<sup>[14]</sup>에 근거하여 영상의 총 파워 스펙트럼(total power spectrum) 값을 계산하였다<sup>[5]</sup>.

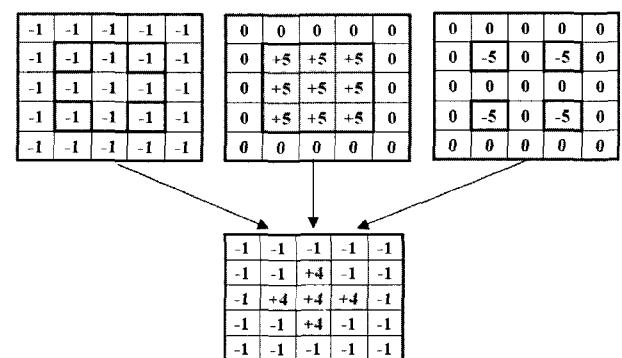


그림 6. 제안하는 초점값 측정을 위한 (5x5) 컨벌루션 커널

Fig. 6. The proposed (5x5) convolution kernel to measure focus value.

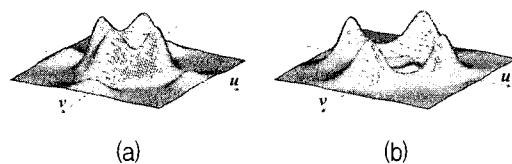


그림 7. 주파수 영역에서의 파워스펙트럼 그래프:

(a) (8x8) 컨벌루션 커널

(b) 제안하는 (5x5) 컨벌루션 커널

Fig. 7. 2D Fourier power spectrum in frequency domain: (a) (8x8) convolution kernel  
(b) proposed (5x5) convolution kernel.

$$\iint_{-\infty}^{\infty} |g(x,y)|^2 dx dy = \iint_{-\infty}^{\infty} |G(u,v)|^2 du dv \quad (2)$$

$g(x,y)$ 는 공간 영역에서의 영상이고,  $G(u,v)$ 는 주파수 영역에서의 영상이다. 즉,  $(8 \times 8)$  컨벌루션 커널을 가지고 컨벌루션 연산을 한 결과를 제곱한 값을 모두 합하여 총 파워 스펙트럼 값을 계산하였다.

이와 같이 계산되어진 총 파워 스펙트럼 값을 식 (3)과 같은 비선형 방정식을 가지고 0부터 100사이의 값을 가지도록 정규화해서 초점값을 측정하였다<sup>[5]</sup>.

$$f(x) = 100 \cdot \frac{x^2}{x^2 + c^2} \quad (3)$$

$x$ 는 영상의 총 파워 스펙트럼이고,  $c$ 는 상수이다.

#### 나. 제안하는 초점값 측정 방법

본 논문에서는  $(5 \times 5)$  픽셀 크기의 컨벌루션 커널을 사용하여 초점값을 측정하는 방법을 제안한다. 제안하는  $(5 \times 5)$  컨벌루션 커널은 그림 6과 같이 -1로 구성되어 있는  $(5 \times 5)$  크기의 사각형 박스 함수와 +5로 구성되어 있는  $(3 \times 3)$  크기의 사각형 박스 함수, 그리고 -5로 구성되어 있는  $(1 \times 1)$  크기를 가진 4개의 사각형 박스 함수가 결합된 형태로 구성된다. 이러한  $(5 \times 5)$  컨벌루션 커널은 주파수 영역에서 식 (4)와 같고, 그림 7(b)와 같은 2D 파워 스펙트럼 그래프로 나타낼 수 있다.

$$\begin{aligned} K_1(u,v) &= \frac{\sin\left(\frac{3}{4}u\right)\sin\left(\frac{3}{4}v\right)}{\frac{4}{5}\pi^2 uv} & K_2(u,v) &= -\frac{\sin\left(\frac{5}{4}u\right)\sin\left(\frac{5}{4}v\right)}{4\pi^2 uv} \\ K_3(u,v) &= -\frac{5}{4} \cdot \left\{ \frac{\sin\left(\frac{u+2}{4}\right)\sin\left(\frac{v+2}{4}\right)}{\pi^2(u+2)(v+2)} + \frac{\sin\left(\frac{u+2}{4}\right)\sin\left(\frac{v-2}{4}\right)}{\pi^2(u+2)(v-2)} \right\} \\ &\quad -\frac{5}{4} \cdot \left\{ \frac{\sin\left(\frac{u-2}{4}\right)\sin\left(\frac{v+2}{4}\right)}{\pi^2(u-2)(v+2)} + \frac{\sin\left(\frac{u-2}{4}\right)\sin\left(\frac{v-2}{4}\right)}{\pi^2(u-2)(v-2)} \right\} \end{aligned} \quad (4)$$

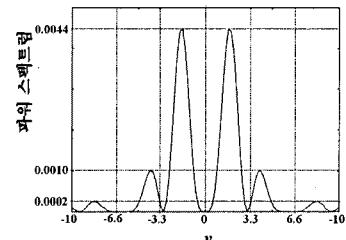
$$K(u,v) = K_1(u,v) + K_2(u,v) + K_3(u,v)$$

제안하는 초점값 측정 방법은 J. Daugman의 방법과 마찬가지로 식 (2)와 같은 Parseval 이론<sup>[14]</sup>에 근거하여  $(5 \times 5)$  컨벌루션 커널을 가지고 컨벌루션 연산을 한 결과를 제곱한 값을 모두 합하여 총 파워 스펙트럼 값을 계산한 후, 총 파워 스펙트럼 값을 식 (3)과 같은 비선형적인 방정식에 이용하여 0부터 100사이의 값을 가지도록 정규화해서 초점값을 측정한다.

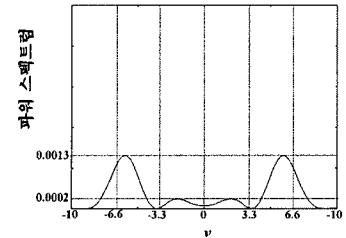
표 1.  $u = 0.01$ 일 때, 파워 스펙트럼 그래프에서  $v$ 의 범위에 따른 주파수 대역의 크기

Table 1. When  $u$  is 0.01, the cumulated amount of power spectrum by  $(8 \times 8)$  convolution kernel and the proposed  $(5 \times 5)$  convolution kernel according to the range of  $v$  in Fig. 8.

$v$ 의 범위	$(8 \times 8)$ 컨벌루션 커널의 통과된 주파수 대역의 크기	$(5 \times 5)$ 컨벌루션 커널의 통과된 주파수 대역의 크기
$0 \sim  3.3 $	0.0139	0.0007
$ 3.3  \sim  6.6 $	0.0023	0.0043
$ 6.6  \sim  10 $	0.0004	0.0022



(a)



(b)

그림 8.  $u = 0.01$ 일 때, 파워 스펙트럼 그래프: (a)  $(8 \times 8)$  컨벌루션 커널 (b) 제안하는  $(5 \times 5)$  컨벌루션 커널

Fig. 8. When  $u$  is 0.01, the Fourier power spectrum: (a)  $(8 \times 8)$  convolution kernel (b) proposed  $(5 \times 5)$  convolution kernel.

#### 다. 초점값 측정 방법의 성능 비교

첫 번째로 초점값 측정 방법의 성능을 비교하기 위해 그림 8과 같은  $u$ 가 0.01일 때의 파워 스펙트럼 그래프를 가지고  $(8 \times 8)$  컨벌루션 커널과  $(5 \times 5)$  컨벌루션 커널을 통해 통과되는 주파수 대역을 비교하였다. 그림 7에서 보는 바와 같이 두 컨벌루션 커널은  $u$ 축 또는  $v$ 축을 기준으로 단순 증가와 감소가 반복되며 서로 대칭인 형태를 나타낸다. 따라서 다른  $u$ 값에 대해서도 그림 8과 같은 결과를 얻게 된다. 그러므로 본 논문에서는 두 컨벌루션 커널의 주파수 대역을 비교하기 위해 그림 8과 같이  $u$ 가 0.01일 때의 파워 스펙트럼을 계산하였다. 이

러한 파워 스펙트럼 그래프는  $v$ 가 0에 가까울수록 저주파 성분을 나타내고, 0으로부터 멀리 떨어질수록 고주파 성분을 나타낸다. 컨벌루션 커널을 통해 통과되는 주파수 대역을 알아보기 위해 표 1과 같이  $v$ 의 범위에 따라 그 크기를 비교하였다. 0부터 |3.3|까지의 범위 내에서는  $(8 \times 8)$  컨벌루션 커널에 의해 통과된 주파수 대역의 크기가 약 0.0139이고,  $(5 \times 5)$  컨벌루션 커널에 의해 통과된 주파수 대역의 크기는 약 0.0007이다.  $(8 \times 8)$  컨벌루션 커널에 의해 통과된 주파수 대역의 크기가 크지만 이 범위는 저주파 성분에 가깝다. 반면에 중간 주파수와 고주파수 성분을 나타내는 |3.3|부터 |10|까지의 범위 내에서는  $(8 \times 8)$  컨벌루션 커널에 의해 통과된 주파수 대역의 크기는 약 0.0027에 불과하지만,  $(5 \times 5)$  컨벌루션 커널에 의해 통과된 주파수 대역의 크기는 약 0.0065이다. 고주파 성분의 양을 측정하는 것에 의해 초점 값이 계산되어지므로, 제안하는  $(5 \times 5)$  컨벌루션 커널이  $(8 \times 8)$  컨벌루션 커널보다 더 민감하게 초점 값을 측정할 수 있다.

두 번째로 두 초점값 측정 방법의 성능을 비교하기 위해 CASIA 데이터베이스<sup>[15]</sup>의 홍채 영상을 가지고, 그림 9와 같이 흐려진 정도에 따른 초점값을 측정하였다. 일반적으로 그림 9와 같은 그래프의 기울기가 크게 유지될수록 더 좋은 성능을 나타낸다<sup>[10]</sup>. 이는 작은 흐려짐의 차이에도 초점값이 크게 변하므로, 초점렌즈를 초점이 맞는 위치로 더 빠르고 정확하게 위치시킬 수 있기 때문이다<sup>[10]</sup>. 따라서 그림 9에서 보는 바와 같이 제안하는  $(5 \times 5)$  컨벌루션 커널을 사용하여 초점값을 측정한 것이  $(8 \times 8)$  컨벌루션 커널을 사용하는 것보다 더욱 기울기가 크게 유지되기 때문에 더 좋은 성능을 나타낼 수 있다.

마지막으로 곱셈 연산의 횟수를 계산하는 것을 통해 두 초점값 측정 방법의 처리 시간을 이론적으로 비교하

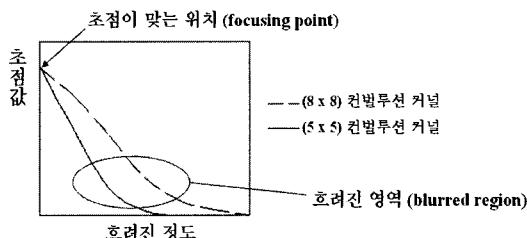


그림 9.  $c = 600$ 일 때, 흐려진 정도에 따른 초점값 측정 그래프

Fig. 9. When  $c$  is 600, focus value vs. degree of blurring with  $(8 \times 8)$  convolution kernel and proposed  $(5 \times 5)$  convolution kernel.

였다. 본 논문에서는 실험을 위해 CASIA 데이터베이스<sup>[15]</sup>의  $(320 \times 280)$  픽셀 크기의 홍채 영상을 사용하였지만, 정확한 홍채 인식을 위해서는 홍채 영상에서 홍채 영역의 직경이 200픽셀 이상 되어야 하므로 홍채 인식 시스템은 일반적으로  $(640 \times 480)$  픽셀 크기의 홍채 영상을 사용한다. 따라서 본 논문에서는  $(320 \times 280)$  픽셀 크기의 홍채 영상과  $(640 \times 480)$  픽셀 크기의 홍채 영상에 대한 곱셈 연산의 횟수를 비교하였다.  $(8 \times 8)$  컨벌루션 커널에 의한 방법은  $x$ 축 및  $y$ 축 방향으로 각각 4 픽셀 만큼 건너뛰어 가면서 컨벌루션 연산을 수행한다<sup>[5]</sup>. 따라서  $(8 \times 8)$  컨벌루션 커널의 곱셈 연산량은  $(320 \times 280)$  픽셀 크기의 홍채 영상의 경우에  $348,864 (=8 \times 8 \times 79(x\text{축 방향으로 움직인 횟수}) \times 69(y\text{축 방향으로 움직인 횟수}))$ 이고,  $(640 \times 480)$  픽셀 크기의 홍채 영상의 경우는  $1,210,944 (=8 \times 8 \times 159(x\text{축 방향으로 움직인 횟수}) \times 119(y\text{축 방향으로 움직인 횟수}))$ 이다. 반면에 제안하는  $(5 \times 5)$  컨벌루션 커널에 의한 방법은  $x$ 축 및  $y$ 축 방향으로 각각 3 픽셀 만큼 건너뛰어 가면서 컨벌루션 연산을 수행하기 때문에,  $(320 \times 280)$  픽셀 크기의 홍채 영상의 경우에  $243,800 (=5 \times 5 \times 106(x\text{축 방향으로 움직인 횟수}) \times 92(y\text{축 방향으로 움직인 횟수}))$ 이고,  $(640 \times 480)$  픽셀 크기의 홍채 영상의 경우는  $842,700 (=5 \times 5 \times 212(x\text{축 방향으로 움직인 횟수}) \times 159(y\text{축 방향으로 움직인 횟수}))$ 이 된다. 따라서 제안하는 방법이 곱셈 연산의 횟수가 적기 때문에 보다 더 빠르게 초점값을 측정할 수 있다. 또한 본 논문에서 제안하는  $(5 \times 5)$  컨벌루션 커널에서 4를 곱하는 것은 왼쪽으로 2비트만큼 쉬프트 연산(shift operation) 한 것과 같다. 따라서 제안하는 방법은 곱셈 연산 대신에 쉬프트 연산을 통해 컨벌루션을 수행할 수 있으므로 더욱 빠른 시간 안에 초점값을 측정할 수 있다.

### 3. 홍채 영상 복원 방법

일반적으로 공간 영역에서 초점이 맞지 않아 흐려진 영상은 식 (5)과 같이 표현할 수 있다<sup>[16]</sup>.

$$g(x, y) = h(x, y) * f(x, y) + \eta(x, y) \quad (5)$$

$g(x, y)$ 은 초점이 맞지 않아 흐려진 영상이고,  $f(x, y)$ 은 원래의 선명한 영상이다.  $h(x, y)$ 는 2D PSF(Point Spread Function)이고,  $\eta(x, y)$ 는 영상의 잡음(noise)이다.

공간 영역에서의 컨벌루션은 주파수 영역에서 곱셈 연산과 같다. 따라서 주파수 영역에서 초점이 맞지 않아 흐려진 영상은 식 (6)과 같다<sup>[16]</sup>.

$$G(u, v) = H(u, v) \cdot F(u, v) + N(u, v) \quad (6)$$

$G(u, v)$ 는 주파수 영역에서 초점이 맞지 않아 흐려진 영상이고,  $F(u, v)$ 는 주파수 영역에서의 선명한 영상이다.  $H(u, v)$ 는 주파수 영역에서의 PSF이고,  $N(u, v)$ 은 주파수 영역에서의 영상 잡음이다. 본 논문에서  $N(u, v)$ 은  $H(u, v)$ 보다 매우 작기 때문에  $(3 \times 3)$  크기의 가우시안 필터(Gaussian filter)를 사용하여 영상 잡음을 제거하였다. 그리고 식 (7)과 같은 역 필터(Inverse Filter)를 이용하여 홍채 영상을 복원하였다.

$$\hat{F}(u, v) = \begin{cases} \frac{G(u, v)}{H(u, v)} & H(u, v) \neq 0 \\ \frac{G(u, v)}{H(u, v) + \alpha} & H(u, v) = 0, \alpha \neq 0 \end{cases} \quad (7)$$

$H(u, v)$ 가 0이면, 분모가 0이 되는 문제를 해결하기 위하여 본 논문에서는 offset 값  $\alpha$ 를 0.05로 하여 실험하였다.

일반적으로 PSF는 수학적인 수식을 이용하여 모델링하는 방법과 실험을 통해 모델링하는 방법이 있다<sup>[16]</sup>. 본 논문에서는 식 (8)과 같은 등방성 가우시안 형태의 수학적인 수식을 이용하여 PSF를 모델링하였다.

$$h(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}} \quad (8)$$

초점이 흐려진 영상은 한 점에서의 에너지가 PSF를 통해 넓게 분산된 것이기 때문에,  $h(x, y)$ 의 합이 1이 되도록 만들었다.

전술한 바와 같이 DOF 영역으로부터 많이 떨어질수록 흐려짐의 정도가 커지므로 PSF도 다르게 설계해야 한다. 따라서 본 논문은 흐려짐의 정도가 커질수록 PSF의 필터 크기를 크게 만들고, 보다 큰  $\sigma$  값을 사용하여 흐려짐의 정도에 따라 미리 PSF를 정의하였다. 그리고  $(5 \times 5)$  컨벌루션 커널을 사용하여 얻은 초점값은 흐려짐의 정도에 반비례하므로, 표 2와 같이 초점값이 작을수

표 2. 초점 값에 따라 적용되는 식 (8)의  $\sigma$ 값  
Table 2. The  $\sigma$  value of Eq.(8) which is determined by focus value.

식 (3)의 초점 값 $f(x)$ 의 범위	식 (8)의 $\sigma$ 값
$70 \leq f(x) < 85$	1.5
$35 \leq f(x) < 70$	2.0
$5 \leq f(x) < 35$	3.0

록 흐려짐의 정도가 커울 때 정의한 PSF를 선택하도록 하였다. 이와 같이 PSF를 선택한 후에, 고속 푸리에 변환(Fast Fourier Transform)을 이용하여 공간 영역을 주파수 영역으로 변환한 후, 식 (7)을 이용하여 홍채 영상을 복원하였다. 그리고 역 고속 푸리에 변환(Inverse FFT)을 이용하여 공간 영역에서의 복원된 홍채 영상을 얻었다.

### III. 실험 결과

본 논문에서는 홍채 영상 복원 알고리즘을 실험하기 위해 CASIA 데이터베이스<sup>[15]</sup>의 홍채 영상을 사용하였다. CASIA 홍채 데이터베이스는 80명에 대한 108 종류의 홍채로부터 추출된 총 756장의 홍채 영상으로 구성되어 있다. 홍채 영상은 한 달 간격으로 촬득되었으며, 영상의 형식은  $(320 \times 280)$  픽셀 크기에 8비트 그레이 영상이다. CASIA DB 내의 홍채 직경은 200픽셀이상이고, 전체 대상 중 약 5.2%가 콘택트렌즈를 착용하고 촬득된 홍채 영상이다. 대상 영상 중 안경을 착용한 영상은 포함되어 있지 않다<sup>[15]</sup>.

CASIA 데이터베이스의 홍채 영상을 인위적으로 흐려지도록 만들고, 이를 제안하는 홍채 영상 복원 알고리즘을 사용하여 복원하였다. 그 결과, 그림 10과 같은 실험 영상을 얻었다.

본 논문은 홍채 영상 복원 알고리즘의 성능을 평가하기 위해 영상들의 RMS(Root Mean Square) 에러를 식 9와 같이 측정하였다.

$$\text{RMSError} = \frac{1}{MN} \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} \sqrt{\{f(x, y) - \hat{f}(x, y)\}^2} \quad (9)$$

$f(x, y)$ 는 원래의 선명한 홍채 영상의 그레이 레벨이고,  $\hat{f}(x, y)$ 는 흐려진 홍채 영상 또는 복원된 홍채 영상의 그레이 레벨이다. 실험 결과, 선명한 홍채 영상과 흐려진 홍채 영상의 RMS 에러는 평균 3.56이었고, 선명한 홍채 영상과 복원된 홍채 영상의 RMS 에러는 평균 3.25였다. 그러므로 복원된 홍채 영상이 흐려진 홍채 영상보다 원래의 선명한 홍채 영상에 더 가깝다는 것을 알 수 있다.

두 번째로 홍채인식 실험을 통해 홍채 영상 복원 알고리즘의 성능을 평가하였다. 먼저 원래의 선명한 홍채 영상을  $\pi/8$ 와  $\pi/16$ 의 주파수를 갖는 가버(Gabor) 필터를 사용하는 홍채인식 시스템에 등록시킨 후, 흐려진 홍채 영상과 복원된 홍채 영상을 사용하여 인식 실험을

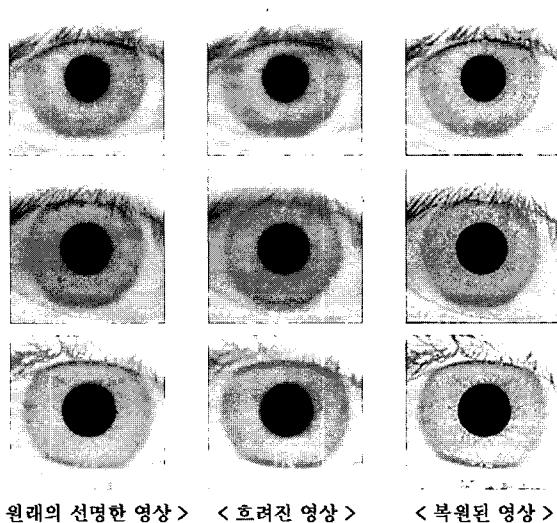


그림 10. 홍채 영상 복원 알고리즘 실험 결과 영상

Fig. 10. The examples of result to be experimented on proposed iris image restoration algorithm.

표 3. 홍채 영상 복원 알고리즘 성능 평가를 위한 홍채 인식 실험의 예

Table 3. The examples of iris recognition experiment to evaluate performance of proposed iris image restoration algorithm.

index	원래 선명한 홍채 영상과 흐려진 홍채 영상		원래 선명한 홍채 영상과 복원된 홍채 영상	
	해밍거리	결과	해밍거리	결과
1	0.3523	false reject	0.1103	true accept
2	0.2832	true accept	0.0773	true accept
3	0.3593	false reject	0.0982	true accept
4	0.2535	true accept	0.0077	true accept

하였다. 이때 가버 필터의 주파수는 인증 실험을 통해 EER(Equal Error Rate)이 가장 작은 결과를 나타낼 수 있도록 하는 값을 실험적으로 결정하였다<sup>[18]</sup>.

그리고 동일인에 대하여 원래의 선명한 홍채 영상과 흐려진 홍채 영상 사이의 해밍 거리(Hamming Distance)와 원래의 선명한 홍채 영상과 복원된 홍채 영상 사이의 해밍 거리를 측정하였다. 그 결과 선명한 홍채 영상과 흐려진 홍채 영상 사이의 해밍 거리는 평균 0.312였으며, 선명한 홍채 영상과 복원된 홍채 영상 사이의 해밍 거리는 평균 0.072였다. 표 3에서 보는 바와 같이 실험을 통해 복원된 홍채 영상의 해밍 거리가 흐려진 홍채 영상보다 더욱 낮은 것을 알 수 있다. 또한, 표 3에서 1번과 3번 같은 경우, 흐려진 홍채 영상에서는 동일인임에도 불구하고 타인으로 인식하는 FRR 오류가 발생되었으나, 복원된 홍채 영상에서는 그러한 오

표 4. BM-ET100 홍채인식 카메라에서의 초기 Z거리에 따른 총 홍채 인식 시간

Table 4. The total iris recognition time according to initial Z distance on the BM-ET100.

초기 Z 거리 (cm)	홍채 영상 복원 알고리즘을 사용하지 않은 경우 (sec)	홍채 영상 복원 알고리즘을 사용한 경우 (sec)
40	1.875	1.562
46	0.673	0.363
56	0.874	0.368
60	1.672	1.165
70	3.474	3.167
평균	1.714	1.325

류가 발생되지 않았다.

세 번째로 30명의 사용자들을 대상으로 고정 초점 방식의 BM-ET100<sup>[7]</sup> 홍채인식 카메라를 이용하여 실험함으로써 홍채 영상 복원 알고리즘의 성능을 평가하였다. 본 논문에서는 홍채 영상 복원 알고리즘을 사용하여 홍채인식 카메라의 DOF 영역을 증가시키는 방법에 대해 제안하였는데, 홍채 영상 복원 알고리즘을 사용하여 실험한 결과, BM-ET100 홍채인식 카메라의 원래의 작동 범위(Operating Range)인 48~53cm에서 46~56cm로 작동 범위를 증가시킬 수 있었다. 또한 작동 범위의 증가에 따른 총 인식시간의 변화를 알아보기 위하여, 30명의 사람에 대해 초기 Z거리에 따른 총 홍채인식 시간을 측정하였다. 이때 총 홍채인식 시간은 사용자가 BM-ET100 카메라의 작동 범위 안에 자신의 눈을 위치시키기 위한 시간과 홍채인식 알고리즘의 처리 시간, 그리고 홍채 영상 복원 알고리즘을 사용하는 경우에는 홍채 영상 복원 알고리즘의 처리 시간이 모두 합해진 시간이다. 또한, 총 홍채 인식 시간을 측정하기 위해 사용자가 자신의 눈을 작동 범위 안에 위치시키기 위한 접근 속도를 3차원 위치 추적 장치인 Polhemus Position Sensing Device (Fastrak)<sup>[17]</sup>를 사용하여 측정하였다. 실험결과 사용자는 일반적인 경우 5cm/sec ± 2의 속도로 홍채인식 카메라의 작동 범위 안에 자신의 눈을 위치시켰다.

그리고 펜티엄 IV 2.4GHz 프로세서에서 홍채 영상 복원 알고리즘의 처리시간을 실험한 결과, 처리 시간이 평균 90ms였다. 초기 Z거리에 따른 총 홍채인식 시간을 실험한 결과는 표 4와 같았고, 홍채 영상 복원 알고리즘을 사용한 경우 평균 389ms만큼의 총 홍채인식 시

표 5. Intel PXA270 624MHz 프로세서를 가진 PDA에서의 홍채 영상 복원 알고리즘 처리시간  
Table 5. The processing time of proposed iris image restoration algorithm on the PDA with Intel PXA270 624MHz processor.

연산 종류	연산 처리 방법	처리 시간
실수	$H(u,v) : FFT$ $G(u,v) : FFT$	8.8초
	$H(u,v) : 파일입력$ $G(u,v) : FFT$	6.6초
정수	$H(u,v) : 파일입력$ $G(u,v) : FFT$ ( $10^7$ 만큼 곱셈 연산 후, 정수형 FFT 수행)	3.7초
	$H(u,v) : 파일입력$ $G(u,v) : FFT$ (20 비트만큼 쉬프트 연산 후, 정수형 FFT 수행)	2.3초

간을 줄일 수 있었다.

마지막으로 모바일 환경에서 홍채 영상 복원 알고리즘이 사용되어질 것을 고려하여, PDA에서의 처리시간을 측정하였다. 홍채 영상 복원 알고리즘에서  $H(u,v)$ 는 미리 정의한 PSF이기 때문에 미리 구해진 값을 파일 입력을 통해 사용함으로써 FFT에서의 곱셈 연산의 처리 시간을 줄였다. PDA는 실수 연산을 위한 코프로세서(co-processor)가 존재하지 않기 때문에 실수 연산이 오래 걸리는 단점이 있다. 따라서 본 논문에서는 표 5와 같이 실수에  $10^7$ 을 곱하여 연산하는 방법과 20만큼 비트를 쉬프트 연산하는 방법을 이용하여 정수 연산으로 바꾸어서 FFT을 계산하였다. 그 결과 Intel PXA270 624MHz 프로세서를 가진 PDA에서 평균 2.3초의 처리 시간이 걸렸다.

#### IV. 결 론

본 논문은 홍채 영상 복원 알고리즘을 사용하여 DOF영역을 증가시키는 것을 통해 고정 초점 방식 카메라의 DOF영역이 매우 작다는 문제점과 가변 초점 방식 카메라의 부가적인 하드웨어로 인한 부피와 가격 상승이라는 단점을 보완시킬 수 있었다. 본 논문에서 제안된 컨벌루션 커널을 사용하여 초점값을 측정하는 방법은 속눈썹에 영향을 받는 단점이 있다. 따라서 향후 속눈썹을 검출해 냄으로써 초점값 측정 과정에서 속눈썹 영역은 포함시키지 않고, 홍채 영역만을 초점값 측정에 사용하는 방법을 연구할 계획이다. 또한 제안한 홍채 복원 알고리즘은 홍채인식 카메라로부터 취득한 동일

영상 안에서 위치에 상관없이 같은 형태의 PSF(spatial invariant)를 적용하여 복원하였으나, 초점이 맞지 않는 영상은 동일 영상 안에서 위치에 따라 다른 형태(spatial variant)로 나타나는 것이 일반적이므로 앞으로 동일 영상 안에서도 위치에 따라 PSF를 다르게 적용하는 방법에 대해 연구할 계획이다.

#### 참 고 문 헌

- [1] 박강령, “홍채 인식 기술,” 멀티미디어학회지, 제7권, 제2호, 23-31쪽, 2003.
- [2] <http://www.lgtelecom.com>
- [3] 정대식, 박강령, “휴대폰 환경에서의 홍채 인식을 위한 홍채 코드 추출에 관한 연구,” 한국정보처리학회 춘계학술대회 논문집, 제12권, 제1호, 813-816쪽, 2005년 5월
- [4] John G. Daugman, “High Confidence Visual Recognition of Persons by a Test of Statistical Independence,” *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 15, no. 11, pp. 1148-1161, 1993.
- [5] John G. Daugman, “How Iris Recognition Works,” *IEEE Trans. on Circuits and Systems for Video Technology*, vol. 14, no. 1, pp. 21-29, 2004.
- [6] 강병준, 박강령, “홍채 인식을 위한 초점값을 이용한 홍채 영상 복원 연구,” 한국정보처리학회 춘계학술발표대회 논문집, 제12권, 제1호, 781-784쪽, 2005년 5월
- [7] <http://www.panasonic.com/iris>
- [8] <http://www.lgiris.com/products/EOU3000.html>
- [9] J. van der Gracht, V. P. Pauca, H. Setty, R. Narayanswamy, R. J. Plemmons, S. Prasad, and T. Torgersen, “Iris recognition with enhanced depth-of-field image acquisition,” *Proceedings of SPIE*, vol. 5438, pp. 120-129, 2004.
- [10] Kang-Sun Choi, Jun-Suk Lee and Sung-Jae Ko, “New Auto-focusing Technique Using the Frequency Selective Weight Median Filter for Video Cameras,” *IEEE Trans. on Consumer Electronics*, vol. 45, no. 3, pp. 820-827, 1999.
- [11] J. M. Tenenbaum, “Accommodation in computer vision,” Ph. D. thesis, Stanford University, 1970
- [12] S. K. Nayar and Y. Nakagawa, “Shape from Focus,” *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 16, no. 8, pp. 824-831, 1994.
- [13] R. A. Jarvis, “Focus Optimization Criteria for Computer Image Processing,” *Microscope*, vol. 24(2), pp. 163-180

[14] Joseph W. Goodman, "Introduction to Fourier Optics 3/E," Roberts and Company Publishers, 2005.

[15] <http://www.sinobiometrics.com>

[16] R. C. Gonzalez, R. E. Woods, "Digital Image Processing 2/E," Prentice Hall, 2002.

[17] <http://www.polhemus.com>

[18] 노승인, 배광혁, 박강령, 김재희, "독립 성분 분석 방법을 이용한 홍채 특징 추출," 대한전자공학회 논문지, 제40권(SP편), 제6호(6-3), 20-30쪽, 2003년 11월

---

### 저 자 소 개

---



강 병 준(학생회원)

2004년 2월 상명대학교 소프트웨어학과 학사 졸업  
2006년 2월 상명대학교 일반대학원 컴퓨터과학과 석사졸업  
2006년 3월 ~ 현재 상명대학교 일반대학원 컴퓨터과학과 박사과정

<주관심분야 : Biometric 영상 처리, 패턴인식, 컴퓨터 vision>



박 강 령(정회원)

1994년 2월 연세대학교 전자공학과 졸업  
1996년 2월 연세대학교 전자공학과 석사  
2000년 2월 연세대학교 전기 · 컴퓨터공학과 박사  
2000년 3월 ~ 2003년 2월 LG 전자 기술원 Digital Vision Group 홍채 인식팀  
2003년 3월 ~ 현재 상명대학교 소프트웨어대학 미디어학부 조교수  
<주관심분야 : Biometric 영상처리, 패턴인식, 컴퓨터 vision, 컴퓨터 그래픽스>