

결막 충혈도 측정을 위한 공막 영상 분할

배장표[†], 김광기^{††}, 정창부^{†††}, 양희경^{††††}, 황정민^{†††††}

요 약

결막 충혈은 결막염, 각막염, 포도막염 등의 안과질환의 초기 증세로서 정량적으로 평가할 수 있다면 진단과 경과 관찰에 도움이 된다. 충혈의 정량화에서 공막의 크기는 중요한 지표이지만 기존의 공막 분할 방법이 정확하지 않기 때문에 수동으로 분할하고 있다. 본 논문에서는 충혈의 정량화를 위하여 level set 방법을 이용한 공막 분할 알고리즘을 제안한다. Level set의 초기 모델은 Lab 색상 모드와 k-means 알고리즘, 기하학적인 정보를 이용하여 지정된다. 헤이시안(hessian) 분석으로 공막과 피부 사이의 골을 향상시킨 영상에 level set을 적용하였다. 제안 방법의 성능 측정을 위하여 52개의 전안부 영상에 대하여 실험하였다. 실험 결과, 제안 방법이 화소값만 이용하는 region growing이나 level set의 초기 모델로 임의의 원을 이용하는 방법보다 성능이 우수하였다. 이 논문에서 제안한 공막 분할 방법은 객관적인 충혈도 측정에서 중요한 요소 기술의 역할을 할 것이다.

Sclera Segmentation for the Measurement of Conjunctival Injection

/ Jang Pyo Bae[†], Kwang Gi Kim^{††}, Chang Bu Jeong^{†††},
Hee Kyung Yang^{††††}, Jeong-Min Hwang^{†††††}

ABSTRACT

Conjunctival injection is the initial symptom of various eye diseases such as conjunctivitis, keratitis, or uveitis. The quantification of conjunctival injection may help the diagnosis and follow-up evaluation of various eye diseases. The size of the sclera is an important factor for the quantification of conjunctival injection. However, previous manual segmentation is time-consuming. Automatic segmentation is needed to extract the objective region of interest. This paper proposed a method based on the level set algorithm to segment the sclera from an anterior eye image. The initial model of the level set algorithm is calculated using the Lab color space, k-means algorithm and the geometric information. The level set algorithm was applied to the images in which the valley between the eyeball and skin was enhanced using the hessian analysis. This algorithm was tested with 52 images of the anterior eye segment. Results showed that the proposed method performs better than those with the level set algorithm using an arbitrary circle, or the region growing algorithm with color information. The proposed method for the segmentation of sclera may become an important component for the objective measurement of the conjunctival injection.

Key words: Sclera Segmentation(공막 분할), Conjunctival Injection(결막 충혈도), Level Set(레벨셋)

* 교신저자(Corresponding Author) : 김광기, 주소 : 경기도 고양시 일산동구 마두1동 809번지 국립암센터(410-769), 전화 : 031) 920-2241, FAX : 031)920-2242, E-mail : kimkg@ncc.re.kr

접수일 : 2010년 1월 13일, 수정일 : 2010년 3월 30일

완료일 : 2010년 5월 11일

[†] 준희원, 서울대학교 협동과정 바이오엔지니어링 전공
박사과정
(E-mail : haizzzi@gmail.com)

^{††} 정희원, 국립암센터 의공학연구과 선임연구원

^{†††} 정희원, 국립암센터 의공학연구과 연구원.

(E-mail: cbjeong@ncc.re.kr)

^{††††} 정희원, 분당서울대학교병원 안과 전임의

(E-mail : nan282@snu.ac.kr)

^{†††††} 정희원, 분당서울대학교병원 안과 교수

(E-mail : hjm@snu.ac.kr)

* 본 연구는 서울형산업 기술개발 지원사업 연구(ST090841)
지원과 국립 암센터 기관고유 과제(0810122)로 수행되었음.

1. 서 론

전안부 영상에서의 영상처리 연구가 많은 분야에서 적용되어 왔다. 보안관련 연구에서 눈 부위를 자동 검출하고 동공의 자동분할 후 거칠기 분석을 통한 분석이 이루어졌다. 질병진단에서는 충혈을 측정하기 위해 공막(sclera)을 분할하여 미세혈관이 있는 부분을 계산하여 정량화한다. 최근 이러한 안과분야에서 정량화된 분석에 의한 충혈 연구가 증가하고 있다[1,2].

전안부 영상에서 눈을 검출 후 눈동자의 윤곽선을 얻기 위해서는 동공검출이 필요하다. 동공을 검출한 방법으로서 Daugman의 원형 검출기, 화소값 정보를 이용하여 검은색의 동공을 발견할 수 있다[3]. 또한 동공의 중심 좌우 위치에 눈꺼풀을 찾아야 한다. 눈꺼풀을 찾기 위해서, 경계정보를(edge map) 사용하면 잡음, 잘못 추측된 가장자리, 눈꺼풀의 경계가 희미한 경우가 있을 수 있고 또한 경계영역이 연속적이지 않다는 한계가 있다[4]. 눈꺼풀을 찾기 위해서 경계정보 외에 눈꺼풀의 화소값이 급격하게 줄어드는 골을 찾은 후에 곡선 정합을 통해서 눈꺼풀을 찾는 연구가 있다[4,5]. 그리고 아래위의 눈꺼풀을 포물선으로 가정하고 파라미터를 찾는 Deformable Template Matching 방법도 있다[6]. 또한 active contour model (ACM)을 이용해서 공막을 찾는 연구가 진행되었다[7]. 동공을 찾은 후 적절한 위치 관계와 마스크를 이용해서 눈 가장자리를 찾는다. ACM을 위한 초기 모델을 얻으려면 gradient vector field (GVF)을 이용해 동공의 경계면과 월드의 변화가 가장 없는 곳을 찾는다. 그리고 canny 연산자 알고리즘을 이용해서 발견한 특징점을 TASOM-based ACM 알고리즘으로 처리를 해서 눈꺼풀을 찾는 방식이다.

앞에서 논의한 연구가 다루는 영상에서 공막 부분은 하얀색이다. 그에 반해서 이 연구에서 다루는 전안부 영상은 충혈이 진행된 영상으로 잡음이 많이 섞여 있다. 충혈된 혈관은 경계값 검출을 할 때, 잡음으로 검출이 되며 일반적인 눈에서 공막을 추출하는 방식을 사용할 수 없다. 또한 충혈이 된 부분을 확인하기 위해서 눈동자의 시선을 좌측이나 우측으로 기울이고 있다. 그리고 눈을 얼마나 떴는지에 따라서 그리고 눈을 바라보는 각도에 따라서 여러 가지 형태의 눈이 나온다. 따라서 기존의 눈의 윤곽선을 추출

하는 연구방법과는 다른 방식을 써야 한다.

눈꺼풀 부분을 향상(enhancement)시키기 위해서 이전에 canny 연산자 알고리즘이나 기존 논문에 제시된 방법이 아닌 헤이시안(hessian)을 사용하였다. 헤이시안은 일정한 두께의 선, 면 등의 정보를 검출하는데 사용될 수 있다. 눈꺼풀 부분이 일정한 두께의 선으로 나타나기 때문에 헤이시안을 이용하면 좋은 결과를 얻을 수 있다. 그리고 동공의 기하학적인 구조와 GVF 등을 통해서 초기 모델을 사용한 TASOM-based ACM 알고리즘과는 다르게 화소 정보와 기하학적인 계산을 통해서 적절한 초기 모델을 정하였다. 본 연구에서는 충혈된 눈의 화소값 분포를 기준으로 초기 모델을 구해준다.

눈의 충혈도를 임상적으로 측정하는 것은 우선 어떤 단계로 눈의 충혈도를 구분할지 모호하여 주관적으로 판단할 가능성이 높다. 즉 검사자가 주관적으로 평가하게 되면 반복적으로 객관적인 값을 도출할 수 없기 때문에 충혈의 정도를 동일한 기준으로 판단할 수 있는 지표를 개발하는 것이 필요하다. 객관적 충혈도 측정연구로서 콘택트렌즈의 사용 빈도에 따른 비교연구가 있는데 환자의 눈과 기준이 되는 충혈도 그림을 비교하여 그 정도를 판단하였다[8].

안과 수술이 끝난 환자의 충혈도를 객관적으로 측정하여 환자의 수술 후 경과를 정량적으로 도출하는 것을 목적으로 하는 충혈도 자동측정기에 공막 영상 분할 방법이 적용될 수 있다. 전안부 영상 활용기기를 사용하여 환자의 공막 영상을 획득하고 영상분할 방법을 통해서 공막 부분을 추출한 후, 객관적인 충혈도 지표를 사용하여 정량화 한다. 경과를 모니터링하여 환자의 예후에 대하여 진단한다. 충혈의 정량화를 위해서 전안부 영상에서 공막 부위를 영상 분할하여야 한다. 공막 경계부위의 여러 충의 조직 형태에 따라 영상분할이 어렵다.

본 연구에서는 복합적인 색 정보와 기하학적인 특성을 이용하는 level set 방법을 사용하여 눈동자의 공막을 영상분할 하는 방법을 제시하였다. 이 분야의 연구를 통하여 환자의 병변 판단 및 추이 분석을 위한 객관적 데이터가 산출될 것이라 판단된다.

2. 재료 및 방법

2.1 재료

그림 1에서 (a)부터 (f)까지가 전안부 영상이다. 연

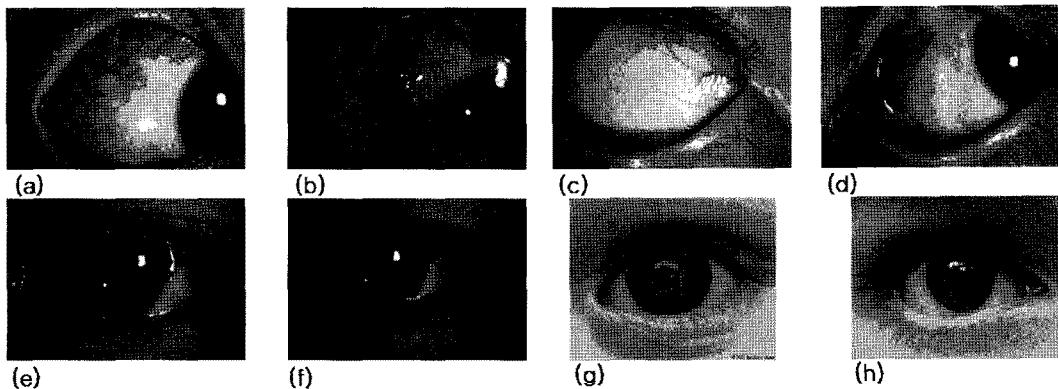


그림 1. 전안부 사진(a)~(f)과 일반 눈사진(g)~(h) 비교

구에서 한정하는 경우는 동공이 정중앙에 있지 않은 (a)부터 (d)까지의 사진이다. 그림 (e)와 (f)의 정면 사진의 경우 총혈이 해당 사진에서 잘 드러나지 않기 때문에 제외한다. 그림 1의 (g)와 (h)는 일반 사진기로 찍은 정면 사진이다. 일반 사진기의 경우 근접 촬영이 힘들기 때문에 사진의 해상도가 전안부 사진기에 비해서 떨어지는 것이 일반적이다.

환자군은 4~9세까지의 남녀 11명으로, 수술 후 경과를 찍은 사진 52장을 자동 영상분할에 사용하였다. 전안부 영상 획득 장비는 Nikon ZOOM-PHOTOH SLIT LAMP FS-3V이고 3008×2000 화소크기의 영상을 사용하였다. Level set을 할 때에는 속도를 위해서 180×120으로 최근접 이웃 보간법(nearest-neighbor interpolation) 방식으로 줄여서 영상을 분할하였다. 영상처리를 위한 컴퓨터의 사양은 Intel Core Quad CPU 2.40GHz, 2.00GB RAM이고 매트랩을 이용하여 영상분할 연구를 진행하였다.

2.2 공막 영상 분할

그림 2의 순서도에서 나타난 것처럼, 공막 영상 분할은 level set을 이용한 방법으로 구현된다. 공막과 피부 사이의 골을 향상시키기 위해서 헤이시안의 큰 고유값 이미지를 만드는 과정과 level set의 초기 모델을 만드는 과정으로 나누어져 있다. 입력 이미지에서 R(빨간색) 채널을 분리한 다음 이를 헤이시안의 큰 고유값을 입력값으로 사용하여 영상 데이터를 얻는다. 그리고 입력 이미지에서 초기 모델 만들기 방법을 사용하여 level set의 초기 모델을 만든다. 기존에 만든 큰 고유값 이미지를 원래 이미지의 R 채널

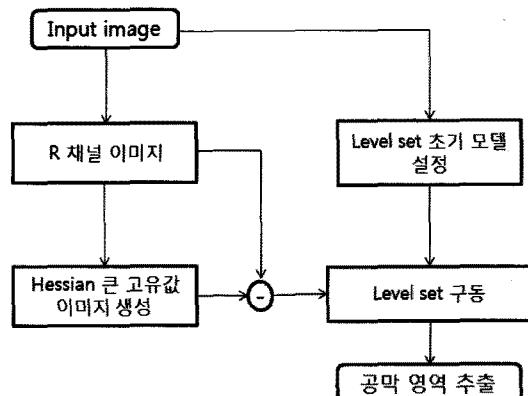


그림 2. 공막 자동 영상분할 순서도

에 빼기 연산을 수행하여 Level set의 입력으로 사용한다.

Level set의 기본 입력 이미지로 R 채널을 사용한다. 공막 영상에는 R 채널 영상에서 혈관이 나타나 있지 않는다. 따라서 level set을 해당 채널을 기준으로 구현했을 때 윤곽선이 혈관 때문에 멈추지 않고 진행하는 것이 가능하다. 그리고 헤이시안 큰 고유값 이미지를 만들 때도 RGB 채널 중에서 R 채널을 사용하여 헤이시안 연산을 수행해서 혈관이 같이 검출되는 것을 막아준다.

2.2.1 헤이시안을 이용한 공막과 피부 사이의 골 향상

Sato는 3차원 영상에서 헤이시안 행렬의 고유값(eigenvalue)을 통하여 선, 점, 면 영역을 구분하는데 응용하였다[9]. 본 논문에서는 헤이시안 행렬의 최대 고유값을 이용하여 선의 형태를 구성하고 있는 공막과 피부 사이의 골을 검출하였다.

2차원 영상이 $f(x, y)$ 라고 할 때, f 의 2차원 편미분은 식 (1)로 표현될 수 있다.

$$\frac{\partial}{\partial y} \left[\frac{\partial}{\partial x} f(x, y) \right] = f_{yx} \quad \text{식 (1)}$$

이 표현법을 이용해서 헤이시안 행렬의 식을 나타내면 식 (2)와 같다.

$$\nabla^2 f = \begin{bmatrix} f_{xx} & f_{xy} \\ f_{yx} & f_{yy} \end{bmatrix} \quad \text{식 (2)}$$

여기서 편미분을 다루기 때문에 f_{xy} 와 f_{yx} 를 같다고 생각한다.

$f(x, y)$ 는 연속 함수라고 생각하기 때문에 위와 같이 헤이시안 행렬을 구할 수 있다. 그러나 이미지의 데이터는 불연속적인 데이터이기 때문에 식 (3)에 나타난 가우시안 스무딩(smoothing) 커널의 컨볼루션(convolution)이 필요하다.

$$G = \frac{1}{\sqrt{2\pi} * \sigma_f} * e^{-\frac{(x^2+y^2)}{2\sigma_f^2}} \quad \text{식 (3)}$$

이때 σ_f 는 가우시안 함수의 표준편차를 나타내며, 이것은 스무딩 효과를 조절한다. 컨볼루션과 2차원 편미분은 식 (4)와 같다. 이 논문에서는 3008×2000 크기의 이미지를 최근접 이웃 보간법을 사용하여 602×400 으로 만든 후 헤이시안 처리를 수행하는데 이때 σ_f 는 10으로 설정한다.

$$H_{xy} = \frac{\partial}{\partial y} \left[\frac{\partial}{\partial x} G \right] * G \quad \text{식 (4)}$$

각각의 헤이시안 성분은 $f(x, y)$ 의 편미분에 대해서 가우시안 스무딩을 수행한 성분으로 구성되고 이때 H 의 고유값을 λ_1 와 λ_2 ($\lambda_1 > \lambda_2$)이라고 할 때, λ_1 의 고유값 영상을 생성한다. 그림 3과 같이 최대 고유값은 선성분을 강조하고 공막과 피부 사이의 골은 선의 형태이기 때문에 원하는 골의 향상 효과를 얻을 수 있다.

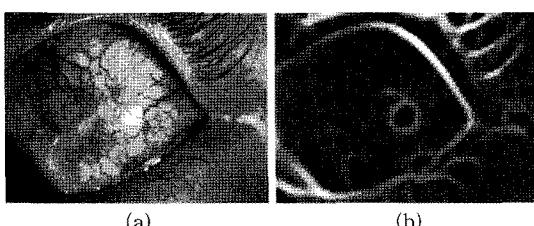


그림 3. (a) 원 이미지 (b) 최대 고유값 이미지

2.2.2 Level set 알고리즘

Level set 알고리즘은 모양 및 화소값의 정보를 고려한 알고리즘이다. Level set 방법의 장점은 해당 물체의 파라미터를 모르는 상태에서 커브나 표면과 관련된 수치적인 계산을 수행할 수 있다는 것이다. 또 level set은 위상이 변하는 모양을 따라가는 것을 쉽게 만들어 준다. 눈동자는 피부에 비해서 깊이 파여 있다. 따라서 위상이 변하는 경우이고 level set을 사용하면 쉽게 구분할 수 있다.

만약 커브 Γ 가 속도 v 로 수직 방향으로 움직이고 있다면 level set 함수 φ 는 다음 식 (5)를 만족시킨다.

$$\frac{\partial \varphi}{\partial t} = v |\nabla \varphi| \quad \text{식 (5)}$$

이 편미분 방정식을 Hamilton-Jacobi 방정식이라고 부르고 수치적으로 유한 해석법을 사용한다[10].

이 연구에서는 윤곽선이 커지는 경계 기반의 level set을 사용한다. 이 방식에서는 초기 모델을 설정하는 것이 중요하다. 초기 모델이 공막의 중심에 정확하게 설정 되면 level set이 공막의 모양을 정확하게 영상분할 할 가능성이 높아진다. 그에 반해서 초기 모델이 공막이 아닌 피부 부분을 포함하고 있으면 틀린 위치를 기준으로 윤곽선이 증가하기 때문에 잘못 분할하게 된다.

2.2.3 Level set 초기 모델 구하기

2.2.3.1 Lab 색 모델과 k-means 알고리즘을 이용한 영상분할

Lab 색 모델은 RGB나 CMYK 색 모델과는 다르게, 사람의 시각과 비슷하게 디자인되어 있다. 기존의 RGB나 CMYK 색 모델은 인간의 시각보다는 물리적인 기기에 맞추어 구성되어 있다. L 부분은 밝기에 대응된다. 그리고 a와 b 부분의 값을 변화시키면서 색 균형을 조절할 수 있다.

Lab 색 모델에서 a와 b 부분을 사용해서 k-means 알고리즘으로 눈동자의 사진을 세 영역으로 나누면 대략적으로 공막의 충혈된 부분과 충혈되지 않은 부분 그리고 외각 피부 부분으로 나누어지는 것을 확인할 수 있다. 이때 동공은 화소값이 낮은 영역으로 구분이 되기 때문에 고려하지 않는다(그림 3). RGB나 HSV 공간을 사용해서 k-means 알고리즘으로 눈동자 사진을 세 영역으로 나누면 공막과 피부가 섞여 구분되거나 Lab 색 모델의 a와 b를 이용하면 공막과

피부 부분이 분리된다. 이는 Lab 공간의 특성상 a와 b 부분이 밝기 정보와 분리된 화소값의 정보를 담고 있기 때문으로 생각된다. 자연을 촬영한 사진에서 영상 분할을 할 때 Lab 공간의 a, b가 가장 좋은 색 모음이라는 연구 결과가 있다[11].

k-means 알고리즘은 주어진 데이터를 특정 성질에 기초해서 k 묶음으로 나누는 방법 중 하나이다. 데이터가 벡터 공간을 이룬다고 가정하고, 이 알고리즘은 각 뷰어의 분산도를 최소화한다[12]. k-means 알고리즘으로 눈동자를 세 개의 영역으로 나눌 때 수렴 속도를 향상시키기 위해서 미리 계산된 값을 입력으로 넣는 것이 효율적이다. 이때, Lab 공간에서 평균적인 a, b는 다음과 같다. (155.8, 149.6), (138.1, 146.1)과 (125.9, 134.8)을 공막의 충혈된 부분과 충혈되지 않은 부분, 그리고 외각 피부 부분의 초기 평균값으로 설정한 결과 알고리즘의 정확성과 속도가 향상되었다.

아래의 3.2절에서 3부분으로 나눈 화소 정보와 빈자리 채우기와 같은 기하학적인 변형만을 이용해서 만들어진 공막의 영상 분할 결과를 제시하였다. level set을 이용하지 않고 화소 정보만을 이용하여 공막을 구분하면 정확한 영상 분할이 되지 않는다. 그 이유는 눈동자 영상마다 변위가 크고 그림 4의 (c)에서 확인 할 수 있듯이 공막에서 충혈된 부분과 충혈되지 않는 부분 사이의 색깔 값이 피부색과 비슷하기 때문에 두 부분의 중간이 피부로 구분된다. 그리고 기하학적으로 중간부분을 정확하게 region growing하기는 힘들다.

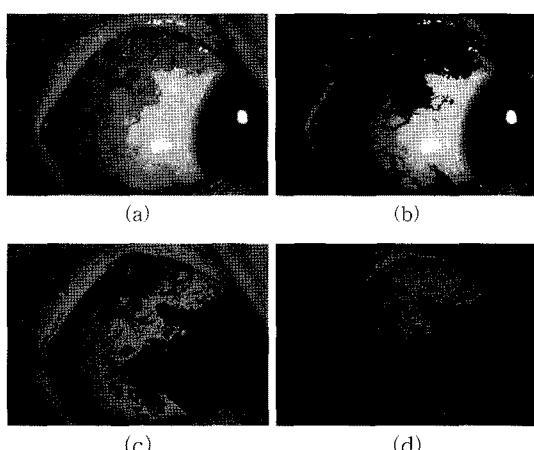


그림 4. Lab 색공간의 a와 b 영역을 이용하여 k-means 알고리즘으로 3가지로 구분한 이미지 (a) 원본 이미지 (b) 눈동자의 공막과 동공 (c) 피부 부분 (d) 혈관 영역

2.2.3.2 빈자리 채우기 방법

이 논문에서는 2.2.1에서 구한 k-means 알고리즘을 이용해서 Lab 색공간에서 3가지로 구분한 영역을 이용하여 level set의 초기 모델을 설정하였다. 이때 3가지로 구분한 영상은 그림 5(b)에서 볼 수 있다. 3개의 영역을 공막의 충혈된 부분(R_{red_sclera})과 충혈되지 않은 부분(R_{white_sclera}), 그리고 외각 피부 부분으로 설정했을 때, 3가지 영역이 이미지의 외각 가장자리를 각각 얼마나 포함하는지 계산한 후 가장 많이 포함 하는 영역을 지우면 R_{skin} 영역이 지워지게 된다. 그림 5(c)에 R_{skin} 을 지운 영상이 나타나 있다. 남은 R_{red_sclera} 과 R_{white_sclera} 영역의 합집합의 무게 중심을 구한다. 이는 그림5(d)에 빨간 점으로 나타나 있다. 그리고 그 무게 중심을 기준으로 그림 5(d)에 나타나 있는 것처럼 방사상의 점을 잡고 무게 중심과 방사상의 점을 잇는 선을 그린다. 그리고 해당 선이 $R_{vessel} \cup R_{white}$ 영역과 겹치는 영역의 길이를 구한다. 그리고 그 길이만큼 무게 중심에서 떨어진 위치를 구한다. 그림 6에 있는 선을 무게 중심에서 방사상으로 뻗은 선이라고 하자. 만약 선분 \overline{ab} 와 선분 \overline{cd} 위치에 이미지가 있다면 선분 \overline{ab} 와 선분 \overline{cd} 의 길이의 합을 구해서 그 길이만큼의 선분 \overline{AB} 를 중심부터 굽고 점 B위치를 찾는다. 0도에서 360도를 돌려가며 각각의 점 B를 찾아서 그것을 연결하면 무게 중심을 기준으로 빈자리를 메운 눈동자가 구해진다[13]. 그리고 빈자리를 메운 눈동자에 폭이 2픽셀인 원반으로 erosion을 수행하여 부드럽게 만든다(그림 5(e)).

지금까지의 최종 영역을 T라고 하면 T를 level set의 초기 위치로 바로 쓸 수 있지만 그림 5(c)에서 보는 것과 같이 피부 부분이 완전히 제거 되지 않은 경우에는 눈동자의 외각으로 초기 위치가 벗어날 수 있다. 따라서 $T \cup R_{red_sclera} \cup R_{white_sclera}$ 에 대해서 무게 중심을 다시 구한다. 이때 T를 기존의 영역에 합치는 이유는 그림 5에는 제시되지 않았지만, R_{red_sclera} 과 R_{white_sclera} 가 떨어져 있을 수 있기 때문이다. 여기에 T를 더해 두 영역을 연결시킨다. 그리고 연결요소 분석을 수행해서 가장 크기가 큰 부분을 구한다(그림 5(g)). 그림 5(g)에서 외각의 처리되지 않은 피부부분이 사라져 있다. 빈자리 채우기 방법을 다시 수행한 후 구해진 다면체를 level set의 초기 위치로 설정한다.

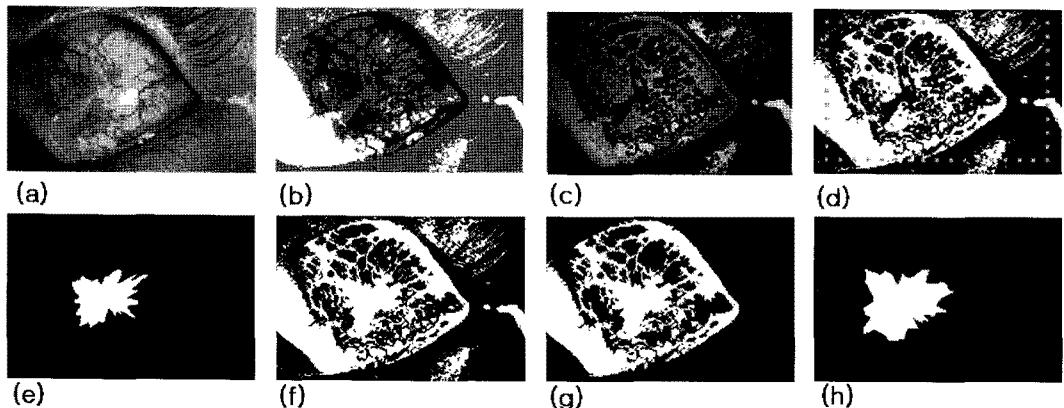


그림 5. level set의 초기 모델을 구하는 과정

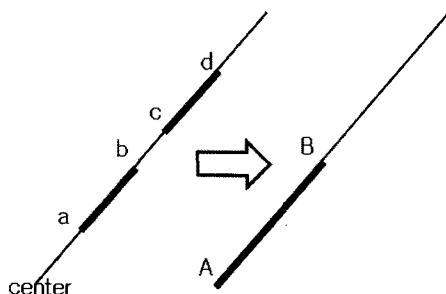


그림 6. 빈자리 채우기 방법

2.2.4 Level set을 이용한 영상분할

Level set은 Chunming Li의 알고리즘을 사용했다 [14]. 해당 알고리즘은 edge indicator function으로 화소의 변화값을 사용한다(식 6).

$$g = \frac{1}{1 + |\nabla G_\sigma * I|^2} \quad \text{식 (6)}$$

이때 G_σ 는 표준편차 σ 인 가우시안 커널이다. 해당 알고리즘의 σ 값이 크면 곡선이 빠르게 움직이고 작으면 천천히 움직인다. 따라서 초기 위치와 실제의 공막의 크기를 고려해서 σ 값을 설정해 주어야 한다. 또한 2.2.1에서 항상 시킨 골을 level set 알고리즘에 적용하기 위해서 이미지에 최대 고유값의 이미지를 더해준다.

$$I' = I - \gamma * I_{\lambda_{\text{large}}} \quad \text{식 (7)}$$

식 (7)에서 원래 이미지 I 에 최대 고유값 이미지를 $I_{\lambda_{\text{large}}}$ 를 γ 배하여 감산해 준다. 이때 γ 는 0.2~0.5 까지의 값을 설정해서 공막과 피부의 골이 나타날

수 있도록 설정하고, I' 는 0~255 사이의 값으로 다시 값을 배열해 준다. 곧 공막과 피부 사이의 골 부분에서 화소값이 급격하게 변화 하도록 만들어서 level set이 공막과 피부 사이의 골에서 수렴할 수 있도록 도와준다.

2.3 충혈도의 지표

충혈의 단계를 나누는데 일반적으로 두 가지 방법이 사용된다. 첫 번째 방법은 밝기와 색도(luminance-chromaticity)에 기반한 방법이다. 전체적인 붉은 정도와 밝기 정도에 기초해서 눈의 충혈도를 측정한다. 두 번째는 혈관의 모양에 기반한 방법인데, 혈관의 직경이나 비틀림, 면적에 대한 혈관의 비율이나 숫자에 기반한다. 만약 결막의 번쩍거림이 없다면 밝기 조건은 혈관 모양과 큰 상관관계를 보여 줄 것이다. 해상도가 낮으면 작은 혈관은 단순한 붉은색으로 표현될 것이기 때문에 두 지표는 작은 상관관계를 보여 줄 수도 있다. 두 조건은 같은 추세를 보여 주기도 하고 독립적으로 표현되기도 한다[8,15]. 본 논문에서는 기존 논문에 제시되어 있는 붉은 정도를 표현하는 지표와 Sobel 필터를 사용하고 그리고 더 향상된 혈관 추출 방법인 헤이시안을 이용한 지표도 사용한다.

결막에서 혈관이 붉은 색을 띠는 이유는 I_R 값이 I_G 와 I_B 의 값에 비해서 크기 때문이다. 따라서 $I_R - I_G$ 와 $I_R - I_B$ 의 합이 붉은 색을 표현하는 지표가 된다. 이를 표준화하면 식 (8)과 같다.

$$f_r(S) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n_{\text{total}}} \frac{2(I_R)_i - (I_G)_i - (I_B)_i}{2[(I_R)_i + (I_G)_i + (I_B)_i]} \quad \text{식 (8)}$$

이때, S 는 선택된 영역을 나타낸다. $(I_R)i(I_G)i(I_B)i$ 은 붉은색, 푸른색, 녹색의 화소값이다. Fr 은 $-0.5 < Fr < 1$ 의 값을 가지는데, 이때 값의 범위에 따른 색깔은 $Fr=1$ 일 때 붉은색 이미지를 나타내고, $Fr=0$ 일 때 흰색이나 회색 이미지를 나타낸다. $Fr < 0$ 일 때는 푸른색이나 녹색 이미지를 나타낸다.

혈관의 구조적인 복잡함을 나타낼 때는 Canny나 sobel 경계선 검출기를 통하여거나 헤이시안을 통한 혈관 추출 알고리즘을 사용하여 혈관 지도를 얻고 이를 통해서 구조적인 복잡함의 정도를 나타내는 지표를 구할 수 있다. 식 (9)가 이를 표현한다.

$$f_e(S) = \frac{\sum_{i \in S} [VM(S)]_i}{|S|} \quad \text{식 (9)}$$

이때, S 는 선택된 영역을, VM (vessel map)은 혈관 지도를 의미한다. Canny와 Sobel의 경우에는 검출된 경계선을 혈관으로 생각하는데, canny의 경우 경계선이면 바이너리로 결과가 나오고 선택된 영역 S 에서 밀도를 구해주면 된다. 그렇지만 Sobel의 경우 경계선이 변화도로 구해지고 0~255까지의 값이 나오기 때문에 선택된 영역 S 에서 이에 대한 평균을 계산한다.

헤이시안의 경우에는 헤이시안 행렬의 최대 고유값(maximum eigen value) 이미지를 구한다. 최대 고유값 이미지는 0과 255값을 가지고 있다. 여기에 otsu 경계치를 적용하면 혈관인 곳은 바이너리로 검출되는데, 이 이진화값을 선택된 영역 S 대해서 평균을 구해 준다. 헤이시안 행렬의 최대 고유값을 구하는 방식은 2.2.1에 자세하게 설명되어 있다.

3. 결 과

제안 방법의 성능을 실험하기 위해서 두 가지 지표를 계산하였다. 눈동자 영역을 얼마나 발견했는지를 확인하기 위해서 $R1$ 지표를 사용하였고, 얼마나 벗어났는지를 판단하기 위해서 $R2$ 지표를 사용하였다. $R1$ 과 $R2$ 는 식(10)에 제시하였다.

$$R1 = \frac{B}{A+B}, R2 = \frac{B}{B+C} \quad \text{식 (10)}$$

여기서 A, B, C 는 그림 7에 나타난 영역으로, 눈동자 영역을 잘 구분할수록 $R1$ 과 $R2$ 는 1에 가깝게 된다.

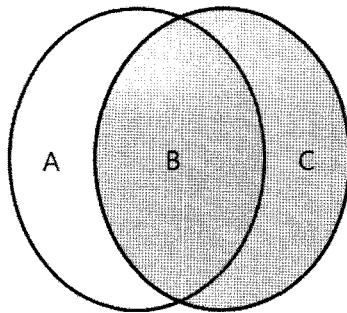


그림 7. 자동 발견 결과 모식도. $A+B$ 는 눈동자 영역 $B+C$ 는 자동 발견한 영역

3.1 파라미터 변화에 따른 결과

그림 8과 같이 12장의 사진을 이용하여 파라미터의 변화에 따른 $R1$ 과 $R2$ 의 결과를 파악하였다.

$\Sigma(\sigma)$, Iteration, Timestep, Epsilon(ε), Lamda(λ), Alfa(α)는 level set의 파라미터 값이다. 각각의 값에 따라서 $R1$ 과 $R2$ 를 동시에 최대로 만드는 값을 구하면 $\sigma=2.5$, $\varepsilon=1.5$, Timestep=10, $\lambda=5$, $\alpha=1.5$ 인 것을 알 수 있다. ε 을 제외하고는 $R1$ 값과 $R2$ 값은 반비례 관계에 있기 때문에 기울기 -1인 직선과 접점을 선택해 주면 된다. 그리고 Distance Rate는 방사선 방향으로 빙자리를 채운 후 중심에서 방사선으로 선택된 점들의 거리에 대해서 이 비율을 곱해서 최종적인 결과를 만들어 준다. 이 거리 역시 $R1$ 값과 $R2$ 값이 반비례 관계에 있고 0.75가 가장 최상의 결과를 낳는다.

3.2 Level set 초기 모델의 모양에 따른 결과

Level set의 초기 모델을 선택하는 문제에 관해서 초기 모델을 일반적인 원으로 설정했을 때와 현재의 설정을 비교해 보면 원의 반지름을 고정시키면 눈동자의 크기에 따른 변화에 대응하지 못하기 때문에, 원래 설정한 초기 모델과 같은 크기이면서 중심을 같은 원을 초기 모델로 설정한다. 표 1에 따르면 $R1$ 의 비율이 원으로 설정했을 때 기존의 방식에 비해서 낮게 나오는 것을 확인할 수 있다. 이는 단순하게 원으로 설정했을 때 형태적으로 눈동자의 세세한 영역을 놓친다는 의미이고, 원래의 윤곽선을 잡는 방식이 눈동자의 형태를 포함하고 있기 때문에 더 낮은 결과를 보여준다고 판단된다.

표 1에서 Level set을 사용하지 않고, 화소 정보만

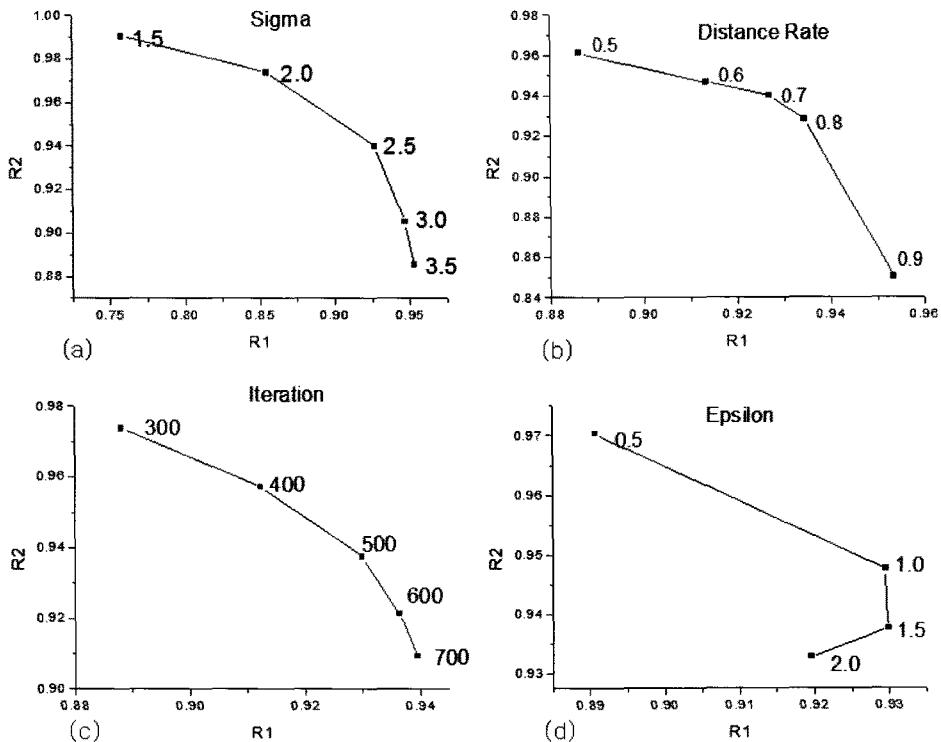


그림 8. 파라미터 변화에 따른 R1, R2의 변화 그래프 (a) sigma (b) Distance Rate (c) Iteration (d) Epsilon

표 1. 화소 점보만 이용했을 때와 초기 조건의 모양을 바꿨을 때의 결과

	R1	R2
화소 점보만 이용	0.8373	0.7795
원으로 설정	0.8617	0.9027
원래 모양으로 level set 구동	0.9057	0.9029

을 이용해서 구한 결과를 제시하였다. Level set의 초기 모델을 구성할 때, 마지막 단계가 ‘방사상으로 빙자리 지움’이다. 이 단계를 수행하지 않고 ‘연결요소 분석’을 통해 가장 큰 요소만 남김’을 수행한 것에 빙자리 채우기(Fill Hole) 연산을 수행한 것을 눈동자 영역으로 설정했을 때, $R1=0.84$, $R2=0.78$ 로 계산된다. 이 같은 Level set을 수행했을 때 나온 결과 $R1=0.91$, $R2=0.90$ 에 비해서 좋지 못하다. K-means 외에 RGB 값을 적절한 경계값으로 범위를 나누어서 공막 부위를 더 정밀하게 찾는다면 보다 좋은 결과를 얻을 수 있겠지만, 위의 결과만을 고려한다면 level set을 이용하지 않으면 성능에 한계가 있다.

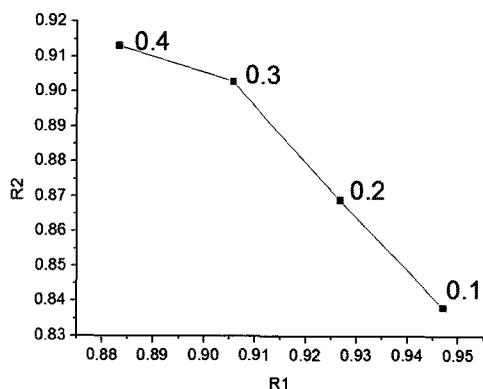
3.3 최종 결과

앞에서 구한 최적의 파라미터로 52장의 이미지에 대해서 최종 결과를 구하였다. Level set 파라미터를 $\sigma=2.5$, $\gamma=0.3$, $\epsilon=1.5$, Timestep=10, $\mu=0.02$, $\lambda=5$, $\alpha=1.5$ 를 사용하였다. μ 는 $0.2/\text{Timestep}$ 으로 구한다. 52 장의 이미지에 대해서 $R1$ 은 0.91, $R2$ 는 0.90가 나왔고 곧 ROI 영역의 90.57%를 구분하고 발견한 영역 중에서 10%가 벗어난다.

γ 값은 헤이시안 분석을 통해서 항상된 눈동자의 골 부분을 Level set에 합쳐 주는 인자이다. γ 값이 Level set 알고리즘에 변화를 준 부분이기 때문에 52 개의 이미지에 대해서 검사하였다(그림 9).

그림 9와 같이 γ 값이 0.1에서 0.3 사이에서 변할 때, 그 변화 양상이 기울기 -1인 곡선에 거의 일치한다. 곧 높은 $R1$ 값을 얻고 싶으면 0.1에 가까운 γ 값을 선택해야하나, 반대로 $R2$ 의 값은 낮아지게 된다. 낮은 $R1$ 값을 얻으려면 0.3에 가까운 γ 값을 선택하면 된다.

그림 10에서 공막을 영상분할 했을 때의 결과를 볼 수 있다. (a)에서 어두운 영역으로 Level set의 윤곽선이 완전히 전파되지 않아서 생기는 문제가 나타

그림 9. γ 값의 변화에 따른 R1과 R2의 변화

난다. 그리고 (d)와 (f)에서는 Level set의 윤곽선이 가장자리를 약간 넘어 선 것을 볼 수 있다. 이는 해당 분야가 이미지의 외각 부분에 근접해 있어 헤이시안을 통한 골의 향상이 적절하게 이루어지지 않았기 때문이다. (b)의 경우에는 아래쪽 안쪽 피부 부분이 나타났으나 Level set의 윤곽이 해당 부분까지 전파되지 않고 적절하게 멈추어 셨다. (b)와 같은 안쪽 피부가 드러날 때 안쪽 피부 이전에서 멈추지 않고 넘어설 경우가 있고 이 경우가 전체적인 성능을 떨어뜨린다.

4. 토의 및 결론

그림 1(a)~(d)의 사진을 보았을 때, 피부와 눈동자를 구분하면 되기 때문에, 기존에 피부를 구분하는 연구의 성과를 이용해서 쉽게 구분될 수 있을 것으로 판단된다[16]. 그렇지만 실제로 RGB, Lab 공간상에

서, 눈동자에서 충혈된 부분과 되지 않은 부분의 중간지점이 피부색과 유사한 값을 보여준다. 그래서 피부색 찾는 방법을 사용하여 피부 영역을 찾으면 눈동자를 가로 지르는 선이 생겨서 눈동자와 피부를 구분하는데 실패한다. 그리고 조명이 밝게 피부에 비춰지기 때문에 피부색의 변이가 크고 여러 경우의 눈 이미지에 대해 고유하게 적용되는 화소 정보를 찾기 어렵다.

HSV 공간도 Lab의 L이 밝기 정보를 담고 있듯이 V가 밝기 정보를 담고 있기 때문에 H와 S 부분을 이용하면 같은 결과를 얻을 수 있을 것으로 생각할 수 있으나 색상(Hue) 값의 분포가 피부와 혈관이 비슷한 값을 가지므로 HSV 색상 체계로는 피부와 혈관을 구분하기 힘들다.

동공과 속눈썹이 존재하기 때문에 기하학적인 정보와 혈관의 정보를 사용할 수도 있다. 그렇지만 속눈썹이 있는 사진과 없는 사진이 있다. 또한 안쪽 피부를 뒤집어서 촬영한 영상의 경우에 안쪽 피부가 빨간색이기 때문에 해당 부분을 충혈된 부분으로 잘못 구분한다. 따라서 눈동자와 피부 사이의 골 정보를 이용해서 흰자를 구분하는 것이 필요하다.

R1 지표의 경우 반복회수 내에 공막의 영역에 적절하게 수렴하는 정도를 표현하고 R2 지표의 경우 찾은 윤곽선이 정확한 공막 위치를 벗어나는 경우를 표현한다. 따라서 R1과 R2가 90% 정도의 값이 나왔다는 의미는 10% 정도 공막 위치를 놓쳤고, 10% 정도 공막 위치를 벗어나서 잘못 찾은 것이다. 공막의 윤곽선의 변이가 크기 때문에 받아들일 수 있는 결과

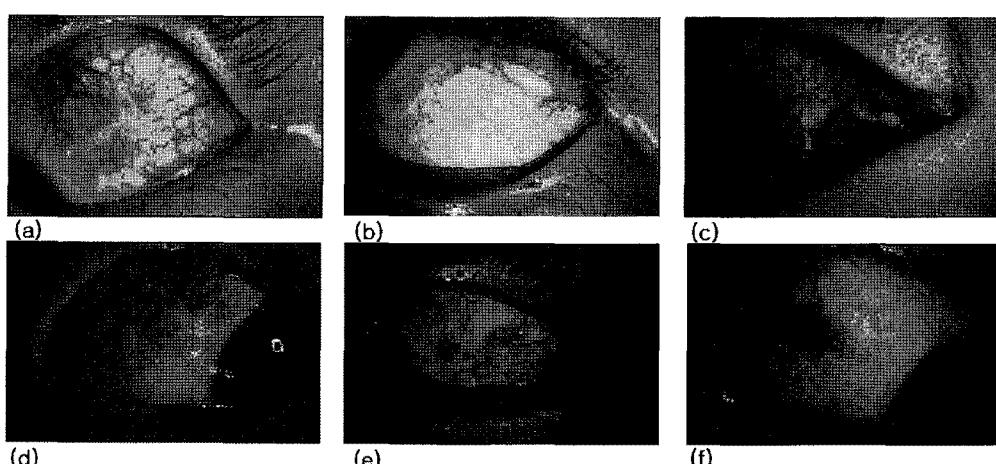


그림 10. 공막의 영상분할 결과

라고 생각된다.

Level set의 초기 모델을 어떤 식으로 설정하는지는 전체적인 성능에 큰 영향을 끼친다. Lab 공간과 k-means 알고리즘 그리고 기하학적인 구조를 사용해서 초기 모델을 구한 방식이 단순하게 원의 형태로 설정했을 때에 비해서 높은 성능을 보였다. 원의 형태로 초기 모델을 구할 때, 원의 넓이를 본 논문에서 사용한 초기 모델과 같은 크기로 했기 때문에 초기 모델의 형태적인 특성이 성능을 높인다고 판단된다.

단순하게 색공간과 region growing을 사용하여 구한 결과는 높은 성능을 보여주지 못한다. Region growing을 사용했을 때 눈동자와 피부의 경계 부위에서 멈추지 않고 영역이 계속 커지는 경우가 많기 때문에 화소정보를 이용한 방식과 같이 사용되었을 때에도 좋은 결과를 보여주지 못한다.

충혈도의 지표로 제시한 여러 가지 지표는 기존의 연구결과를 기반으로 헤이시안 혈관 검출기를 새롭게 재구성한 것이다. 헤이시안 검출기를 제외하고 다른 지표가 실제 의사들의 평균적인 판단과 어떤 상관관계가 있는지 분석하는 내용은 기존의 연구결과에 제시되어 있다[8,15]. 헤이시안 혈관 검출기가 어떤 상관관계를 나타내는지를 분석해서 결과를 제시하여야 하지만 여기서는 그 성능적인 타당성을 분석하지 않고 하나의 지표로 제시만 하였다.

본 연구의 주제는 어떻게 하면 자동화된 정량적 충혈도를 제시할 수 있는가 이기 때문에 눈 사진에서 공막 부분을 영상분할 할 수 있는 방법을 제시하였다. 공막부분을 자동적으로 구분할 수 있어야 전체적인 충혈 측정이 자동화될 수 있다. 그렇지 않으면 공막부분을 수동적으로 그려 주어야 하고 이는 사진의 숫자가 늘어나면서 시간을 요구하는 작업이 된다. 또한 자동화된 충혈도 측정 시스템에서 이 논문의 알고리즘을 이용해서 영상분할한 공막에 여러 가지 충혈도 지표를 계산하게 된다. 충혈도의 지표로 선택한 붉은 정도와 여러 가지 경계 정보를 해당 면적에 대해서 계산한다면, 잘못 선택하는 영역의 균일성 때문에 생기는 공막영역의 오차를 줄이고 객관적 충혈도에 대한 정보의 정확도를 높일 것이다.

참 고 문 헌

[1] L. Sorbara, T. Simpson, S. Duench, M.

Schulze, and D. Fonn, "Comparison of an objective method of measuring bulbar redness to the use of traditional grading scales," *Cont Lens Anterior Eye*, Vol.30, pp 53–59, 2007.

- [2] J. S. Wolffsohn, "Incremental nature of anterior eye grading scales determined by objective image analysis," *Br J Ophthalmol*, Vol. 88, pp. 1434–1438, 2004.
- [3] 강호철, 김광기, 오휘빈, 황정민, "전안부 영상에서의 동공 및 홍채 영상 분할 연구," 대한의료정보학회지, 제15권, 제2호, pp. 227–234, 2009.
- [4] V. Vezhnevets and A. Degtiareva, "Robust and Accurate Eye Contour Extraction," Proc. Graphicon-2003, pp. 81–84, 2003.
- [5] Z. Hammal and A. Caplier, "Eyes and eyebrows parametric models for automatic segmentation," Proc. IEEE Southwest Symposium on Image Analysis and Interpretation, USA, pp. 138–141, March 2004.
- [6] N. Funabiki, M. Isogai, T. Higashino, and M. Oda, "An Eye-Contour Extraction Algorithm from Face Image using Deformable Template Matching," *Mem Fac Eng Okayama Univ*, Vol.40, pp. 78–82, 2006.
- [7] M. H. Khosravi and R. Safabakhsh, "Human eye sclera detection and tracking using a modified time-adaptive self-organizing map," *Pattern Recogn* Vol.41, pp. 2571–2594, 2008.
- [8] P. Fieguth and T. Simpson, "Automated Measurement of Bulbar Redness," *Invest Ophthalmol Vis Sci*, Vol.43, pp. 340–347, February 2002.
- [9] Y. Sato, S. Nakajima, N. Shiraga, H. Atsumi, S. Yoshida, T. Koller, G. Gerig, and R. Kikinis, "Three-dimensional multi-scale line filter for segmentation and visualization of curvilinear structures in medical images," *Med Image Anal*, Vol 2 No. 2, pp. 143–68, 1998.
- [10] J. S. Suri, L. Kecheng, S. Singh, S. N. Laxminarayan, Z. Xiaolan, and L. Reden, "Shape recovery algorithms using level sets in 2-D/3-D medical imagery: a state-of-the-art

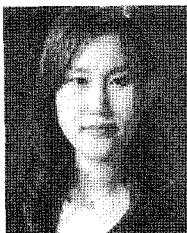
- review," *Ieee T Inf Technol B*, Vol.6, Issue. 1, pp. 8–28, March 2002.
- [11] H.-G. Geovanni , E. S.-Y. Raul, A.-R. Victor , and E. C.-T. Fernando, "Natural Image Segmentation Using the CIELab Space," 2009 International Conference on Electrical, Communications, and Computers, pp.107–110, 2009.
- [12] J. B. MacQueen, "Some Methods for classification and Analysis of Multivariate Observations," Proceedings of the Fifth Berkeley Symposium on Mathematics, Statistics, and Probability, Berkeley, U. California Press, pp. 281–297, 1967.
- [13] Z. Zhang, W. V. Stoecker, and R. H. Moss, "Border Detection on Digitized Skin Tumor Images," *Ieee T Med Imaging*, Vol.19, Issue 11, pp. 1128–1143, Nov. 2000.
- [14] C. Li, C. Xu, C. Gui, and M. D. Fox, "Level set evolution without re-initialization: A new variational formulation," Proc. IEEE Conf. Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), Vol.1, pp. 430–436, 2005.
- [15] M. M. Schulze, N. Hutchings, and T. L. Simpson , "The Use of Fractal Analysis and Photometry to Estimate the Accuracy of Bulbar Redness Grading Scales," *Invest Ophth Vis Sci*, Vol.49, pp. 1398–1406, April 2008.
- [16] V. Vezhnevets, V. Sazonov, and A. Andreeva, "A survey on pixel-based skin color detection techniques," Proc. Graphicon-2003, pp. 85–92, 2003.

배 장 표



2004년 8월 서울대학교 전기공학부 학사
 2000년 6월~2004년 2월 (주)넷더스(dab venture) 대리
 2004년 8월~2007년 2월 서울대학교 전기공학부 공학석사
 2007년 1월~2009년 2월 가천의대 뇌과학연구소, 다음커뮤니케이션 근무
 2009년 2월~2010년 2월 국립암센터 의공학연구과 연구원
 2010년 3월~현재 서울대학교 협동과정 바이오엔지니어링 전공 박사과정
 관심분야: 의료영상, 영상처리, 의학신호처리

양 희 경



2004년 서울대학교 의과대학 의학사
 2005년~2008년 서울대학교 안과 전공의 수료
 2009년~현재 분당서울대학교병원 안과 전임의

관심분야: 신경안과, 사시, 소아안과

황 정 민



1985년 서울대학교 의과대학 의학과 학사
 1991년 서울대학교 의과대학 의학 석사(안과학)
 1996년 서울대학교 의과대학 의학 박사(안과학)
 1994년~현재 서울대학교 의과대학 전임강사, 조교수, 부교수, 교수
 2003년~현재 분당서울대학교병원 안과 교수
 관심분야: 신경안과, 사시, 소아안과

김 광 기



1996년 안동대학교 물리학과 학사
 1998년 포항공과대학교 물리학과 석사
 2005년 서울대학교 공학 박사
 1998년~2006년 서울대학교 의학 연구원 선임 연구원
 2004년~2005년 Washington Univ. in St. Louis(MO, USA), 연구원
 2006년~2007년 서울대학교 의학연구원 전임대우 연구조교수
 2007년~현재 국립암센터 의공학연구과 선임연구원
 관심분야: 의료영상, 영상처리, 의료정보

정 창 부



1999년 호남대학교 컴퓨터공학과 공학사
 2001년 전남대학교 전산통계학과 이학석사
 2006년 전남대학교 전산학과 이학박사
 2005년~2009년 호남대학교 인터넷소프트웨어학과 전임강사
 2009년~현재 국립암센터 의공학연구과 post Doc.
 관심분야: 의료영상, 영상처리, 패턴인식