

원형객체의 기하학적 정보를 이용한 영상분할 알고리즘[☆]

Image Segmentation Algorithm Based on Geometric Information of Circular Shape Object

은 성 중* 황보 택 근**
Sung-jong Eun Taeg-Keun Whangbo

요 약

영상분할은 그 결과가 영상의 해석에 있어 매우 중요한 영향을 미치게 되며, 영상 처리의 필수 불가결한 단계이다. 이처럼 영상분할은 그 중요성이 높은 반면에 기존의 영상분할 방법들은 객체 내 픽셀 값의 변화가 심하거나, 객체와 배경과의 경계가 불분명한 경우 영역 분할의 문제를 가져 오게 된다. 이는 다수의 객체들이 서로 인접하여 구성되었을 때 빈번하게 발생하는데, 본 논문은 이러한 다수의 객체들이 원형 성분을 가진 객체들로 이루어 졌을 때 원형객체의 기하학적 정보를 이용하여 단일 객체로 분할하는 알고리즘을 제안한다. 본 논문에서 제안하는 원형객체 분할 알고리즘은 총 4단계로 나누어진다. 그 중 첫 단계는 인접한 원형객체의 외곽선 추출을 위한 단계, 두 번째 단계는 앞서 추출된 외곽선 정보를 이용하여 분할 후보점을 추출하는 단계, 세 번째 단계는 분할 후보점을 이용하여 대표 원들을 계산하는 단계, 끝으로 네 번째 단계는 계산된 대표 원들의 확장과 축소를 통하여 겹쳐지는 픽셀들을 기록해 이를 직선으로 연결하는 단계이다. 제안한 알고리즘의 성능 평가를 위해, 본 알고리즘과 목적이 가장 유사한 대표 세포 영상분할 알고리즘 3개와 비교하였고, 평가 방법은 분할된 영역의 개수 차와 내부 분할선의 비교 평가로 이루어졌다. 실험 결과, 가장 좋았던 Yan에 비해 개수 차는 16.7%, 내부 분할선의 정확도 평가는 21.8% 높은 것으로 나타났다.

ABSTRACT

The result of Image segmentation, an indispensable process in image processing, significantly affects the analysis of an image. Despite the significance of image segmentation, it produces some problems when the variation of pixel values is large, or the boundary between background and an object is not clear. Also, these problems occur frequently when many objects in an image are placed very close by. In this paper, when the shape of objects in an image is circular, we proposed an algorithm which segment an each object in an image using the geometric characteristic of circular shape. The proposed algorithm is composed of 4 steps. First is the boundary edge extraction of whole object. Second step is to find the candidate points for further segmentation using the boundary edge in the first step. Calculating the representative circles using the candidate points is the third step. Final step is to draw the line connecting the overlapped points produced by the several erosions and dilations of the representative circles. To verify the efficiency of the proposed algorithm, the algorithm is compared with the three well-known cell segmentation algorithms. Comparison is conducted by the number of segmented region and the correctness of the inner segment line. As the result, the proposed algorithm is better than the well-known algorithms in both the number of segmented region and the correctness of the inner segment line by 16.7% and 21.8%, respectively.

☞ KeyWords : Circular Shape Object, Image Segmentation, Geometric Information, Adjacent Object

1. 서 론

* 정 회 원 : 경원대학교 일반대학원 전자계산학과 박사과정
asclephios@hotmail.com

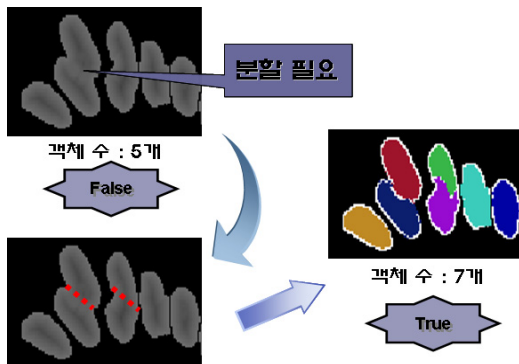
** 종신회원 : 경원대학교 IT대학 부교수
tkwhangbo@kyungwon.ac.kr(교신저자)

☆ 본 연구는 2009년도 경원대학교 지원에 의한 결과임

영상분할은 그 결과가 영상의 해석에 있어 매우 중요한 영향을 미치게 되며, 영상 처리의 필수 불가결한 단계이다. 영상 처리는 우주 과학, 영화,

게임, 머신 비전, 의료 분야, 군사 분야, 보안 분야 등 다양한 분야로 폭 넓게 활용이 되고 있는데, 영상 처리의 핵심이라고 할 수 있는 영상분할 분야에서 오류가 발생한다면 그에 따르는 비용의 부담은 가늠하기 힘들 것이다.

이처럼 영상분할은 높은 정확성이 요구되는데 반해, 기존의 영상분할 방법들은 객체 내 픽셀 값의 변화가 심하거나, 객체와 배경과의 경계가 불분명한 경우 영역 분할의 문제를 가져 오게 된다. 이로 인해 과분할이나 저분할의 문제점이 발생하게 된다. 따라서 이러한 문제점을 해결하기 위한 방법 중, 본 논문은 객체들의 성분이 원형성을 가진 다수의 객체들로 구성되어 있을 때, 이를 단일 객체로 분할하는 알고리즘을 제안한다. 여기서 원형성을 띄는 객체라고 하는 것은 세포나 동전과 같이 원형 형태를 가진 객체이다. 일반적으로 이러한 원형 객체가 다수의 인접한 형태로 구성되어 있을 때, 영역 분할의 문제가 빈번하게 발생한다. 본 논문의 목적은 이러한 문제점을 해결하기 위한 것으로, 인접한 원형객체의 기하학적 정보를 이용해 의미 있는 단일 영역을 찾고자 하는 것이다. 이와 같은 목적은 다음 그림 1을 통해 확인할 수 있다.



(그림 1) 제안 알고리즘의 목적

본 논문에서 제안한 알고리즘의 성능 평가는 세포 영상에서의 사용되는 대표 알고리즘 3개와 이루어지고, 분할된 영역의 개수 차와 내부 분할

선의 비교를 통하여 정확도를 측정한다. 1차적으로 개수를 통해 전체 분할 정확도를 측정하고, 개수가 정확하더라도 분할되는 영역이 다를 수 있기 때문에 이에 대한 확인이 필요하다. 따라서 2차적으로 객체의 내부 분할선 비교를 영역의 면적과 원형도 그리고 이심률을 통해 평가한다.

본 논문의 2장에서는 대표적인 영상분할 방법들에 대해서 알아보고, 3장에서는 인접한 원형객체 분할을 위해 객체의 기하학적 정보를 이용한 영상분할 방법을 제안한다. 그리고 4장에서는 분할된 영역의 개수 차와 내부 분할선의 비교로 성능 평가를 한다. 마지막으로, 5장에서는 결론 및 향후 연구과제에 대해 살펴본다.

2. 관련 연구

각각의 영상분할 방법들은 입력 영상의 특성에 따라 다른 성능을 보이면서 서로 다른 특징을 가지고 있어, 입력 영상에 따라 사용되는 분할 방법이 달라진다. 하지만 서로 다른 특징과 성능을 가지고 있어도 영상분할 시 발생하는 문제점은 같은 원인을 가지고 있다. 이는 서로 인접한 픽셀 값들의 분포 정도에 따라, 분할되지 않거나 과분할이 일어나게 되는 것이다. 이러한 문제점은 여러 영상 분할 방법들 중에서 자주 볼 수 있는 고질적인 문제점으로, 이를 해결하기 위해 지금까지도 많은 연구가 진행되고 있다.

이러한 영상분할 방법에 있어서 일반 영상에서 사용되고 있는 대표적인 방법과 본 논문에서 제안하는 알고리즘과 그 목적이 가장 유사한 세포 영상에서 사용되고 있는 대표적인 방법들에 대해 살펴보겠다.

2.1 대표 영상분할 알고리즘

일반적으로 일반 영상에서의 대표 영상분할 알고리즘은 임계값 기법, 에지 검출 기법, 영역 성장법, 텍스처 특징 값을 이용하는 기법 등 여러 가지 방법들이 사용되고 있다[1~4].

임계치에 의한 영상분할 방법인 임계값 기법은 주어진 영상에 대하여 히스토그램(histogram)을 만들고 임계치를 결정하여 영상을 물체와 배경으로 분리하는 방법으로, 하나의 임계값을 제시함에 있어서는 좋은 성능을 보이거나 다수의 임계값을 결정하는데 있어서는 좋은 성능을 보이지 못한다.

에지 검출은 영상에서 그레이 레벨이 불연속인 픽셀을 찾는 것을 말한다. Davis[5]는 에지 검출 기법을 먼저 계산된 결과가 다음 계산에 영향을 미치는 순차적인 방법과, 픽셀의 에지 여부가 자신과 이웃한 픽셀에만 영향을 받아 병렬적으로 계산할 수 있는 병렬적인 방법으로 분류하였다. 이러한 에지 검출 기법의 연산자들은 상당히 많이 존재하는데, 그 중 범용적으로 가장 많이 사용되고 있는 연산자는 1차 미분한 가우시안 함수를 주로 사용하는 Canny[6]의 에지 연산자이다. 또한 Hueckel[7]은 주어진 특정한 원형 영역에 가장 적합한 에지를 찾도록 하였다. 그러나 Hueckel의 에지 연산자는 계산 속도가 느릴 뿐만 아니라 에지 모델의 잡음을 고려하지 않았다는 문제점이 있다.

영역 성장법은 화소 간의 유사도를 측정하여 영역을 확장해 분할하는 방법으로 Muerle와 Allen[8]에 의해 처음으로 시도되었다. 일반적으로 영역 성장법은 이웃 화소간의 유사도 측정과 절대적인 임계치 설정에 있어, 객체 내 픽셀의 그레이 레벨 변화가 심하고 객체와 배경과의 경계가 불분명한 경우 비효율적인 문제점을 가지고 있다.

다음은 영상에서 픽셀 값의 불연속적인 변화를 정량화 하는 텍스처 특징 값을 이용하는 방법으로, 기본적으로 통계학적 방법과 구조적 방법으로 나눌 수 있다[9]. 텍스처의 특징만을 가지고 분할하는 것에 대해서는 빠르다는 장점이 있지만, 한 영역에 서로 다른 특징들이 모여 있거나, 그 특징의 경계가 모호하다면 분할시 비효율적인 문제점을 가지고 있다.

이러한 대표적인 영상분할 알고리즘 외에 본 논문과 그 목적이 유사한 세포영상의 분할 알고리즘에는 워터셰드에 기반한 방법이 주를 이루고

있으며, 그 외에 레벨 세트와 같은 방법도 함께 사용되고 있다.

워터셰드 알고리즘의 원리는 원 영상에서 기울기를 구하면 그레이 레벨이 높은 값과 낮은 값을 갖게 되는데 이와 같은 기울기를 지형적인 의미로 보고 영상을 분석하는 방식이다[10]. 워터셰드는 기본적으로 기울기 정보를 이용할 수 있으며, 부가적으로 거리 변환 영상을 이용한 방법, 마커를 이용한 방법 등 다양한 방법들이 존재한다. 이는 워터셰드의 근본적인 문제인 지역적 최소값에 의한 과분할 문제 때문에, 워터셰드에 부가적인 정보를 이용하는 것이다. 대표적인 예로 Pinkum[11]은 서로 인접해 있는 세포 영상을 분할하는데 있어 거리 변환 워터셰드에 에너지 함수를 사용하여 영상분할의 정확도를 높였으며, Kwak[12]은 마커 제어 워터셰드에 마커를 거리 변환 영상에서 지역적 최대값을 추출해, 이를 기반으로 영상을 분할하여 정확도를 향상시켰다.

워터셰드 방법과 함께 사용되고 있는 방법인 레벨 세트는 원래 성질이 다른 유체 사이에 시간 변화에 따른 경계 부분의 모양이나 상태를 추적하기 위해 사용되었다. 다만 연산하는 과정이 세포 영상이나 다른 일반 환경에서 영역을 분할하는데 있어 에지 기반이나 다른 영역 기반 분할 방법들보다 간단하고 잡음에 강하며 특히, 동시에 여러 물체를 추출해 낼 수 있어서 세포 영상에 많이 사용되고 있다. Osher[13]와 Sethian[14]에 의해 그 이론이 처음 소개되어진 레벨 세트 방법은 영상 전체 화소에 대해 연산을 수행하기 때문에, 레벨 세트 값을 갱신하고 거리 맵을 구하는 과정에서 많은 시간이 요구된다. 이렇게 레벨 세트는 시간에 대한 문제도 있지만 연산할 영역을 지정해줘야 하는 부분, 그리고 그레이 레벨에 기반하여 최적의 영역을 찾아가는 방법이기 때문에 픽셀 값의 경계가 모호할 때 영역분할에 어려움이 있다.

이렇듯 각 분야의 대표 영상분할 알고리즘들은 모두 픽셀 값이 균일하거나 그렇지 못한 경우, 저

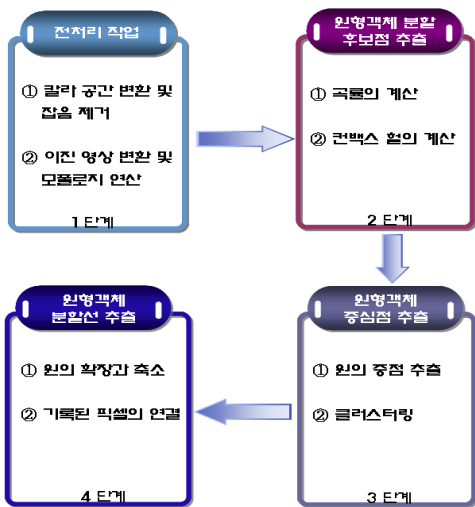
분할 혹은 과분할의 문제점을 가지고 있다.

3. 원형객체 분할 알고리즘

본 논문은 다수의 원형성을 가진 객체들이 서로 인접하여 구성되었을 때, 영상분할의 정확도를 높이고자 객체의 기하학적 정보를 이용한다. 본 논문에서의 기하학적 정보는 원형성 정보를 나타내는 것으로, 형태의 휨 정도를 나타내는 곡률(Curvature)과 최소 크기의 컨벡스 폴리곤(Convex Polygon)인 컨벡스 헐(Convex Hull), 그리고 단일 객체로 분할하기 위한 최종작업으로 원들을 생성, 크기를 키우고 줄이는 작업까지 알고리즘 전반에 원형성이라는 기하학적 정보를 이용하였다.

3.1 알고리즘 개요

본 논문에서 제안하는 원형객체 분할 알고리즘은 그림 2와 같이 크게 총 4단계인 전처리 단계, 원형객체 분할 후보점 추출 단계, 원형객체 중심점 추출 단계, 원형객체 분할선 추출 단계로 구성된다.



(그림 2) 전체 알고리즘 흐름도
 첫째로 전처리 단계에서는 입력 영상을 그레이

스케일 칼라 공간으로 변환 후에 잡음을 제거하고 이진 영상으로 변환한다. 이후 변환된 이진 영상과 모폴로지 연산인 침식 연산을 수행한 이진 영상과의 차를 통해 객체의 외곽선만을 추출한다.

두번째 단계인 원형객체 분할 후보점 추출 단계에서는 전처리 단계를 통해 얻어진 외곽선의 곡률을 계산하고, 평균 곡률 값을 임계값으로 하여 임계값 이상인 곡률만 추출한다. 그리고 컨벡스 헐을 이용하여 외곽선의 가장 오목한 부분을 추출한다.

세번째 단계인 원형객체 중심점 추출 단계에서는 앞서 추출된 분할 후보점들 중 일련의 3개의 점을 이용하여 원들을 생성하고, 이러한 원들의 중심점들 중 외곽선 내부에 있는 중심점들만 추출한다. 그리고 이 중심점들을 k-means 클러스터링 방법을 이용하여 대표 중심점을 추출하고, 이 중심점을 기준으로 같은 그룹으로 군집화된 원들의 평균 반지름을 이용해 대표 원들을 생성한다.

마지막으로 원형객체 분할선 추출 단계에서는 계산된 대표 원들의 크기를 키우는 확장 작업과 줄이는 축소 작업을 반복하여, 각 대표 원들이 서로 겹쳐지는 픽셀들을 기록한다. 이 후 기록된 픽셀들을 선으로 연결하여 이를 인접한 원형객체의 내부 분할선으로 한다.

3.2 전처리 작업

3.2.1 칼라 공간 변환 및 잡음 제거

제안 알고리즘은 인접한 원형객체들을 하나의 단일 객체로 분할하기 위해 객체 내부의 픽셀 값을 이용하는 기존 방법들과는 달리, 객체의 외곽선만을 추출하여 이를 통해 단일 원형객체로 분할한다. 먼저 객체의 외곽선을 추출하기 위해, 입력 영상을 그레이 스케일 칼라 공간으로 변환한다. 그리고 변환된 영상에서 가우시안 필터를 통해 잡음을 제거한다. 가우시안 필터는 가우시안 분포를 영상처리에 적용한 것으로, 정규분포에 의해 생성된 잡음을 제거하기 위한 필터이다. 필터

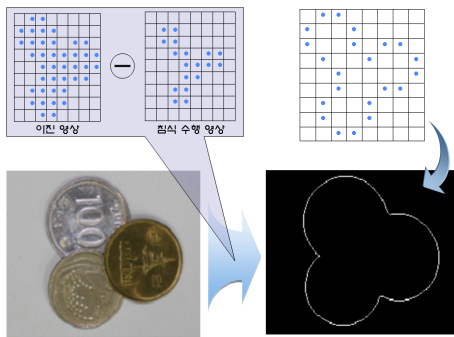
의 스무딩 정도는 가우시안 곡선의 폭을 나타내는 표준편차 값에 따라서 달라진다. 가우시안 스무딩 필터링은 다음 식 (1)에 의해 정의할 수 있다.

$$G(x,y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left[-\frac{(x^2+y^2)}{2\sigma^2}\right] \quad (1)$$

σ 는 표준편차 값을 나타낸다. σ 가 0.4이면 3×3 마스크의 크기를 가지며, 0.8이면 5×5의 마스크 크기를 가진다. 여기서 생성한 마스크 내의 값이 모두 0이 아니어야 하며, 계수 합이 반드시 1에 가까워야 한다. 본 논문에서는 3×3 마스크를 이용하여 스무딩 작업을 하였다.

3.2.2 이진 영상 변환 및 모폴로지 연산

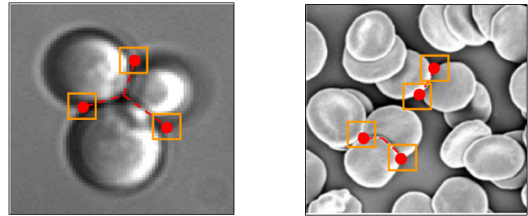
앞서 잡음을 제거한 그레이 스케일 영상에서 임계값 결정 기법 중 잘 알려진 기법인 Otsu[15]의 임계값 결정 기법을 이용하여 이진 영상으로 변환한다. 이 후, 변환된 이진 영상과 침식 연산을 수행한 이진 영상과의 차를 통해 객체의 외곽선만 추출해낸다. 침식 연산 수행 시, 사용되는 구조 요소는 3×3 크기를 사용한다. 이는 한 픽셀로 연결된 객체의 외곽선을 추출하기 위해서는 가장 작으면서 의미 있는 구조 요소의 크기가 3×3이기 때문이다. 다음 그림 3은 이러한 모폴로지 연산의 최종 결과이다. 사용된 영상은 일반 동전 영상이다.



(그림 3) 객체의 외곽선 추출 결과

3.3 원형객체 분할 후보점 추출

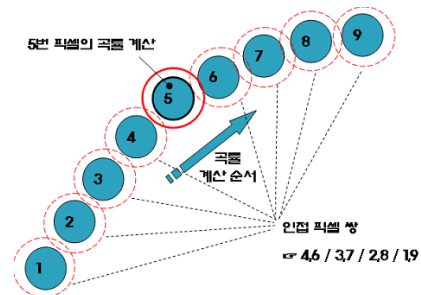
전처리 단계에서 얻어진 객체의 외곽선을 이용하여 분할 후보점을 추출하는 단계이다. 본 논문에서 언급하는 분할 후보점이란, 외곽선으로 구성되어 있는 각 픽셀들 중, 분할선으로 연결될 수 있는 후보점을 분할 후보점이라 하였다. 다음 그림 4는 이러한 분할 후보점의 예를 보여준다.



(그림 4) 분할 후보점의 예

3.3.1 곡률의 계산

인접한 원형객체에 있어서 분할선의 기준이 될 수 있는 부분은 바로 객체들이 서로 인접하여 생기는 가장 오목한 부분이라고 할 수 있다. 또한 객체 외곽선의 휨 정도가 큰 부분이라고도 할 수 있는데, 이렇게 원형객체들이 서로 인접하였을 경우에는 오목한 정도, 혹은 휨 정도가 다른 픽셀들과의 연결성에서 차이가 난다. 본 논문은 이러한 연결성을 측정하는데 있어, 1차적인 작업으로 다음 그림 5와 같은 과정으로 객체 외곽선의 각 픽셀에 대한 곡률을 전부 계산한다[16].



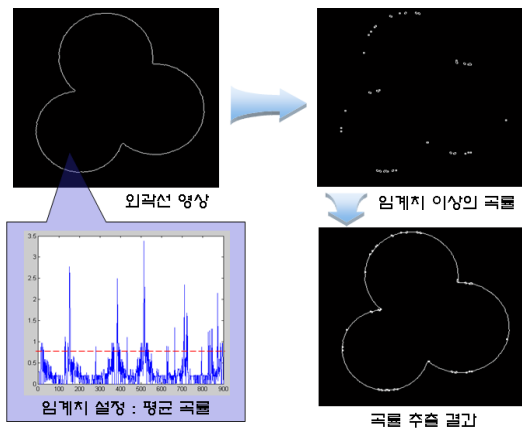
(그림 5) 곡률의 계산 과정

곡률의 계산을 위해 해당 픽셀과 인접해 있는 픽셀들의 기울기 값과 유클리디안 거리 값을 이

용하였다. 위 그림 5의 곡률 계산 방법은 5번 픽셀을 기준으로 주변에 인접한 6, 4번 픽셀의 기울기 차이를 제공한 값과 두 픽셀의 유클리디안 거리의 차이 값을 나눔으로써, 6, 4번, 7, 3번, 8, 2번, 9, 1번 픽셀인 총 8개의 인접 픽셀을 통해 5번 픽셀의 곡률을 계산한다. 이는 다음 식 (2)을 통해 정리된다.

$$\begin{aligned}
 &Curvature(N) \\
 &= (g(N+1) - g(N-1))^2 / d((N+1)-(N-1)) \\
 &+ (g(N+2) - g(N-2))^2 / d((N+2)-(N-2)) \\
 &+ (g(N+3) - g(N-3))^2 / d((N+3)-(N-3)) \\
 &+ (g(N+4) - g(N-4))^2 / d((N+4)-(N-4))
 \end{aligned} \quad (2)$$

g 는 기울기 값을 말하고, d 는 유클리디안 거리를 나타낸다. 그리고 그 다음 순서인 6번 픽셀의 곡률 계산도 마찬가지로, 7, 5번, 8, 4번, 9, 3번, 10, 2번 픽셀을 이용하여 계산 할 수 있다. 이러한 곡률 계산 방법으로 외곽선 상에 있는 모든 픽셀의 곡률을 계산한다. 다음 그림 6은 곡률을 계산하여 임계값 이상의 값만 추출한 것이다. 임계값은 실험에 의해 가장 최적으로 판단되는 곡률의 평균값을 임계값으로 설정하였다.

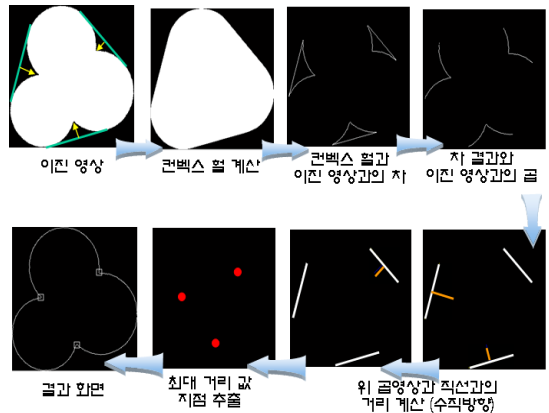


(그림 6) 곡률 계산 결과

3.3.2 컨벡스 헐의 계산

1차적으로 앞서 계산된 곡률을 통해 분할 후보 점을 얻었다. 그러나 객체 외곽선의 연결이 한 픽셀씩 불규칙하게 되어 있는 경우에는 객체의 가장 오목한 부분을 검출 하지 못하는 문제점이 발생한다. 이와 같은 문제점을 해결하기 위해, 본 절에서는 컨벡스 헐[17]을 계산하여 앞서 계산된 이진 영상과의 차를 통해 가장 오목한 부분을 검출한다. 이러한 컨벡스 헐은 객체의 오목한 부분을 채워주기 때문에 이를 이용하여 이진 영상과의 차를 계산해, 가장 오목한 부분을 쉽게 찾을 수 있다. 이로 인해, 곡률 계산의 문제점을 보완하였고 이에 대한 작업 내용은 아래와 같으며 그림 7에서 그 과정을 간단히 나타내었다.

- ① 이진 영상의 컨벡스 헐 계산
- ② 이진 영상과 컨벡스 헐과의 차 영상 추출
- ③ 계산된 차 영상의 외곽선을 추출 후 이진 영상과의 곱셈 연산 계산
- ④ ②번의 차 영상과 ③번의 곱 영상의 차 계산
- ⑤ ④번을 통해 얻어진 직선에서 수직 방향으로 ③번 곱 영상까지의 픽셀 거리 값 계산
- ⑥ 계산된 거리 값 중 가장 큰 거리 값을 갖는 픽셀을 추출하여 이를 분할 후보점이라 함



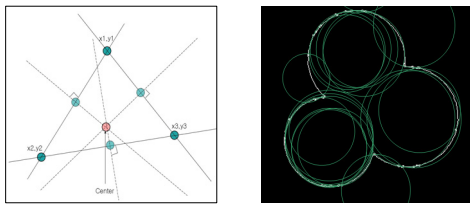
(그림 7) 컨벡스 헐의 차를 이용한 분할 후보점 추출

3.4 원형객체 중심점 추출

본 절에서는 3.3절에서 추출된 여러 개의 분할 후보점을 이용하여 원들을 생성하고, 생성된 원들의 중심점을 k-means 클러스터링 방법을 이용해 대표 중심점을 추출하여 이를 기반으로 원을 재 생성하는 방법에 대해 살펴본다.

3.4.1 원의 중심점 추출

앞서 곡률과 컨벡스 헐을 이용하여 분할 후보점을 추출한 이유는 각 분할 후보점들이 분할선의 시작점이 될 수 있고, 이러한 분할 후보점으로 우리가 분할하고자 하는 단일 원형객체의 한 부분으로 구성될 수 있기 때문이다. 그래서 이러한 분할 후보점 중, 일련의 3개의 분할 후보점을 이용하여 여러 개의 원들을 생성한다. 각 분할 후보점의 좌표 값을 알고 있으므로, 그림 8과 같은 방식으로 원의 중심점을 추출하고 이 중심점을 기준으로 원의 방정식을 통해 원을 생성한다.

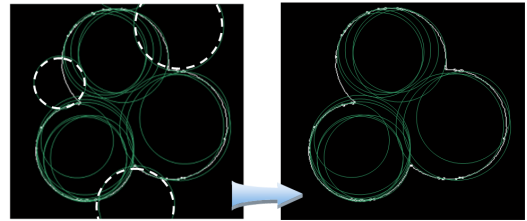


(그림 8) 추출된 중심점을 이용한 일련의 원 생성

그림 8의 원 쪽 그림에서는, 원의 중심점은 3개의 분할 후보점 좌표가 주어질 때, 각 좌표를 잇는 3개의 직선을 생성하여, 이 직선에 수직인 직선을 계산한다. 계산된 3개의 직선들이 서로 교차하는 부분이 3개의 분할 후보점을 지나는 원의 중심점이 된다. 계산된 원의 반지름을 이용해 그림 8의 오른쪽 그림과 같은 원 생성의 작업을 수행한다. 그러나 분할 후보점을 연결해 원들을 만들었다고 하여 이 원들이 정확한 단일 원형객체는 아니다. 일련의 순서로 3개의 분할 후보점을 통해 원들을 생성하였기 때문에, 외곽선에 내접이 아니라 외접하는 원들이 생기게 된다. 이러한 의미 없는 외접원은 아래 식 (3)를 통해 배제 되어 진다.

$$Type = \begin{cases} True, & \text{if } area \geq region/2 \\ False, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (3)$$

Area는 앞서 생성된 일련의 원들과 인접한 원형객체와의 겹치는 부분을 나타내고, region은 생성된 원들의 면적을 나타낸다. 따라서 위 식 (3)는 생성된 원과, 인접한 원형객체와의 겹치는 부분이 절반 이상인 원들만 True로 하여 추출하는 것이다. 아래 그림 9는 위 식 (3)를 통해 True로 계산된 결과로 인접한 원형객체의 외접원을 배제하고 내부에 포함되는 원들만 추출한 결과이다.



(그림 9) 외접원의 배제 결과

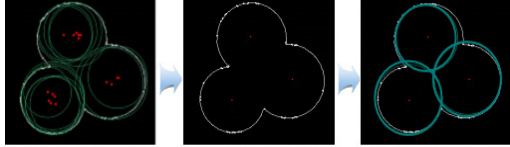
3.4.2 클러스터링

앞서 계산된 의미 있는 내접원들의 중심점을 k-means 클러스터링 방법에 의해 대표 중심점을 찾는 단계이다. k-means 클러스터링은 간단한 방법으로, 많은 클러스터링 방법 중에 가장 잘 알려진 군집화 알고리즘이다. 이에 대한 과정은 식 (4)를 통해 계산되어질 수 있다.

$$V = \sum_{i=1}^k \sum_{j \in S_i} |x_j - \mu_i|^2 \quad (4)$$

여기서 K개의 클래스는 S_i ($i = 1, 2, 3, \dots, k$) 으로 표시되고 μ_i 는 각 클래스에 포함된 데이터들, x_j 는 무게 중심을 나타낸다. 내접원들의 중심점을 k-means 클러스터링 방법으로 군집화하고, 이를 다시 군집화된 중심점을 기반으로 원을 재 생성한다. 이 때 원의 재생성 시, 사용되는 원의 반지름은 같은 군집에 포함된 내접원들의 평균 반지름을 이용한다. 이 과정은 다음 그림 10에서 확인

할 수 있다. 본 논문에서는 추출된 의미 있는 중점들의 분포가 클러스터링하기 쉬운 구성으로 되어 있고, 기타 다른 클러스터링 방법들과 결과 비교를 해 보았을 때 그 결과가 거의 유사하였기 때문에 계산량이 비교적 적은 k-means 클러스터링 방법을 사용하였다.



(그림 10) 클러스터링 작업과 원의 재생성 결과

3.5 원형객체 분할선 추출

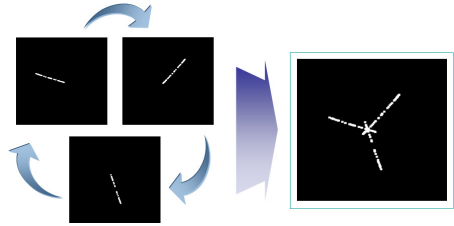
본 절에서는 객체 내부의 정확한 분할선 검출을 위해 대표 원들의 크기를 키우는 확장 작업과 줄이는 축소 작업을 반복하고, 각 대표 원들의 겹쳐지는 픽셀들을 기록해 선으로 연결하는 분할선 추출 방법을 살펴본다.

3.5.1 원의 확장과 축소

앞서 계산된 대표 원들의 반지름 크기를 1픽셀 씩 키우고 줄이는 작업을 반복하여, 각 대표 원들의 외곽선이 서로 겹쳐지는 부분을 기록한다. 이 키우고 줄이는 작업은 겹쳐지는 부분이 없을 때까지 반복 작업한다. 이에 대한 과정은 표 1, 결과는 그림 11에 나타난다.

(표 1) 내부 분할선 기록 과정

단계별 내부 분할선 기록 과정	
① 생성된 대표 원들의 확장 축소 작업	
② 확장과 축소 작업으로 인해 대표원들의 겹쳐지는 픽셀 추출	
③ 추출된 픽셀들을 기록	⋮ ⋮ ⋮

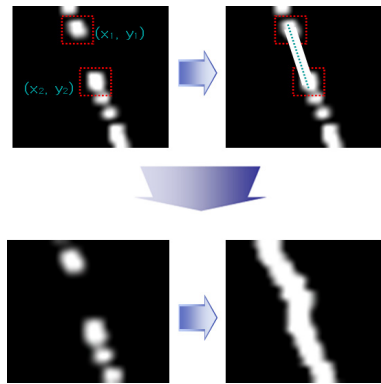


(그림 11) 내부 분할선 추출 결과

3.5.2 기록된 픽셀의 연결

끝으로 각 대표 원들에 의해 기록된 픽셀을 선으로 연결하는 단계이다. 한 픽셀의 좌표가 (x_1, y_1) 이고 다른 한 픽셀의 좌표가 (x_2, y_2) 일 때, 다음 식 (5)를 통해 끊어진 픽셀들을 연결할 수 있고, 그림 12는 그 결과이다.

$$y - y_1 = \left(\frac{x_2 - x_1}{y_2 - y_1} \right) (x - x_1) \quad (5)$$



(그림 12) 끊어진 픽셀의 연결 결과

다음 그림 13은 인접한 원형객체의 분할선 추출의 최종 결과를 나타낸다.



(그림 13) 분할선 추출의 최종 결과

4. 구현 및 비교분석

본 논문에서 제안한 원형객체 분할 알고리즘의 정확도 평가를 위해, 본 논문의 제안 알고리즘과 목적이 같은 세포영상분할 알고리즘인 Kwak[12]의 마커 제어 워터셰드, Yan[18]의 거리 변환 워터셰드, Li[19]의 레벨 세트 방법과 비교 평가한다. 이에 대한 정확도 평가는 다음 과정과 같다.

- ① 분할된 영역의 개수와 실제 개수와의 차를 계산하여 전체 정확도를 계산한다.
- ② 이후, 영역의 면적과 원형도 그리고 이심률을 계산하여 내부 분할선의 정확도를 평가한다.

4.1 분할된 영역의 개수 평가

먼저 제안한 원형객체 분할 알고리즘과 세포영상분할 알고리즘과의 분할된 영역 개수를 비교하여 전체 정확도를 평가한다. 이는 세포 영상, 동전 영상, 여드름 영상 데이터 총 60개를 통해 이루어진다. 정확도의 평가 계산 방법은 식 (6)을 통해 결정된다.

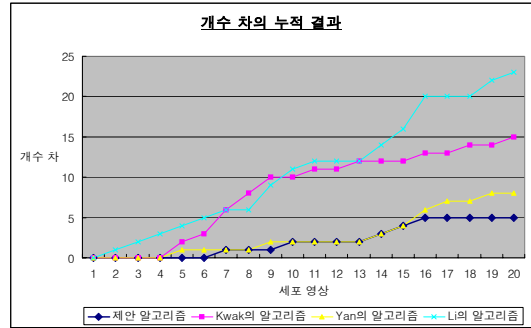
$$Exact\ ratio = \frac{true\ data}{total\ data} \times 100 \quad (6)$$

True data는 개수의 차가 0인 영상의 수이고 total data는 실험 영상의 전체 수이다. 다음 표 2는 각 방법의 3가지 영상에 대한 정확도를 계산하여 평균으로 산출한 결과이다.

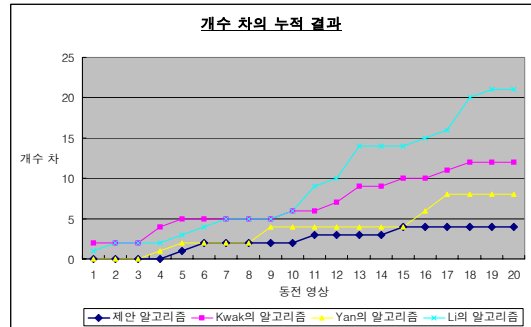
(표 2) 평균 정확도 비교결과

구분	제안방법	Kwak	Yan	Li
평균 정확도(%)	75.0	45.0	58.3	31.6

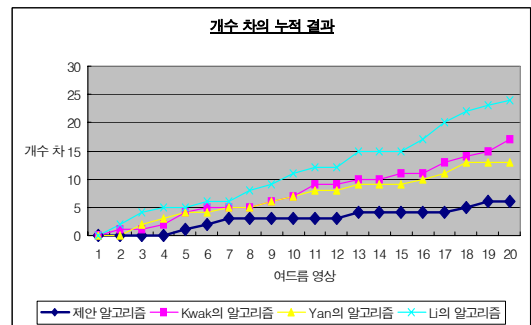
다음 그림 14 ~ 16은 각 영상에서의 개수 차의 누적 그래프를 나타낸다.



(그림 14) 세포 영상에서의 개수 차 누적 그래프



(그림 15) 동전 영상에서의 개수 차 누적 그래프

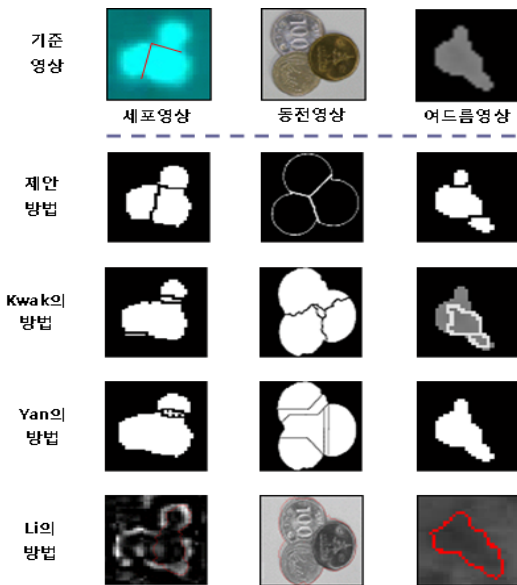


(그림 16) 여드름 영상에서의 개수 차 누적 그래프

개수 평가의 실험 결과, 비교 알고리즘보다 개수 차의 누적이 적어 비교적 정확한 결과가 검출되었다. 다음 표 3은 제안 방법의 대표 분할 결과들이고 그림 17은 비교 알고리즘과의 대표 비교 결과들을 나타낸다.

(표 3) 제안 방법의 결과

구분	세포 영상		동전 영상		여드름 영상	
	입력 영상	결과 영상	입력 영상	결과 영상	입력 영상	결과 영상
1						
2						
3						
4						
5						



(그림 17) 비교 알고리즘과의 비교결과

제안 방법은 객체 내부의 픽셀 값에 영향을 받지 않아 비교적 정확한 검출이 가능하였다. 그러나 비교 알고리즘 중 하나인 Kwak의 방법은 지역적 최대값에 기반한 방법으로 픽셀 내부의 변화가 심하거나 모호한 경우, 부정확한 지역적 최대

값 개수가 검출되어 오류를 가져왔다. 그리고 Li의 방법은 레벨 세트 연산으로 내부 픽셀의 영향을 많이 받아 외곽선이 사라지거나 혹은 최외곽에만 머무르는 부정확한 결과가 검출됐다. 끝으로 Yan의 방법은 거리변환 영상에 기반한 방법으로 비교 방법 중 가장 결과가 좋았으나 최외곽 픽셀의 연결성이 불규칙할 경우 해당 지점에서 분할 작업이 일어나 과분할의 결과가 검출되었다.

4.2 객체의 내부 분할선 평가

개수 차가 0일 경우에, 분할된 영역의 형태를 비교하는 방법으로 영역의 면적과 원형도 그리고 이심률을 평가한다. 원형도는 객체의 원형성을 측정하는 척도로 1값을 기준으로 원의 형태를 수치로 나타낸 것을 말한다. 원형도의 계산은 다음 식 (7)을 통해 이루어진다.





$$Compactness = \frac{P^2}{4\pi A} \quad (7)$$

P는 영역의 둘레이고 A는 영역의 면적을 말한다. 그리고 추가로 이심률을 이용하여 영역의 원형성을 측정하였다. 이심률의 계산은 다음 식 (8)와 같이 계산된다.

$$Elongation = \frac{D_{max}}{D_{min}} \quad (8)$$

D_{max} 는 분할된 영역의 최대 반경, D_{min} 는 최소 반경을 말한다. 이심률 역시 원형도와 마찬가지로 1값에 가까울수록 정원의 형태를 가지게 된다. 이러한 원형도와 이심률, 면적을 이용하여 내부 분할선의 정확도를 평가한다. 이에 대한 예는 다음 표 4에 나타난다.

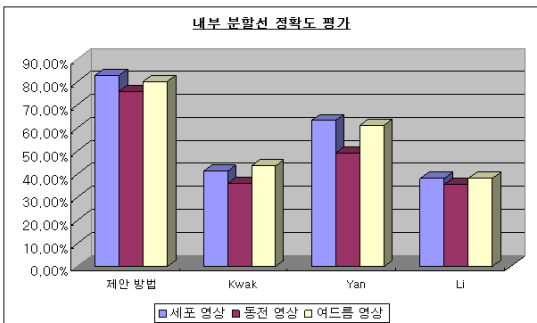
(표 4) 객체의 내부 분할선 정확도 평가 예

기준 영상 (세포)		Kwak의 결과	
입력 영상	분할 기준	결과 영상	
			
* A의 면적, 원형도, 이심률 → 271, 1.1178, 1.2749 * B의 면적, 원형도, 이심률 → 170, 1.0959, 1.0831		* C의 면적, 원형도, 이심률 → 406, 2.1333, 1.7478 * D의 면적, 원형도, 이심률 → 21, 1.5006, 1.7565	

따라서 표 4에서 보다시피 영역 A와 C, B와 D의 면적, 원형도, 이심률을 비교하여 객체의 내부 분할선 정확도를 평가한다. 정확도의 계산은 A와 B의 분할 기준을 100%로 두고 C와 D를 계산한다. 표 4의 경우 영역 C의 정확도는 39.8%, 영역 D의 정확도는 37.7%이다. 따라서 표 4 영상의 정확도는 38.7%이다. 다음 표 5는 각 방법들에 대한 세포, 동전, 여드름의 정확도 결과이고 그림 18은 정확도 결과를 그래프로 나타낸 것이다.

(표 5) 내부 분할선 정확도 평가

구분	제안 방법	Kwak	Yan	Li
세포 영상	82.8%	41.3%	63.5%	38.3%
동전 영상	76.2%	36.1%	49.3%	35.4%
여드름 영상	80.4%	43.7%	61.2%	38.1%



(그림 18) 객체의 내부 분할선 정확도 평가

본 논문에서 제안한 알고리즘은 객체의 원형성이라는 기하학적 정보를 이용하여 영역을 분할하였다. 그에 따라 객체 내부의 픽셀 값에 영향을 받지 않고 영역을 분할 할 수 있게 되었다. 이에 반해 비교 알고리즘들은 객체 내부의 픽셀 값을 이용하여 영역을 분할하기 때문에 그 경계가 복잡하거나 모호할 경우 부정확한 내부 분할선이 검출되었다. 그 이유로 Kwak의 방법은 지역적 최대값의 검출 위치에 따라 내부 분할선이 결정되기 때문이고, Li의 방법은 내부 픽셀 값이 복잡한 경우 여러 객체로 분할되고, 모호한 경우 가장 외곽선에 머물기 때문이다. 그리고 Yan의 방법은 객체의 거리변환 영상에 기반 하여, 외곽선의 연결성이 불규칙할 때 생기는 과분할로 부정확한 내부 분할선이 검출되었다. 즉, 외곽선 정보나 객체 내부의 픽셀 값에 기반하여 영역을 분할하는 방법들이기 때문에 이와 같은 결과가 도출되었다.

5. 결론 및 향후 연구

본 논문에서는 다수의 원형객체들이 서로 인접하였을 경우, 이를 하나의 단일 객체로 분할해주는 원형객체 분할 알고리즘에 관한 연구를 하였다. 일반적으로 세포 영상처럼 다수의 객체들이 서로 인접하였을 시, 영상분할의 문제점이 빈번하게 발생한다. 본 논문은 이러한 문제점을 해결하기 위해, 분할의 정확도가 향상된 원형객체 분할 알고리즘을 제안하고 구현하였다.

본 논문에서 제안하는 원형객체 분할 알고리즘은 원형성이라는 기하학적 정보를 이용하여 의미 있는 단일영역으로 분할하였다. 제안 알고리즘의 정확도 평가는 분할된 영역의 개수 차와 내부 분할선의 비교를 통해 이루어졌다. 내부 분할선의 비교 평가는 영역의 면적과 원형도 그리고 이심률을 통해 실제 기준과 어느 정도 차이가 나는지 수치적으로 평가가 가능하였다.

제안 알고리즘의 성능 평가 결과, 비교 알고리즘 중 가장 좋은 성능을 보인 Yan의 경우보다

16.7% 높은 것으로 나타났다. 그리고 내부 분할선의 정확도 평가 역시 가장 좋은 성능을 보인 Yan에 비해 21.8% 높은 정확도를 보였다. 이는 비교 알고리즘들의 경우, 객체의 경계가 모호하거나 객체 내부의 픽셀 값 변화가 심한 경우에는 부정확한 결과가 도출되기 때문이다.

향후 연구과제로는 실험 결과 전반적으로 대부분의 알고리즘들이 동진 영상에서 내부 분할선의 정확도가 조금 낮은 것으로 도출되었다. 이는 동진의 경우 영역의 위, 아래 구분이 있기 때문에 정확한 내부 분할선 추출이 어려워 이에 대한 연구가 필요하다. 또한 제안 알고리즘의 경우 원형객체의 한해서만 적용 가능한 문제점을 안고 있다. 원형객체뿐만 아니라, 타원, 다각형 등 기타, 다른 형태의 성질을 갖는 영상 분할에도 적용할 수 있는 알고리즘의 연구가 필요할 것으로 생각된다.

참 고 문 헌

- [1] S. Hemachande, A. Verma, S. Arora, Prasanta K. Panigrahi, "Locally Adaptive Block Thresholding Method with Continuity Constraint," *Pattern Recognition Letters*, 28, pp.119-124, 2007.
- [2] C. C. Kang, W. J. Wang, "A Novel Edge Detection Method Based on the Maximizing Objective Function," *Pattern Recognition*, Vol.40, No.2, pp.609-618. 2007.
- [3] Rafael C. Gonzalez and Paul Wintz, *Digital Image Processing*, 3rd Ed., Addison-Wesley, 1993.
- [4] Norio Baba, Norihiko Ichse and Toshiyuki Tanaka, "Image Area Extraction of Biological Objects from a Thin Section Image by Statistical Texture Analysis," *Electron Microsc* 45, pp.298-306, 1996.
- [5] L. S. Davis, "A Survey of Edge Detection Techniques," *CVGIP*, Vol.4, No.3, pp.248-270, 1975.
- [6] J. Canny, "A Computational Approach to Edge Detection," *IEEE Trans and PAMI*, Vol.8, No.6, pp.679-698, 1986.
- [7] M.H. Hueckel, "An Operator Which Locates Edges in Digitized Pictures," *Journal of the ACM*, Vol.18, No.1, pp.113-125, 1971.
- [8] J.L. Muerle and D.C.Allen, "Experimental Evaluation of Technique for Automatic Segmentation of Objects in Complex Scene," *IPPR*, Thompson, 1968.
- [9] M. Unser, "Texture Classification and Segmentation for Using Wavelet Frames," *IEEE Trans*, Vol.4, No.11, pp.1549-1560, 1995.
- [10] Chen Pan and Congxun Zheng, "Robust Color Image Segmentation based on Mean Shift and Marker-Controlled Watershed Algorithm," *Conference on MLC*, Vol.5, No.5, pp.2752-2754, 2003.
- [11] Pingkum Yan, "Automatic Segmentation of High-Throughput RNAi Fluorescent Cellular Images," *IEEE Trans*, Vol.12, No.1, pp.109-117, 2008.
- [12] 곽윤식, 김성곤, "적합한 마커 추출과 워트세드를 이용한 세포 영상분할," *한국정보기술학회*, Vol.6, No.3, pp.68-74, 2008.
- [13] S.Osher and J.A.Sethian, "Fronts Propagating with Curvature Dependent Speed: Algorithms based on Hamilton-Jacobi Formulation," *JCP*, vol.79, pp.12-49, 1988.
- [14] J.A.Sethian, "Level Set Methods and Fast Marching Methods Evolving Interfaces in Computational Geometry," *Fluid Mechanics, Computer Vision, and Materials Science*. Cambridge University Press, 1999.
- [15] N. Otsu, "A Thresholding Selection Method from Gray-scale Histogram," In *IEEE*

- Transactions on System, Man, and Cybernetics, Vol. 9, No. 1, pp.62-66, 1979.
- [16] Thomas M. Murphy, Mark Math, Leif H. Finkel, "Curvature Covariation as a Factor in Perceptual Saliency," International IEEE EMBS CNECI, pp.16-19, 2003.
- [17] Longin Jan Latecki and Rolf Lakamper, "Convexity Rule for Shape Decomposition Based on Discrete Contour Evolution," Computer Vision and Image Understanding, Vol.73, No.3, pp.441-454, 1999.
- [18] Pingkum Yan, "Automatic Segmentation of High-Throughput RNAi Fluorescent Cellular Images," IEEE transactions on information technology in biomedicine, Vol.12, No.1, 2008.
- [19] Chunming Li, Chenyang Xu, Changfeng Gui, and Martin D., "Level Set Evolution Without Re-initialization," Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Vol.8, No.3, 2005.

● 저 자 소개 ●



은 성 종(Sung-Jong Eun)

2007년 한국교육개발원 멀티미디어공학 졸업(학사)
2009년 경원대학교 일반대학원 전자계산학과 졸업(석사)
2009년 ~ 현재 경원대학교 일반대학원 전자계산학과(박사과정)
관심분야 : 영상처리, 패턴인식
E-mail : asclephios@hotmail.com



황보 택 근(Taeg-Keun Whangbo)

1983년 고려대학교 공과대학 졸업(학사)
1987년 CUNY 전산학과 졸업(석사)
1995년 Stevens Institute of Technology 전산학과 졸업(박사)
1997년 삼성중합기술원 선임연구원
1997년 ~ 현재 경원대학교 IT대학 부교수
관심분야 : 영상처리, 패턴인식, 컴퓨터그래픽스, 3D 게임엔진
E-mail : tkwhangbo@kyungwon.ac.kr