

곡선의 위상구조 변경을 이용한 영역 기반 ACM의 성능개선 기법 제안

한 희 일[†]

Improving Performance of Region-Based ACM with Topological Change of Curves

Hee Il Hahn[†]

ABSTRACT

This paper proposes efficient schemes for image segmentation using the region-based active contour model. The developed methods can approach the boundaries of the desired objects by evolving the curves through minimization of the Mumford-Shah energy functionals, given arbitrary curves as initial conditions. Topological changes such as splitting or merging of curves should be handled for the methods to work properly without prior knowledge of the number of objects to be segmented. This paper introduces how to change topological structure of the curves and shows experimental results by applying the methods to the images.

Key words: Active Contour Model, Curve Evolution, Mumford-Shah Energy Functional, Image Segmentation, Topological Change

1. 서 론

본 논문에서는 이미지 내에 존재하는 특정 객체의 윤곽선을 곡선 형태로 추출하고 그 내부의 영역을 결정하는 것을 목표로 한다. 이러한 문제는 이미 1980년대 후반에 Kass, et al. [1]가 제안한 능동 폐곡선 모델(active contour model : ACM)을 이용하여 많은 연구성과를 획득하였고 특히, 의료영상처리 분야에 널리 활용되고 있다. 이 방식은 내부 에너지와 외부 에너지라는 일종의 거리함수를 정의하고 이들의 합을 최소화하는 점들을 찾아냄으로써 물체의 윤곽선을 검출한다. 여기서 내부 에너지는 윤곽선의 길이와 곡률(curvature) 등을 나타내는 것으로 윤곽선의 길이가 짧고 연속이면서 부드러운 곡선 형태를

가질수록 작은 값을 갖도록 정의된다. 반면에 외부 에너지는 이미지 데이터와 관련된 것으로 에지나 영역의 경계선 근처일수록 작은 값을 갖도록 정한다. 하지만, 초기에 개발된 방식은 기하학 이론을 충분히 활용하지 못하여 계산량이 불필요하게 증가할 뿐만 아니라 곡선의 매개화 기법(parametrization) 등에 따라 성능이 변화하는 문제점을 보인다. 또한, 기존의 방식은 사전에 검출하고자 하는 물체의 수를 정확히 알고 있어야 하고 그 근처에 초기 폐곡선을 입력으로 주어야 하는 제한이 있다. 뿐만 아니라 물체의 윤곽선은 항상 단순 연결된(simply connected) 폐곡선의 형태를 가져야 하기 때문에 복잡한 형태의 물체에는 적용하기 어려운 단점이 내재하고 있다. 이러한 문제들을 해결하기 위하여 다양한 기법들이 제안되

※ Corresponding Author : Hee Il Hahn, Address: (449-791) Wangsan-ri Mohyeon-myeon, Cheoin-gu, Yongin, Gyeonggi-do, Korea, TEL : +82-31-330-4356, FAX : +82-31-333-4256, E-mail : hihahn@hufs.ac.kr
Receipt date : Nov. 11, 2016, Revision date : Nov. 28, 2016

Approval date : Dec. 12, 2016

[†] Dept. of Information and Communications Eng., College of Engineering, Hankuk University of Foreign Studies
※ This research was supported by the Research Program 2016 funded by Hankuk University of Foreign Studies.

었다. Caselles, et al. [2]는 Kass의 에너지 함수를 기하학적으로 재해석하여 곡선의 진화 방정식을 새로운 방식으로 유도하였다. 즉, 이미지를 리만 다양체로 간주하고 메트릭을 기울기 벡터(gradient)의 크기에 반비례하는 함수로 정하여 이미지 내 두 점 사이의 거리는 에지를 따라갈 때 최소값을 갖고 그 곡선을 측지선으로 해석하는 기법을 제시하였다. 이 기법은 매개화 방식에 영향을 받지 않는 특징이 있는데, 레벨 셋(level set) 함수를 이용하여 곡선을 찾고 위상구조(topology) 변화를 자동으로 감지하여 처리한다. 하지만, 이 방식은 이미지의 기울기 벡터에 의존하는 에지 기반 방식이어서 잡음이 많은 이미지에서는 성능이 크게 저하되는 단점이 있다. 이를 해결하기 위하여 Chan, et al. [3]과 Tsai, et al. [4]는 Mumford-Shah 에너지 함수 [5]를 이용하여 영역기반 방식으로 곡선을 진화시키는 방정식을 제안하였다. 이 방식도 레벨 셋 함수를 이용하여 곡선을 표현하기 때문에 위상구조 변화를 별도로 처리할 필요는 없으나, 곡선을 표현하기 위하여 이차원 곡면 방정식을 이용해야 하므로 이미지의 크기에 따라 계산량이 기하급수적으로 증가되는 단점이 있다. 이러한 계산량의 문제는 매개화 기법을 이용하여 해결할 수 있다 [6]. 이 기법은 곡선의 노드 수에 비례하여 계산량이 증가하기 때문에 이미지 크기에 거의 영향을 받지 않는 장점이 있다. 최근 들어 미분기하, 위상수학 등의 수학이론들을 신호처리 분야에 융합하는 연구가 새로운 트렌드로 자리매김하고 있다[7,8]. 이를 활용하여, 본 논문에서는 검출하고자 하는 물체의 수에 대한 사전 정보 없이 물체 근처에 폐곡선을 초기정보로 입력하면 곡선이 적응적으로 진화하면서 위상구조 변화를 감지하고 그에 대응하여 곡선을 여러 개로 분리시키거나 두 개의 곡선을 하나로 병합하는 등의 위상구조 변경을 수행함으로써 복잡한 구조를 갖는 물체에도 적용 가능한 알고리즘을 제안하였다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 ACM의 대표적 구현기법인 에지 기반 방식과 영역기반 방식의 이론적 특징과 장단점 등을 분석하고 이들의 성능 향상을 위해 위상변화를 감지하고 이들을 처리하기 위한 기법을 설명한다. 3장에서는 여러 테스트 이미지를 이용하여 구현 알고리즘의 동작과 성능을 파악하고 곡선의 위상구조 변경으로 얻을 수 있는 효과와 특성을 확인한다. 마지막으로 4장에서는 결론을 맺

고 향후 연구 진행방향에 대하여 논의한다.

2. ACM의 곡선 진화 모델

$\gamma \subset \Omega$ 를 찾고자 하는 매끄러운 곡선이라고 정의하면, ACM은 일반적으로 $E(\gamma) = E_{intr}(\gamma) + E_{ext}(\gamma)$ 와 같은 에너지 함수를 정의한다. 여기서 Ω 는 이미지 영역을 나타낸다. 내부 에너지 $E_{intr}(\gamma)$ 는 곡선의 길이와 그 내부의 면적 등을 포함하고, 외부 에너지 $E_{ext}(\gamma)$ 는 에지나 영역 간의 경계선 근처에서 매우 작은 값을 갖도록 정의된다. ACM 기법은 크게 에지 기반 방식과 영역기반 방식으로 크게 나뉘는데, 다음에서는 이들을 간략히 리뷰하고 이들의 특징을 비교한다.

2.1 에지 기반 ACM

에지 기반 방식은 이미지 $u: \Omega \rightarrow \mathbb{R}$ 의 에지를 나타내기 위하여 기울기 벡터 ∇u 를 이용한다. 즉, 곡선 γ 를 따라 계산한 $\|\nabla u\|$ 가 크면 $E_{ext}(\gamma)$ 가 작은 값을 갖도록 정한다. Kass, et al. [1]는 다음과 같이 에너지 함수를 정하여 이를 최소화함으로써 원하는 폐곡선을 구하고자 하였다.

$$E_{intr}(\gamma) = \frac{1}{2}\alpha \int_I \|\vec{x}_\rho(\rho)\|^2 d\rho + \frac{1}{2}\beta \int_I \|\vec{x}_{\rho\rho}(\rho)\|^2 d\rho$$

$$E_{ext}(\gamma) = -\frac{1}{2}\lambda \int_I \|\nabla u(\vec{x}_\rho(\rho))\|^2 d\rho \quad (1)$$

위 식에서 α, β, λ 는 가중치이고, $\vec{x}: I \rightarrow \mathbb{R}^2$ 는 γ 의 좌표를 나타내는데, γ 가 개곡선(open curve)일 때 $I = [0, 1]$ 이고, 폐곡선(closed curve)이면 $I = \mathbb{S}^1$ 이다. 여기서, \mathbb{S}^1 는 원을 의미한다. 그리고 $\vec{x}_\rho(\rho), \vec{x}_{\rho\rho}(\rho)$ 는 $\vec{x}(\rho)$ 의 일차미분과 이차미분을 각각 나타낸다. 내부 에너지 $E_{intr}(\gamma)$ 의 첫째 항과 둘째 항은 곡선의 길이와 곡률의 제곱을 각각 의미한다. 반면, 외부 에너지 함수 $E_{ext}(\gamma)$ 는 기울기 벡터의 크기가 클수록 값이 감소하도록 정의되므로 $E_{ext}(\gamma) = \lambda \int_I g(\|\nabla u(\vec{x}_\rho(\rho))\|^2) d\rho$ 과 같은 함수 형식으로 표현할 수 있다. 여기서, $g: [0, \infty) \rightarrow \mathbb{R}$ 는 단조감소 함수를 나타낸다. 본 논문에서는 간편한 표현을 위하여 $f(\vec{x}) := g(\|\nabla u(\vec{x})\|)$ 로 정의하여 사용한다. γ 를 폐곡선이라고 정의하고, $\vec{\eta}$ 방향으로 $E(\gamma)$ 의 일차 변화량을 다음과 같이 구한다.

$$(\delta E(\gamma))(\vec{\eta}) := \frac{d}{d\epsilon} \left(\frac{1}{2}\alpha \int_I \|\vec{y}_\rho(\rho)\|^2 d\rho + \frac{1}{2}\beta \int_I \|\vec{y}_{\rho\rho}(\rho)\|^2 d\rho + \lambda \int_I f(\vec{y}(\rho)) d\rho \right)_{\epsilon=0}$$

$$= \int_I (-\alpha \vec{x}_{\rho\rho} + \beta \vec{x}_{\rho\rho\rho} + \lambda \nabla f(\vec{x})) \cdot \vec{\eta} d\rho \quad (2)$$

여기서, $\vec{y}(\rho, \epsilon) := \vec{x}(\rho) + \epsilon \vec{\eta}(\rho)$ 로 정의하면, $\vec{y}(\rho, 0) = \vec{x}(\rho)$ 이고 $\vec{y}_\epsilon(\rho, 0) = \vec{\eta}(\rho)$ 임을 알 수 있다. 에너지 함수를 최소화시키는 방향으로 곡선 $\gamma(t) := \vec{x}(t)$ 을 적용시키려면 경사 하강법(steepest descent method)에 따라 $\langle \vec{x}_t, \vec{\eta} \rangle = -(\delta E(\gamma))(\vec{\eta})$ 를 만족시켜야 한다 [6]. 곡선의 시간에 따른 변화량 \vec{x}_t 는 접선방향 속도 성분 $(\vec{x}_t)_{tan}$ 과 그 수직인 법속도 성분 $(\vec{x}_t)_{nor}$ 으로 분리될 수 있는데, 곡선의 형태를 변화시키는 성분은 $(\vec{x}_t)_{nor}$ 만이고, $(\vec{x}_t)_{tan}$ 는 단지 곡선을 회전시키는 기능만 수행한다. 즉, $(\vec{x}_t)_{tan}$ 를 변화시키면 곡선을 재매개화(reparametrization)한 것에 불과하므로 실제로 곡선의 변화는 전혀 없다. 따라서, $\langle \vec{x}_t, \vec{\eta} \rangle$ 는 $\langle (\vec{x}_t)_{nor}, (\vec{\eta})_{nor} \rangle$ 으로 변경되어야 한다. Kass, et al. [1]가 제안한 방식은 이러한 내용이 반영되어 있지 않아 동일한 곡선이라도 곡선의 매개화 방식에 따라 다른 방향으로 변화되는 문제가 발생됨을 알 수 있다 [6,9].

2.2 영역 기반 ACM

이미지 영역이 항상 선명한 에지에 의해 분할되지는 않으므로 에지 기반 방식은 성능저하를 피할 수 없는 단점이 있다. 이를 해결하기 위하여 에지 대신에 영역 내부의 이미지 특성을 이용한다. 즉, 에지 기반 방식이 이미지 변화량인 ∇u 를 이용하는데 반해, 영역 기반 방식은 이미지 함수 u 를 이용하여 각 영역의 균일성과 연결특성 등을 구한다. Mumford-Shah 방식 [5]은 영역 간의 경계선인 $\gamma = \gamma_1 \cup \dots \cup \gamma_n$ 와 각 영역 내의 매끄러운 함수(또는 상수)를 구하기 위해 다음과 같은 에너지 함수를 이용한다.

$$E(u, \gamma) = \sigma \int_I \|\vec{x}_\rho\|^2 d\rho + \int_\Omega \|\nabla u\|^2 dx + \lambda \int_\Omega (u - \bar{u})^2 dx \quad (3)$$

이미지 내의 각 영역을 $\Omega_1, \dots, \Omega_{N_R}$ 로 표시하고, 각 곡선 γ_i 는 두 영역 $\Omega_{k^+(i)}, \Omega_{k^-(i)}$ 간의 경계선이라고 정의한다. 여기서, N_R 과 N_C 는 영역과 곡선의 수를 각각 나타낸다. $N_R = 2, N_C = 1$ 인 경우를 예로 들면 $\Omega = \Omega_1 \cup \Omega_2 \cup \gamma$ 이고 문제를 간략화하기 위하여 각 영역 내의 이미지 함수를 상수로 가정하면, $\nabla u|_{\Omega_k} = 0$ 이므로 위 식은 다음과 같이 줄일 수 있다.

$$E(\gamma, c_1, c_2) = \sigma \int_I \|\vec{x}_\rho(\rho)\|^2 d\rho + \lambda_1 \int_{\Omega_1} f_1 dx + \lambda_2 \int_{\Omega_2} f_2 dx \quad (4)$$

여기서, $f_k(\vec{x}) := (u(\vec{x}) - c_k)^2$ 이다. 변분법(calculus of variations)을 이용하여 곡선의 진화방정식과 상수 c_1 과 c_2 를 구하기 위해서는 우선, γ 를 고정하고 c_1 과 c_2 의 변화량을 Ω_1 과 Ω_2 내부에 있는 화소의 평균으로 각각 정한다. 그 다음, $\vec{y}(\rho, \epsilon) := \vec{x}(\rho) + \epsilon \vec{\eta}(\rho)$ 를 정의하여, $\gamma = \vec{x}(\rho)$, $\gamma^\epsilon = \vec{y}(\rho)$ 를 각각 나타내고 Ω_1^ϵ , Ω_2^ϵ 을 각각 γ^ϵ 의 내부와 외부 영역이라고 표현한다. 또한, $\vec{\nu}^\epsilon(\rho)$ 를 $\vec{y}(\rho, \epsilon)$ 에서 γ^ϵ 의 법 벡터(inner normal vector)라고 정의하고, $\vec{\eta}$ 방향으로 $E(\gamma)$ 의 일차 변화량을 다음과 같이 구한다.

$$\begin{aligned} (\delta E(\gamma))(\vec{\eta}) &:= \frac{d}{d\epsilon} \left(\sigma \int_I \|\vec{y}_\rho(\rho)\|^2 d\rho + \lambda_1 \int_{\Omega_1^\epsilon} f_1 dx + \lambda_2 \int_{\Omega_2^\epsilon} f_2 dx \right)_{\epsilon=0} \\ &= \sigma \int_I (-\sigma \vec{x}_{ss} + (-\mu - \lambda_1 f_1 + \lambda_2 f_2) \vec{\nu}) \cdot \vec{\eta} ds \end{aligned} \quad (5)$$

여기서, s 는 호길이(acr-length)를 나타내는 매개 변수이고, $\vec{x}_s = \vec{x}_\rho / \|\vec{x}_\rho\|$ 와 \vec{x}_{ss} 는 \vec{x} 의 호 길이에 따른 일차미분과 이차미분을 각각 의미한다. 따라서, $\gamma = \vec{x}(\rho)$ 의 시간에 따른 변화량은 다음과 같이 주어진다 [9].

$$\begin{aligned} \langle (\vec{x}_t)_{nor}, (\vec{\eta})_{nor} \rangle &= -(\delta E(\gamma))(\vec{\eta}) \\ &= - \int_\gamma (-\sigma \vec{x}_{ss} + (-\lambda_1 f_1 + \lambda_2 f_2) \vec{\nu}) \cdot \vec{\eta} ds \end{aligned} \quad (6)$$

위 식을 살펴보면, $(\vec{x}_t)_{nor} = (\sigma \vec{x}_{ss} + \lambda_1 f_1 - \lambda_2 f_2) \vec{\nu}$ 임을 알 수 있다. 그런데 $\vec{x}_{ss} = \kappa \vec{\nu}$ 이므로 $(\vec{x}_t)_{nor} = (\sigma \kappa + \lambda_1 f_1 - \lambda_2 f_2) \vec{\nu}$ 으로 표현될 수 있다. 여기서 κ 는 곡선의 곡률을, 법속도(normal velocity)를 $V_n = \vec{x} \cdot \vec{\nu}$ 으로 정의하면, $(\vec{x}_t)_{nor} = V_n \vec{\nu}$ 임을 이용하여 $V_n = \sigma \kappa + \lambda_1 f_1 - \lambda_2 f_2$ 으로 나타낼 수 있다. 이를 곡선의 진화 방정식(evolution equation)이라고 부른다. $\lambda_1 = \lambda_2$ 이면 이 방정식은 다음과 같이 정리할 수 있다.

$$\begin{aligned} V_n &= \sigma \kappa + F \\ F &= \lambda((u - c_1)^2 - (u - c_2)^2) \end{aligned} \quad (7)$$

이 방정식은 다수의 영역에 대해서도 적용될 수 있도록 다음과 같이 일반화시킬 수 있다.

$$(V_n)_i = (\vec{x}_t)_i \cdot \vec{\nu}_i = \sigma \kappa_i + F_i, \quad i = 1, \dots, N_C \quad (8)$$

위 식에서 (V_{n_i}) 와 κ_i 는 $\gamma_i(t)$ 의 법속도와 곡률을 각각 나타내고, $(\vec{x}_i)_{ss} = \kappa_i \vec{\nu}_i$, $i=1, \dots, N_C$ 이다.

$F_i = \lambda((u - c_{k^+(i)}(t))^2 - (u - c_{k^-(i)}(t))^2)$ 는 $\gamma_i(t)$ 에서의 외부 에너지 항으로서 $c_{k^+(i)}$ 과 $c_{k^-(i)}$ 는 $\gamma_i(t)$ 의 내부영역 $\Omega_{k^+(i)}$ 과 외부영역 $\Omega_{k^-(i)}$ 의 화소평균을 각각 나타낸다.

2.3 곡선의 위상구조 변화 검출 및 변경

곡선의 위상변화를 감지하기 위해서는 우선, 매 시간구간 마다 곡선의 노드들이 만나는지 여부를 확인하여야 한다. 이를 효율적으로 처리하기 위하여 Mikula, et al. [10]의 위상구조 변경방식을 참조하여 이미지를 격자화하고 한 격자 내에 두 개 이상의 점이 존재하면 이들은 서로 접한 것으로 간주한다. 서로 접한 점들이 동일한 곡선에 속해 있으면서 곡선을 따른 두 점의 거리가 충분히 길면 두 개의 곡선으로 분리된다. 반면에, 접한 두 점이 서로 다른 곡선에 속해 있으면 이들을 중심으로 두 곡선이 병합된다. Benninghoff, et al. [9]는 격자를 이용하여 두 단계로 나누어 위상변화를 감지하는 기법을 제안하였는데, 본

논문에서는 다음과 같이 처리함으로써 계산량을 줄이면서 검출성능을 향상시키고자 하였다. 그림 1은 폐곡선 내의 두 노드가 정해진 동일 격자 내로 근접하면 이들을 중심으로 한 곡선이 두 개로 분리되는 과정을 보여 준다. 그림 1-(a)에 제시된 바와 같이 14번과 32번 노드가 가장 근접한 두 노드를 나타낸다고 가정한다. 여기서, 14번 노드의 다음 노드인 15번과 32번 노드의 중간점에 $n1$ 노드를, 32번 노드의 다음 노드인 33번 노드와 14번 노드의 중간점에 $n2$ 노드를 각각 추가하여 그림 1-(b)와 같이 노드 연결을 변경시킴으로써 곡선을 분리시킨다.

이와 유사한 방법으로 그림 2-(a)에서와 같이 두 개의 곡선이 서로 근접하여 병합되어야 할 경우에는 다음과 같은 방법으로 연결구조를 변경시킨다.

즉, 아래 곡선의 57번 노드와 위 곡선의 74번 노드가 임계범위 내로 들어온 가장 근접한 노드라고 가정할 때, 57번 노드의 다음노드인 58번 노드와 74번 노드의 중간점에 $p1$ 노드를, 74번 노드의 다음노드인 75번 노드와 57번 노드의 중간점에 $p2$ 노드를 각각 추가로 생성한 다음, 그림 2-(b)에 제시한 대로 연결을 변경하여 두 곡선을 병합시킨다.

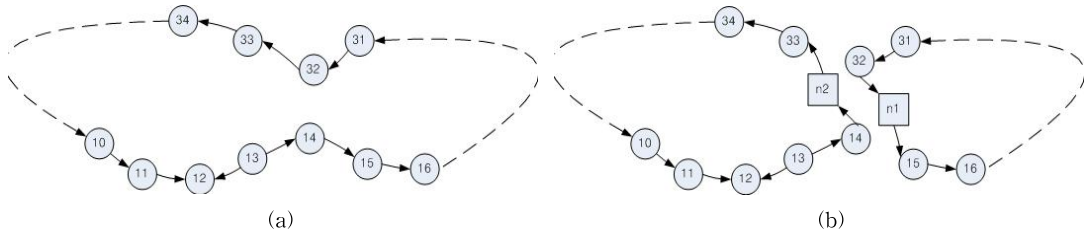


그림 1. 폐곡선의 분리 과정. (a) 분리 이전의 폐곡선 연결 (b) 분리 이후의 폐곡선 연결

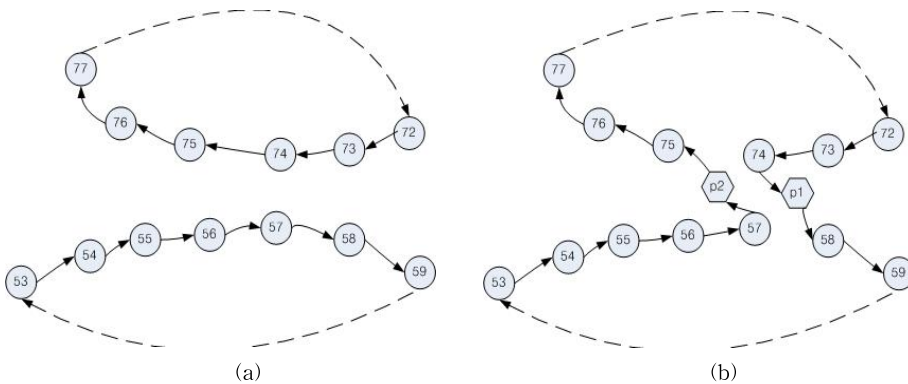


그림 2. 두 폐곡선의 병합 과정. (a) 병합 이전의 폐곡선 연결 (b) 병합 이후의 폐곡선 연결

3. 실험 및 토론

우선, 인위적으로 생성된 이미지를 이용하여 구현 알고리즘의 동작과정을 살펴보고 적절한 위치에서 위상구조가 변화되는지 등을 확인한 다음, 의료 이미지를 이용하여 구현 알고리즘의 성능을 확인한다. 구현 알고리즘의 동작과 성능을 확인하기 위하여 우선, 영어 알파벳을 보여주는 잡음 섞인 이미지를 이용한다. 전 절에서 설명한 바와 같이, 초기에 제안된 알고리즘들은 대부분 입력곡선의 수를 한 개로 제한하는 경우가 많은데다가 검출하고자 하는 영역이 단순연결(simply connected)되어 있지 않으면 영역의 외부 윤곽선만 검출하고 내부의 홀 등은 처리할 수 없는 문제점이 있다. 또한, 초기입력 곡선이 영역의 둘레에 비해 너무 길거나 짧은 경우에 곡선의 길이를 적응적으로 변경시켜 주지 않으면 곡선이 인근 영역으로 확장해 나가는 경우도 발생할 수 있다. 이러한 문제는 곡선의 내부면적과 길이를 에너지 함수에 포함시켜 구동하면 쉽게 해결될 수 있다.

그림 3은 본 논문에서 구현한 알고리즘을 이용하여, 위상구조를 변경하지 않고 두 개의 초기 입력 곡선으로 세 객체의 윤곽선을 검출한 결과를 보여준다.

그림 3의 상단에서는 시간에 따른 곡선의 진화과정을 알 수 있으며 위상구조가 변경되지 않음으로 인하여 곡선의 수는 초기 입력곡선의 수를 유지하고 있다. 반면에 하단 그림은 폐곡선의 내부와 외부 영역에 속한 화소의 평균값을 이용하여 식 (8)에 따라 영역을 분할한 결과를 보여준다. 이 그림에서 알 수 있듯이 위상구조를 변경하지 않고 처리한 분할결과만으로는 객체의 수를 정확히 알기 어려운 문제가 있다. 이러한 이유로, 윤곽선의 진화과정을 추정해 가면서 그에 따른 적절한 위상구조 변경이 요구된다. 그림 4는 그림 3과 동일한 초기조건을 이용하여 곡선의 점들이 서로 접하는 시점과 패턴에 따라 위상구조를 변경하면서 곡선을 진화시켰을 때의 결과를 보여준다.

그림 4-(a)의 B 영역 중간지점에서는 두 곡선이 서로 만나게 되어 이들을 중심으로 두 곡선을 병합하는 동시에, A와 B 영역 내부의 폐곡선들은 동일 곡선의 서로 다른 점들이 만났으므로 이들을 서로 분리하여 별도로 진화시킨다. 이와 같이 초기에는 두 개의 입력곡선에서 시작하지만 분리, 병합 등의 과정을 통하여 최종적으로는 6 개의 곡선으로 진화하면서 영

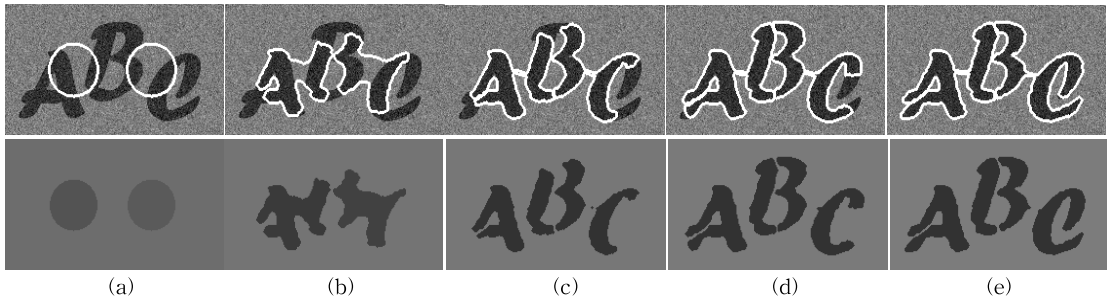


그림 3. 위상구조 변경 없이 Mumford-Shah 에너지 최소화 과정을 거쳐 추출한 영역분할 결과. (a) 두 개의 원을 초기 입력 곡선으로 지정, (b) ~ (f) $m = 200, 250, 300, 400$ 번 반복 수행한 결과

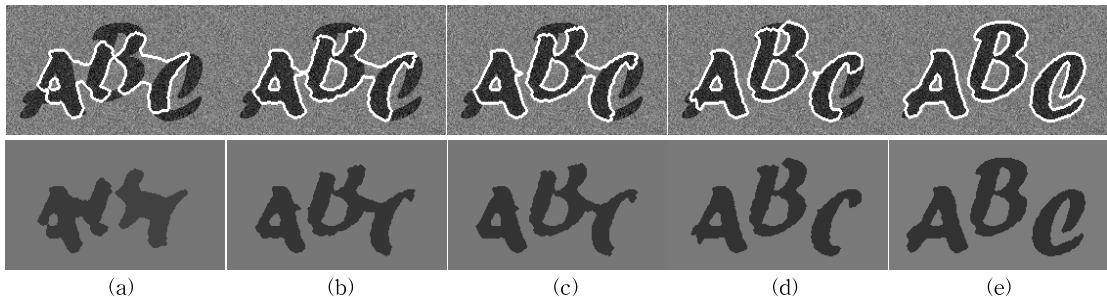


그림 4. 위상구조 변경을 이용하여 곡선을 진화시킨 영역분할 결과. (a) ~ (e) $m = 200, 250, 260, 300, 400$ 번 반복 수행한 결과

역을 정확히 분할하고 있다. 이 그림을 통하여 곡선의 진화 방정식에 위상구조 변경 알고리즘을 결합시키면 영역을 보다 더 명확히 분할할 수 있음을 확인할 수 있다. 초기 입력곡선을 그림 5-(a)에 주어진 대로 한 개의 타원으로 정한 다음 동일한 조건으로 수행한 결과를 그림 5에 제시한다. 그림 4의 결과와 마찬가지로 시간이 지남에 따라 정확한 분할 결과를 보여준다. 다양한 실험결과를 통하여, 객체를 분할하는데 있어서 초기곡선의 수는 알고리즘의 성능에 전혀 영향을 주지 못함을 확인하였다.

그림 6은 초기입력 곡선과 중간결과, 최종결과 등을 제시하여 맘모그램에서 종양을 검출해 나가는 과정을 보여준다. 종양의 경계선이 선명하지 않은 이미지에 대해서도 비교적 정확한 윤곽선 검출을 통한 영역분할 결과를 보여주고 있음을 확인할 수 있다.

4. 결 론

본 논문에서는 능동 폐곡선 모델의 성능을 향상시키기 위하여 곡선의 위상구조를 적절히 변경시키는 기법을 제안하였다. 초기 입력으로는 단순 연결된 곡선을 이용하지만 곡선의 진화 방정식에 따라 그 형태가 변하면서 동일 곡선 내의 점들이 서로 접하거나, 서로 다른 곡선의 점들이 교차하는 등, 다양한 형태의 위상변화가 발생할 수 있다. 이러한 위상변화가 감지될 때 이들을 적절히 처리해 줄 수 있어야 임의의 개수의 객체가 복잡한 형태를 갖더라도 적절히 분리할 수 있다. 그런데, 이미지의 특성에 따라 위상변화가 다양한 형태로 발생할 수 있기 때문에 모든 경우에 효과적이고 효율적인 처리기법의 개발이 필요하다. 최근의 연구진행 경향으로 분석하였을 때, ACM 기법의 성능은 위상구조 기법의 우수성에 크

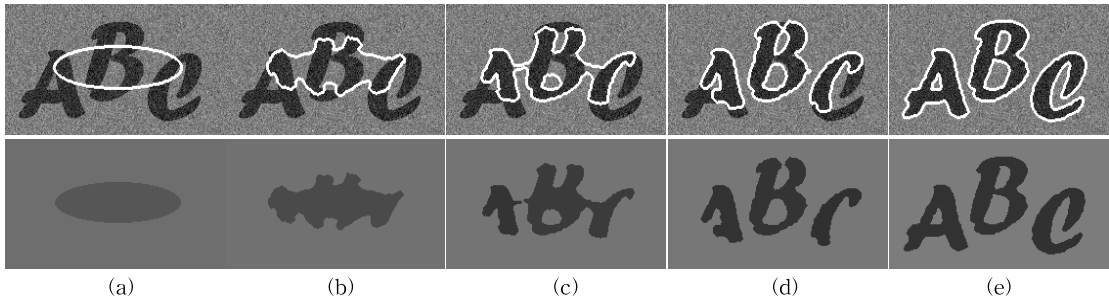


그림 5. 한 개의 타원을 초기 입력곡선으로 지정하여 곡선을 진화시킨 영역분할 결과. (a) 타원을 초기 입력 곡선으로 지정 (b) ~ (e) $m = 100, 200, 230, 500$ 번 반복 수행한 결과

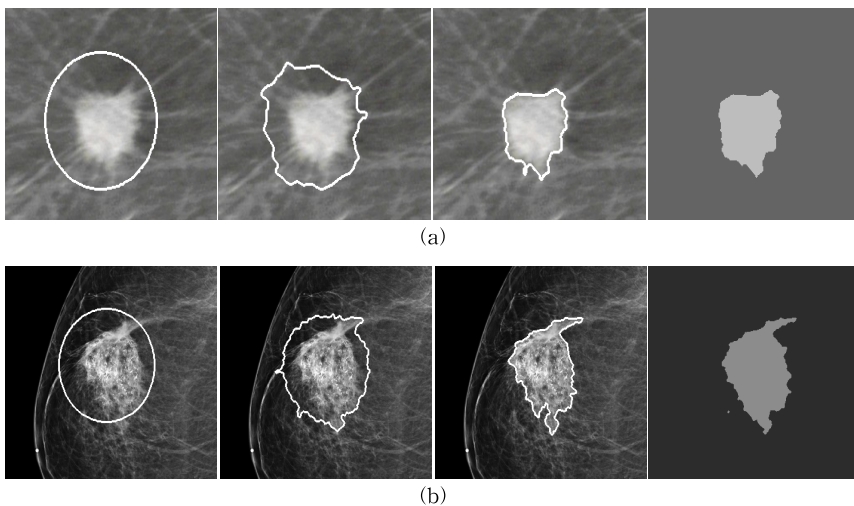


그림 6. 맘모그램에서 초기 입력곡선의 지정에 따른 투머의 검출. 1열: 초기입력곡선 지정, 2열: 100번 반복 수행 중간결과, 3열: 400번 반복 수행 결과, 4열: 3열 결과에 의한 영역분할

게 좌우될 수밖에 없고 이에 대한 연구가 지속적으로 진행되어야 하므로, 향후에는 발생 가능한 위상변화를 처리할 수 있는 기능을 추가함과 동시에 미약한 경계선에서도 보다 더 반응할 수 있도록 연구를 진행할 계획이다.

REFERENCE

[1] M. Kass, A. Witkin, and D. Terzopoulos, "Snakes: Active Contour Models," *International Journal of Computer Vision*, Vol. 1, Issue 4, pp. 321-331, 1988.

[2] V. Caselles, R. Kimmel, and G. Sapiro, "Geodesic Active Contours," *International Journal of Computer Vision*, Vol. 22, No. 1, pp. 61-79, 1997.

[3] T.F. Chan and L.A. Vese, "Active Contours without Edges," *IEEE Transactions on Image Processing*, Vol. 10, No. 2, pp. 266-277, 2001.

[4] A. Tsai, A. Yezzi, and A.S. Willsky, "Curve Evolution Implementation of the Mumford-Shah Functional for Image Segmentation, Denoising, Interpolation and Magnification," *IEEE Transactions on Image Processing*, Vol. 10, No. 8, pp. 1169-1186, 2001.

[5] D. Mumford and J. Shah, "Optimal Approximation by Piecewise Smooth Functions and Associated Variational Problems," *Communications on Pure and Applied Mathematics*, Vol. 42, Issue 5, pp. 577-685, 1989.

[6] J.W. Barrett, H. Garcke, and R. Numberg, "On the Variational Approximation of Combined Second and Fourth Order Geometric Evolution Equations," *SIAM Journal on Scientific Computing*, Vol. 29, No. 3, pp. 1006-1041, 2007.

[7] H. Hahn, "Proposing Shape Alignment for an Improved Active Shape Model," *Journal of Korea Multimedia Society*, Vol. 15, No. 1, pp. 63-70, 2012.

[8] H. Hahn, "Proposing a Connection Method for Measuring Differentiation of Tangent Vectors at Shape Manifold," *Journal of Korea Multimedia Society*, Vol. 16, No. 2, pp. 160-168, 2013.

[9] H. Benninghoff and H. Garcke, "Efficient Image Segmentation and Restoration Using Parametric Curve Evolution with Junctions and Topology Changes," *SIAM Journal on Imaging Sciences*, Vol. 7, Issue 3, pp. 1451-1483, 2013.

[10] K. Mikula and J. Urban, "New Fast and Stable Lagrangean Method for Image Segmentation," *Proceedings of the 5th International Congress on Image and Signal Processing*, pp. 834-842, 2012.



한 희 일

1980년 3월 ~ 1984년 2월 서울대학교 제어계측 공학과 공학사

1984년 3월 ~ 1986년 2월 서울대학교 제어계측 공학과 공학석사

1992년 8월 ~ 1995년 12월 University of Arizona 전기및 컴퓨터 공학과 공학박사

1987년 1월 ~ 1998년 3월 한국전자통신연구원, 선임연구원

1998년 3월 ~ 현재 한국외국어대학교 정보통신공학과 교수

관심분야: 신호처리, 영상처리, 컴퓨터비전, 패턴인식, 미분기하 및 토폴로지