

GGF Snake Algorithm을 위한 전처리 과정의 연구

조영빈, 윤성원, 강세구, 방남석, *민세동, 장운호, 이명호
 연세대학교 전기전자공학과,
 * 연세대학교 생체공학협동과정

A Study on Pr-Process for GGF Snake Algorithm

Y. B. Cho, S. W. Yoon, S. G. Kang, N. S. Bang, *S. D. Min, Y. H. Jang, and M. H. Lee
 Department of Electrical and Electronic Engineering, Yonsei University
 * Graduate Program Biomedical Engineering, Yonsei University

Abstract - Active contour models(called Snakes) are methods for the image segmentation. Many reseachers have developed snake algorithms and then published such as GVF, GGF snake.

In this paper, we present a pre-process for GGF snake algorithm. This process removes noise so that snakes can flow smoothly. In experiment, we compared a image removed noise with a image corrupted by noise. In result, the pre-process produced a good image for GGF Snake and is necessary.

1. 서 론

1987년에 M. Kass, A. Witkin과 D. Terzopoulos에 의해 알려지기 시작한 능동 윤곽 모델(Active contour models 또는 Snake)은 영상분할에 있어 관심을 갖는 영역의 윤곽만을 추출하기 위한 영상분할 Algorithm이다.

그러나 Snake Algorithm은 초창기 때부터 대두되어온 커다란 두 가지 문제점을 가지고 있는데 이는 초기 윤곽 설정(contour initialization)과 U 형 모델처럼 깊게 오목한 부분에서는 Snake가 진행을 하기 힘들다는 점이다.[2] 이를 해결하기 위해, 1998년 C. Xu, J. L. Prince가 GVF를 이용한 Snake를 소개하였다.[2] GVF Snake Algorithm은 구배 벡터 흐름(gradient vector flow)을 외부 힘으로 사용한 방법으로 경계와 그 주변에만 존재하던 외부 힘을 전 영역에 걸쳐 확산시킴으로써 초기 윤곽 설정에 민감하지 않도록 해 줄뿐만 아니라 이렇게 확산된 외부 힘에 의해 깊고 오목한 부분에까지 Snake가 진행할 수 있도록 도와줌으로써 Snake 초창기부터 대두되어온 두 가지 문제점들을 한꺼번에 해결할 수 있게 되었다. 그러나 새로운 외부 힘의 사용으로 더불어 야기된 긴 계산시간마저 단축시킨 GVF Snake의 또 다른 문제점으로 대두되었다. 이에 긴 계산시간을 단축하기 위해 GVF Snake에서 사용한 외부 힘보다 간단한, 새로운 외부 힘을 사용하여 GVF Snake의 문제로 대두된 긴 계산시간마저 단축시킨 GGF를 이용한 Snake가 등장하게 되었다.[3] 그러나 이 또한 분할하고자 하는 영상에 Noise가 끼어 있을 경우 영상 분할에 있어 Snake 진행에 영향을 주게 됨으로, 최종 윤곽 설정에 오차를 발생시키게 된다는 근본적인 문제를 가지고 있었다.

따라서 본 논문은 GGF Snake를 이용한 영상분할을 하기에 앞서 Pre-Process를 통해 영상 전반에 걸쳐 고루 분포된 Noise를 제거해 줌으로써 Snake Algorithm을 적용시킬 수 있는 최적의 영상을 만들어 주는 것이 목적이며, 이를 실제 Snake Algorithm에

적용시켜 Noise가 제거되기 전과 제거된 후의 영상을 비교, 분석하여 본 논문에서 제시한 Pre-Process 과정이 Snake Algorithm의 적용에 있어 반드시 필요한 과정임을 확인하였다.

2. 본 론

2.1 Snake Algorithm

2.1.1 기존 Snake

Snake 라 불리는 능동 윤곽(Active Contour)은 식 (1)에 표현된 에너지 함수를 최소화시키는 방향으로 이동하며, $\mathbf{x}(s)=[x(s),y(s)]$, $s \in [0,1]$ 로 표현되는 폐곡선이다.

$$E_{snake}(\mathbf{x}) = E_{int}(\mathbf{x}(s)) + E_{ext}(\mathbf{x}(s)) \quad (1)$$

$E_{int}(\mathbf{x}(s))$ 는 내부의 에너지로서, 윤곽(contour)의 매끄러움(smoothness)이나 굴곡(bending)과 관련된 파라미터를 포함하고 있으며, 식 (2)와 같이 정의된다.

$$E_{int}(\mathbf{x}(s)) = \int_0^1 \frac{1}{2} (\alpha(s) | \mathbf{x}'(s) |^2 ds + \int_a^b \beta(s) | \mathbf{x}''(s) |^2 ds) \quad (2)$$

where, $\alpha(s)$: tension
 $\beta(s)$: rigidity

식 (1)의 $E_{ext}(\mathbf{x}(s))$ 는 외부의 에너지로서, 영상에서 계산되는 에너지로, 다음과 같이 정의된다.

$$E_{ext}(\mathbf{x}(s)) = \pm G_\sigma(x,y) * I(x,y) \quad (3a)$$

$$= - | \nabla (G_\sigma(x,y) * I(x,y)) |^2 \quad (3b)$$

where, $I(x,y)$: a gray-level image

$G_\sigma(x,y)$ 는 표준편차 σ 를 갖는 2차 가우시안(Gaussian) 함수이며, 식 (3a)는 선(line), 식 (3b)는 경계(edge)에 관한 식이다.

식 (1)의 에너지 함수를 최소화시키는 Snake는 식 (4)의 오일러의 방정식(Euler equation)을 만족시켜야 한다.

$$\alpha \mathbf{x}''(s) - \beta \mathbf{x}(s) - \nabla E_{ext} = 0 \quad (4)$$

2.1.2 GGF Snake

기존 Snake의 경우 깊고 오목한 부분에서의 진행이 어려워 영상분할이 제대로 이뤄지지 않는다. 이를 해결하기 위해 새로운 외부힘을 사용한 GGF Snake가 등장하였다.

GGF Snake에서는 식 (5)와 같은 함수를 새로운 외부의 힘으로 사용한다.

$$\begin{cases} F_{ext,0} = -\nabla E_{ext} = \nabla |\nabla I|^2 \\ F_{ext,N} = F_{ext,N-1} + \alpha_N G(F_{ext,N-1}, \sigma_N) \end{cases} \quad (5)$$

where, $N = 1, 2, 3, \dots$

$$G(F, \sigma) = F * G_\sigma$$

$$\alpha_N : 0 < \alpha_N < \alpha_{N-1} < \dots < \alpha_2 < \alpha_1 < 1$$

여기서 식(3)의 외부힘 대신 새롭게 정의되어 사용된 GGF Snake 외부의 힘은, 영상정보($I(x, y)$)에 직접적인 변형($G_\sigma * I(x, y)$)을 가한 것이 아니라, 영상에너지의 미분값($\nabla |\nabla I(x, y)|^2$)에 가우시안(Gaussian)을 취하기 때문에, 외부 힘의 분포를 부드럽게 하여 Snake의 진행을 원활하게 해주고 넓은 포획 영역을 확보하며, 깊고 오목한 부분에서는 주변 벡터 합이 형성되어 깊고 오목한 부분으로 Snake의 진행이 가능케 한다. 또한 식을 통한 구현이 비교적 간단하기 때문에 계산시간이 단축되어 GVF Snake의 한계를 극복할 수 있게 되었다.

2.2 문제 제기

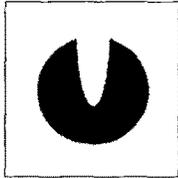
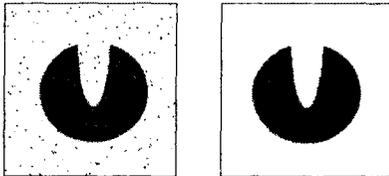


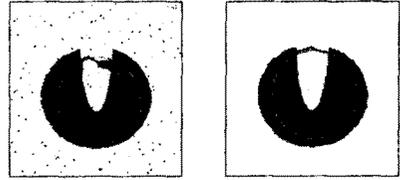
그림 1. 원영상

그림 1의 영상이 실험에 사용된 원영상이다. 그림 1에서 보이듯이 원영상은 U형의 깊고 오목한 부분을 포함하고 있다. 이 경우 기존 Snake Algorithm을 사용하여 영상분할을 시도하면, 정확한 영역분할이 이뤄지지 않지만 GGF Snake를 사용하면 깊고 오목한 부분까지도 Snake가 진행하여 영상분할이 가능해진다.

그러나 GGF Snake를 사용하여 영상분할을 하기에 앞서, 만일 원영상에 임의의 Noise가 첨가되었을 경우, Noise 성분에 의해 외부힘의 분포가 일그러지는 현상이 발생하여 GGF Snake를 이용한 영상분할이 왜곡되게 된다.



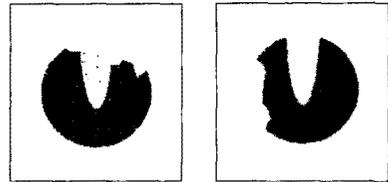
(a) Salt & Pepper(2%) (b) Gaussian(20dB)



(c) Salt & Pepper 윤곽 (d) Gaussian 윤곽

그림 2. Noise 영상과 GGF Snake 최종윤곽

그림 2의 (a), (c)와 (b), (d)는 각각 Salt & Pepper Noise(2%)와 Gaussian Noise(20dB)가 첨가된 영상과 최종윤곽영상이다. 그림 2의 (c), (d)에서처럼 Noise가 영상에 첨가될 경우 Snake Algorithm의 최종윤곽에 영향을 주어 윤곽이 왜곡된다.



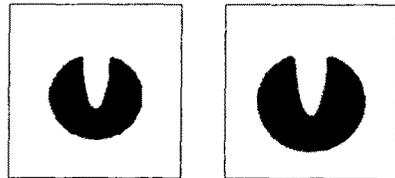
(a) 최종영역분할 (b) 최종영역분할

그림 3. GGF Snake 영상분할 왜곡

그림 2에서 얻어진 최종윤곽에 의해 영상분할을 한 결과가 그림 3의 (a), (b)에 나타나 있다. 그림 3의 (a)는 Salt & Pepper Noise의 경우이고, 그림 3의 (b)는 Gaussian Noise의 경우이다. 결과영상을 보면 영상분할이 제대로 이뤄지지 않았음을 확인할 수 있다. 또한 깊고 오목한 부분마저도 최종영역으로 포함되어 추출되었다.

2.3 Pre-Process

Noise가 포함된 영상의 경우, GGF Snake를 이용한 영상분할이 원활하지 못함을 살펴볼 수 있었다. 따라서 GGF Snake를 이용한 영상분할을 하기에 앞서 전처리 과정으로 Noise의 제거는 선행되어야 할 과제임에 틀림없다. Noise가 첨가된 영상의 경우 GGF Snake 진행에 영향을 주게됨으로, Snake Algorithm의 적용에 앞서 Pre-Process로, 첨가된 Noise만을 제거하고 경계는 보존하는 특성이 있는 Median filter를 사용하고자 한다. 이를 통해 Noise를 제거하여 Snake Algorithm에 적용시키기 적합한 영상을 획득할 수 있다.



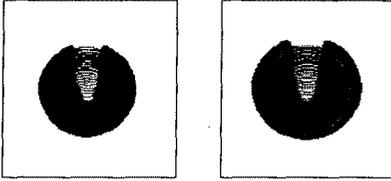
(a) Salt & Pepper 제거 (b) Gaussian 제거

그림 4. Pre-Process를 적용한 영상

그림 4는, 그림 2의 (a), (b) 영상에 Pre-Process를 적용시킨 결과이다. 그림 4의 (a), (b)에서 볼 수 있듯이 원영상에 포함되어있던 Noise 성분이 제거되어 있음을 확인할 수 있다.

2.4 실험 결과

Pre-Process를 거쳐 얻은 그림 4의 영상을 가지고 GGF Snake를 적용시켰다.



(a) Salt & Pepper 윤곽 (b) Gaussian 윤곽

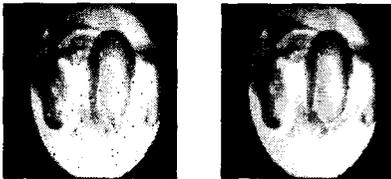
그림 5. Pre-process를 거친 GGF 최종윤곽

그림 5에서 볼 수 있듯이 Pre-Process를 통과한 영상의 최종윤곽은 왜곡됨이 없이 나타났다. 이를 같은 조건의 Noise가 첨가된 내시경 영상에도 적용시켜 보았다.

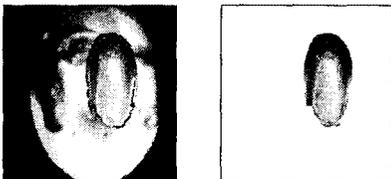


그림 6. 내시경 원영상

그림 6은 실험에 사용한 내시경 원영상이다. 이 영상에 Noise를 첨가한 영상이 그림 7의 영상이다. Noise는 단순합성영상에서와 마찬가지로 Gaussian Noise와 Salt & Pepper Noise를 사용하였다.



(a) Salt & Pepper(2%) (b) Pre-Process

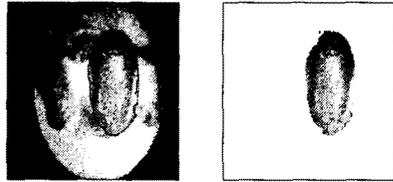


(c) GGF 최종윤곽 (d) GGF에 의한 분할

그림 7. Salt & Pepper Noise 가 첨가된 영상



(a) Gaussian(20dB) (b) Pre-Process



(c) GGF 최종윤곽 (d) GGF에 의한 분할

그림 8. Gaussian Noise 가 첨가된 영상

최종 영역분할의 결과(그림 7의(d), 그림 8의 (d))를 보면 Pre-Process를 통해 Noise가 제거되어 우리가 관심을 갖은 영역만이 분할되었음을 확인할 수 있다.

3. 결 론

위 실험을 통해 Noise가 제거되기 전과 제거된 후의 영상을 GGF Snake를 통해 비교해보았다. Noise가 첨가된 영상은 최종윤곽이 왜곡되었으나, Pre-Process를 통해 Noise가 제거된 영상은 비교적 정확한 최종윤곽이 나타났다. Pre-Process는 GGF Snake 에 있어 필요한 과정임이 확인되었다.

[참 고 문 헌]

- [1] M. Kass, A. P. Witkin, D. Terzopoulos, "Snakes: Active Contour Models", International Journal of Computer Vision, Vol. 1, No. 4, 321 - 331, Jan., 1987
- [2] C. Xu, J. L. Prince, "Gradient vector flow: A new external force for snakes", IEEE Conf. on Comp. Vis. Patt. Recog. (CVPR), pp. 66-71, June, 1997.
- [3] 윤성원, "Active Contour Model을 이용한 내시경 의료 영상의 분할", Master's thesis of Dept. of Electrical and Electronic Engineering, Yonsei Univ., KOREA, 2002.
- [4] Williams, D.J., Shah, M. "A Fast Algorithm for Active Contours", IEEE Computer Vision, 1990.
- [5] Windyga, P.S. "Fast Impulsive Noise Removal", Image Processing, IEEE Transactions on, Volume: 10 Issue: 1, Jan. 2001