

진화 연산을 이용한 능동외곽기반의 윤곽선검출에 관한 연구

강현태 · 조덕환 · 황기현 · 문경준 · 박준호 · 이화석  
 부산대학교 전기공학과 · 부산대학교 컴퓨터 및 정보통신연구소 · 거제대학 전기과

Active Contour Based Edge Detection Using Evolutionary Computation

Hyeon Tae Kang · Deok-Hwan Cho · Gi-Hyun Hwang · Kyeong Jun Mun · June Ho Park · Hwa Seok Lee  
 Department of Electrical Engineering, Pusan National University  
 Research Institute of Computer, Information and Communication at Pusan National University  
 Department of Electrical Engineering, Kyeje College

**Abstract** - In this paper, we apply an evolutionary computation(EC), probabilistic optimization algorithm, to active contour. A number of problems exist associated with such as algorithm initialization, existence of local minima, non-convex search space, and the selection of model parameters in conventional models. We propose an adequate fitness function for these problems. The determination of fitness function adequate to active contour using EC is important in search capability. As a result of applying the proposed method to non-convex object shape, we improve the unstability and contraction phenomena, in nature, of snake generated in deformable contour optimization.

$$E_{snake} = \int_{s=0}^1 E_{internal}(v(s)) + E_{image}(v(s)) + E_{ext}(v(s)) ds \quad (1)$$

식 (1)에서 내부 에너지는 식 (2)와 같이 나타낼 수 있고, 식 (2)에서 일차미분 항은 snake가 부드럽게 연결된 곡선 형태를 가지도록 하며, 이차미분 항은 snake가 막대와 같이 직선적인 형태가 되도록 한다. 내부 파라미터인  $\alpha(s)$ 와  $\beta(s)$ 의 값을 상수로 두지 않고  $s$ 에 따라 변화시키면 snake의 각 점에 대해 세부적인 적용이 가능하므로 원하는 형상에 더욱 가까운 snake를 얻을 수 있다.

$$E_{internal} = \frac{1}{2} (\alpha(s) |\frac{\partial v(s)}{\partial s}|^2 + \beta(s) |\frac{\partial^2 v(s)}{\partial s^2}|^2) \quad (2)$$

여기서,  $s$  : 점들 사이의 거리

식 (1)에서 영상에너지는 식 (3)과 같이 나타낼 수 있고, 식 (3)에서 snake는 영상의 밝기 변화율이 최대가 되는 방향으로 움직이려는 성질을 가진다.  $E_{ext}$ 는 사용자에 의해서 외부적으로 가할 수 있는 구속조건을 나타낸다.

$$E_{image} = -\gamma |\nabla I(x, y)|^2 \quad (3)$$

여기서,  $\gamma$  : 영상 에너지의 가중치

1. 서 론

영상으로부터 관심 있는 물체를 추출하는 것은 영상분석 및 컴퓨터 비전 문제에서 매우 중요한 부분이다. 이러한 물체의 경계추출 방법으로 1987년 Kass, Witkin과 Terzopoulos 등은 Snake algorithm을 제안하였다[1]. 이 방법은 물체의 경계추출을 위해 Active contour(일명 snake)를 구성하고 이를 에너지로 정량화하여 변형하는 물체의 경계를 추출하였다. 그러나 snake 알고리즘은 에너지 최적화 과정에서 snake의 불안정한 거동과 수축현상을 보이는 것이 지적되고 있으며, 경계가 정확하지 못할 경우에는 snake의 진동 현상이 나타나며, 구조상 국부 최소 점에 빠질 우려가 높다는 단점을 가진다. 이를 개선하기 위해 Cohen, William, Amini 등은 Greedy 알고리즘, 동적 프로그래밍 등과 같은 최적화방법을 이용하여 snake 문제를 해결하고자 하였다[2-4].

본 논문에서는 확률적인 최적화 알고리즘인 진화연산을 이용하여 active contour 문제를 해결하였다. 진화연산을 이용하여 active contour 문제 해결시, snake에 대한 초기화 방법, non-convex 물체의 탐색 및 진화연산의 탐색성능을 결정하는 적합도 함수 선정 방법을 제안하였다. 제안한 방법을 non-convex 물체에 적용해본 결과, active contour 문제에서 발생하는 불안정성 및 수축현상을 개선할 수 있었다.

2. Active Contour 문제

에너지 최적화방법을 이용하여 Active contour 문제를 해결하는데 있어서 물체의 경계를 추출하는데 필요한 에너지 함수 선정은 매우 중요한 문제이다. 일반적으로 물체의 경계 추출하기 위한 에너지 함수는 내부에너지 ( $E_{internal}$ ), 영상에너지( $E_{image}$ ) 및 외부 에너지( $E_{ext}$ )로 구성되며, 식 (1)과 같다[1].

3. 진화연산을 이용한 Active Contour 문제

3.1 영상의 전처리

본 논문에서는 에너지함수를 이용하여 Active contour 문제를 해결하는데 진화 연산을 이용하였다. 진화연산을 이용하여 Active contour 문제 해결시, snake에 대한 초기화 방법, non-convex 물체의 탐색 및 진화연산의 탐색성능을 결정하는 적합도 함수 선정 방법을 제안하였다.

진화연산을 active contour 문제에 적용하는데 있어서 입력 영상에 대한 전처리 과정을 도입하여 2개의 독립적인 영상을 구하는 과정을 그림 1에 나타내었다. 그림 2(b)와 (c)의 영상은 각각  $E_{image}$  및  $E_{constraint}$ 의 계산이 이루어지는 공간이다. Image attraction은 식 (4)과 같이 이진화 영상이다.

$$I_{object} = 0, I_{background} = 255 \quad (4)$$

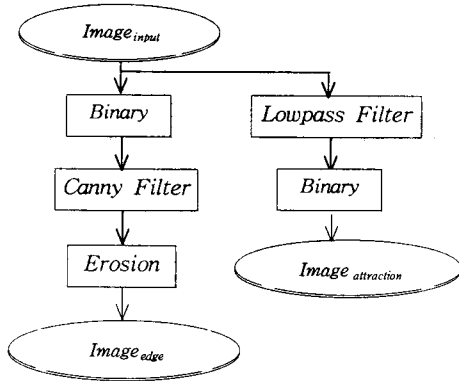


그림 1 영상 전처리 과정  
Fig. 1 Image processing flowchart

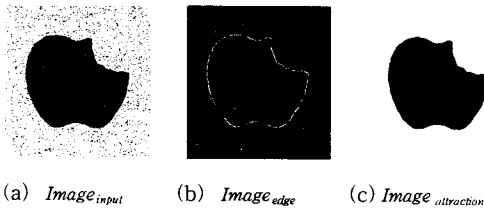


그림 2 전처리된 영상  
Fig. 2 Image preprocessing

영상의 블러링을 위해서  $5 \times 5$ 의 Gaussian filter  $H(X+dx, Y+dy)$ 을 사용하였으며, 가우시안 함수는 식 (5)와 같다.

$$H(X+dx, Y+dy) = \frac{1}{2\sigma^2\pi} e^{-\frac{(dx^2+dy^2)}{2\sigma^2}} \quad (5)$$

여기서,  $\sigma$ : 가우시안의 표준편차

Edge 검출을 위해서 Sobel Filter를 사용하였으며, 연산은 식 (6)과 같다.

$$\langle U, H \rangle_{m,n} = u(m,n) \otimes h(-m,-n) = \sum_i \sum_j h(i,j) u(i+m, j+n) \quad (6)$$

여기서,  $U$ : 영상 이미지  
 $H$ : Sobel mask( $p \times p$ )  
( $m, n$ ): 관심 화소

모폴로지 필터(침식)를 사용하여 물체와 배경 사이의 잡음 및 물체내의 잡음을 제거하게 된다. 즉,  $A, B \subset Z^2$ 에 대해서  $B$ 에 의한  $A$ 의 침식 연산은 식 (7)과 같다.

$$A \otimes B = \{x \mid (B)x \subseteq A\} \quad (7)$$

### 3.2 진화연산을 이용한 Active contour 문제

진화연산을 이용하여 Active contour 문제를 해결하는데 있어서 가장 중요한 것은 해집단 구성 및 적합도 함수 선정이다. 적절한 해집단을 구성함으로써 최적화과정에서는 탐색 시간을 줄일 수가 있고, Active contour 문제에 적합한 적합도 함수를 선정함으로써 수렴시간을 단축시킬 수 있다.

### (1) 해집단 구성

그림 4에 나타낸 바와 같이, 해의 탐색 영역의 최대( $R$ ) 및 최소( $r$ ) 범위를 경험적으로 결정하였다. 최대 및 최소 범위 내에서  $N$ 개의 snake에 대한 스트링 구성은 그림 5와 같다. 여기서,  $P_n$  ( $n=1, \dots, N$ )은 물체의 중심으로부터 snake까지의 거리이고,  $A_n$  ( $n=1, \dots, N$ )은 snake가  $x$ 축과 이루는 각도( $\alpha'$ )이다. 탐색영역은  $360^\circ/N$ 의 등 간격으로 분할되며 그림 6에서 보는 바와 같이 각각의 snake는 고유 탐색 영역을 가지게 된다.

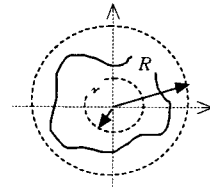


그림 4 탐색 영역  
Fig. 4 Search region

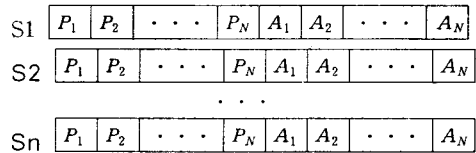


그림 5 해집단 구조  
Fig. 5 String architecture

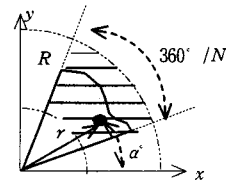


그림 6 한 snake의 고유 탐색 영역  
Fig. 6 Search range of a snake

### (2) 적합도 함수 선정

그림 5의 각 스트링의 평가하기 위한 적합도 함수는 식 (8)에서 보는 것처럼 영상에너지, 입력에너지, 내부에너지 및 구속에너지로 구성되어 있다.

$$fitness = \frac{1}{1 + (\gamma E_{image} + \alpha E_{attraction} + \beta E_{internal} + \delta E_{constraint})} \quad (8)$$

여기서,  $\gamma, \alpha, \beta, \delta$ : 가중 계수

식 (8)에서 영상에너지는 영상의 밝기 변화율로서 식 (9)와 같다.

$$E_{image} = |1 - \nabla I_{c(x_n, y_n)}| \quad (9)$$

식 (8)에서 내부에너지는 두 snake 사이의 거리로서 snake를 일정한 간격으로 유지하며 식 (10)과 같다

$$E_{internal} = |D - |v(x_{n+1}, y_{n+1}) - v(x_n, y_n)|| \quad (10)$$

여기서,  $D$ : 두 snake사이의 평균 거리

식 (8)에서 인력에너지는 그림 7에서 보는 것처럼 후보해  $w(x_n, y_n)$ 와 유도해  $v(x_n, y_n)$  사이의 거리를 최소화하는 에너지로서 식 (11)과 같다.  $w(x_n, y_n)$ 는  $v(x_n, y_n)$ 의 위치에 제약을 가하는 유도해로서 평가의 대상이 아니며, 단지 후보해가 적절히 물체의 외곽 선에 위치하도록 유도하는 해이다. 따라서 유도해가 적절한 위치에 있지 않으면 후보해를 물체의 Edge로 유도하지 못하게 된다.

$$E_{attraction} = |v(x_n, y_n) - w(x_n, y_n)|^2 \quad (11)$$

식 (8)에서 구속에너지( $E_{constraint}$ )는 벌점 함수인 항을 두어, 유도해 및 후보해의 위치에 제약을 두고 인력에너지에 의해 최적해를 검출하게 된다. 후보해와 유도해의 위치에 따른 구속에너지는 그림 7에서와 같이 4가지의 경우로 표현되며 이를 수식으로 표현하면 식 (12)~(13)와 같다.

$$I_{v(x_n, y_n)} = \begin{cases} 1, & v(x_n, y_n) \in \text{Object} \\ -1, & v(x_n, y_n) \in \text{Background} \end{cases} \quad (12)$$

$$I_{w(x_n, y_n)} = \begin{cases} 1, & w(x_n, y_n) \in \text{Object} \\ -1, & w(x_n, y_n) \in \text{Background} \end{cases} \quad (13)$$

후보해와 유도해의 사이의 거리( $D$ )는 식 (14)과 같이 구해지고, 따라서, 구속에너지는 식 (15)와 같이 나타내진다.

$$D = |v(x_n, y_n) - w(x_n, y_n)| \quad (14)$$

$$E_{constraint} = \begin{cases} \frac{1}{m} \cdot |D|^2, & I_{v(x_n, y_n)} \cdot I_{w(x_n, y_n)} < 0 \\ \infty, & \text{elsewise} \end{cases} \quad (15)$$

여기서,  $m$ : 정규화 계수

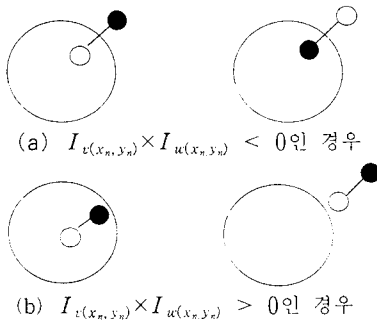


그림 7 후보해와 유도해 사이의 위치 관계  
Fig. 7 Various Positions between candidate solution and inducing solution

#### 4. 사례 연구

본 논문에서 제안한 방법의 유용성을 검증하기 위해 Non-convex 물체의 외곽 검출을 위해서 그림 8과 같은 가우시안 노이즈가 섞인 영상에 대해서 적용을 하였다. 에너지 함수의 가중치  $\gamma=3.5$ ,  $\alpha=0.9$ ,  $\beta=0.1$ ,  $\delta=1$ 로 하였다. 그림 9에서는 제안한 방법의 세대 별 적합도 및 에너지 값을 나타내었다. 초기 500 세대에서는 GA를 적용하여 전역 탐색을 하였고, 이후 세대에서는 ES를 적용하여 국부 탐색을 함을 알 수 있다.

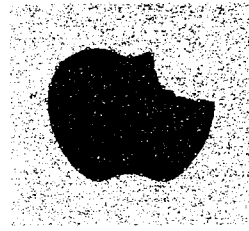
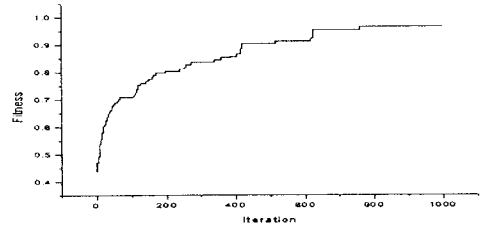
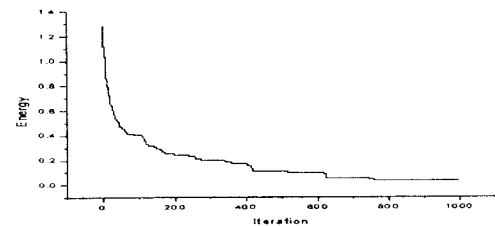


그림 8 잡음이 섞인 물체의 외곽 검출 ( $\sigma_{noise}=30$ )  
Fig. 8 Detected contour with Gaussian noise



(a) 적합도



(b) 에너지

그림 8 Snake의 수렴 특성  
Fig. 8 Snake convergence characteristic

#### 5. 결론

본 논문에서는 확률적인 최적화 알고리즘인 진화연산을 이용하여 Active contour 문제를 해결하였다. 진화연산을 이용하여 Active contour 문제 해결 시, snake에 대한 초기와 방법, non-convex 물체의 탐색 및 진화연산의 탐색성능을 결정하는 적합도 함수 선정 방법을 제안하였다. 제안한 방법을 non-convex 물체에 적용해본 결과, Active contour 문제에서 발생하는 불안정성 및 수축현상을 개선할 수 있었다.

#### (참고 문헌)

- [1] M. Kass, A. Witkin, and D. Terzopoulos. "Snake: Active contour model". International Journal of Computer Vision, pp. 259-269. 1987
- [2] Donna J. Willams and Mubarak Shah. "A Fast Algorithm for Active Contours and Curvature Estimation". CVGIP, Vol. 55, No 1, pp. 14-26. 1992
- [3] Laurent D. Cohen, 1991 "Note: On Active Contour Model and Ballons." CVGIP, Vol.53, No.2 pp.211~218.
- [4] Amir A. Amini, Saeid Tehrani and Terr E. Weymouth, 1998, "Using Dynamic Programming for Minimizing the Energy of Active Contours in the Presence of Hard Constraints." in Proc. Second Int. Conf. Computer Vision.
- [5] Leonard A. MacEachern, Tajiner Manku. "Genetic Algorithms for Active contour optimization" pp. 229-232. 1998