

Active Contour Model을 이용한 특징 추출에 관한 연구

김진숙⁰ 강진숙* 전태수** 차의영*
⁰동의공업대학 컴퓨터 정보계열
*부산대학교 일반대학원 전자계산학과
**부산대학교 생물학과
⁰jinsook@dit.ac.kr
*(jiskang, tschon, eycha}@pusan.ac.kr

A Study on the Feature Extraction Using Active Contour Model

Jin-Sook Kim⁰ Jin-Sook Kang* Tae-Soo Chon** Eui-Young Cha*

⁰Div. of Computer Information, Donggeui Institute of Technology

*Dept. of Computer Science, Pusan Nat'l Univ.

**Dept. of Biology, Pusan Nat'l Univ.

요 약

본 논문은 물 속 유충인 갈따구의 움직임을 관찰한 데이터에 Active Contour Model을 적용하여 갈따구 상태의 특징을 추출하는 방법을 제안한다. 1987년 소개된 Active Contour Model은 주어진 영상에 놓인 커브를 그 커브에 의해 분할된 영상의 에너지 값을 최소화하는 방향으로 진화하게 함으로써 영상 내 객체의 경계를 찾게 하는 영상분할 방법이다. Chan과 Vese에 의해 개선된 Model을 이용하여 다이나미즘이 처리되기 전과 후의 갈따구 행동 패턴의 특징을 찾아낸다. 우선 갈따구의 움직임 궤적을 0.25초를 간격으로 관찰하여 구해진 속도벡터의 위상영상을 만든다. 그리고 위상 영상에 Active Contour를 두어 진화시키면서 시간에 따라 감소하는 에너지 값의 그래프에서 구해진 기울기로 갈따구 행동 패턴의 특징을 추출한다.

1. 서 론

방대한 데이터에서 관심 영역의 데이터 특징을 추출하는 것은 데이터를 분석하는데 있어 필수적인 처리과정이다. 본 논문은 관찰된 물 속 유충인 갈따구의 움직임 궤적 데이터에서 갈따구의 행동 상태에 대한 특징을 추출하는 방법을 제안한다.

특징 추출을 위해 사용되는 방법은 영상 처리 분야 중, 영상 분할에 주로 사용되는 Active Contour 모델이다. Active Contour 모델은 1987년 M. Kass, A. Witkin 그리고 D. Terzopoulos에 의해 탄생되었다[1]. 이 방법의 기본적인 아이디어는 영상 내에 존재하는 객체 추출을 위해, 주어진 영상 u_0 에 진화커브를 두고 제약조건 내에서 이 커브를 진화시켜 객체의 경계에 멈추도록 하는데 있다. 전통적인 Active Contour 모델은 객체의 경계에서 진화하는 커브가 멈추도록 하는데 영상 u_0 의 광강도 값의 변화를 사용한다. 즉, 진화 커브는 픽셀의 광강도 값의 변화가 급격한 곳인 $|\nabla u_0|$ 의 최대 점에 contour가 위치하게 된다. 이처럼 전통적인 Active contour 모델은 그라디언트에 의해 좌우되는 에지 함수 $E_{edge} = -|\nabla I(x, y)|^2$ 를 사용한다.

최근의 Active Contour 연구에서 Chan과 Vese는 그라

디언트에 기반 한 에지 함수를 사용하지 않고 Mumford와 Shah에 의해 제안된 Mumford-Shah함수와 Level Set 공식을 이용한 새로운 Active Contour Model을 제안하고 있다[2].

다음 2장에서는 Active Contour 모델에 관한 이론적 배경을 다루고, 3장에서는 본 논문에서 제시하고자 하는 특징추출 방법을 알고리즘과 함께 제안한다. 4장과 5장에서는 제안한 방법에 의해 수행된 실험과 결과분석, 그리고 분석된 내용에 따른 결론을 제시한다.

2. Active Contour 모델

D 는 유계(bounded)의 열린집합으로써 ∂D 를 경계로 갖는 R^2 의 부분집합이며, I_0 는 $I_0: D \rightarrow R$ 로서 주어진 영상이다. Contour $C(s)$ 는 $C(s): [0, 1] \rightarrow R^2$ 인 매개 변수 곡선이다.

에지 함수가 필요 없는 Active Contour 모델의 기본 아이디어는 주어진 영상 I_0 내에 놓여진 곡선 C 에 의해 생성되는 함수 $F(C)$ 의 값을 최소로 만드는 것이다. 함수 $F(C)$ 는 다음과 같다.

$$F(C) = \int \int_{\text{Inside}(C)} |I_0(x, y) - c_1|^2 dA + \int \int_{\text{outside}(C)} |I_0(x, y) - c_2|^2 dA \quad (1)$$

아래의 그림1과 같이 c_1 은 Active Contour C 의 내부에 있는 영상의 광강도 평균이며 c_2 는 진화곡선 C 의 외부에 있는 영상의 광강도 평균이다.

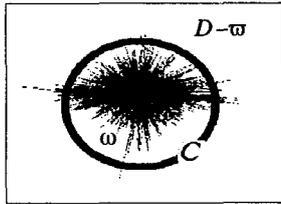


그림 1 영상과 Active Contour

여기서 $F(C)$ 를 일반화하여 $F(C)$ 의 값이 최소화되는 방향으로 C 를 진화시키는 방법을 구하기 위해 Mumford-Shah 함수를 도입하였다[2]. 영상분할을 위한 Mumford-Shah 함수는 다음과 같다.

$$F^{MS}(I, C) = \mu \cdot \text{Length}(C) + \lambda \int \int_D |I_0(x, y) - I(x, y)|^2 dA + \int \int_{D \setminus C} |\nabla I(x, y)|^2 dA \quad (2)$$

주어진 영상 I_0 에 놓여진 Active Contour C 를 처리하기 위해 Level Set 함수를 다음과 같이 도입한다[3].

$$\begin{cases} C = \partial\omega = \{(x, y) \in D \mid \phi(x, y) = 0\} \\ \text{inside}(C) = \omega = \{(x, y) \in D \mid \phi(x, y) > 0\} \\ \text{outside}(C) = D \setminus \omega = \{(x, y) \in D \mid \phi(x, y) < 0\} \end{cases}$$

Heaviside 함수 H 와 δ_0 는 다음과 같이 정의된다.

$$H(\phi) = \begin{cases} 1, & \text{if } \phi > 0 \\ 0, & \text{if } \phi < 0 \end{cases} \quad \delta_0 = \frac{d}{dt} H(\phi)$$

Level Set 함수와 Heaviside 함수를 이용하여 Mumford-Shah 함수를 위의 식과 곡선 C 에 대한 Level Set 함수 ϕ 와 Heaviside 함수 H 를 이용하여 나타내면 다음의 식(3)과 같다. 여기서 μ, ν, λ_1 그리고 λ_2 는 0 이상인 상수이다.

$$F^{MS}(I, \phi) = \mu \cdot \int \int_D \delta_0(\phi(x, y)) |\nabla \phi(x, y)| dA + \nu \cdot \int \int_D H(\phi(x, y)) dA + \lambda_1 \int \int_D |I_0(x, y) - c_1|^2 H(\phi(x, y)) dA + \lambda_2 \int \int_D |I_0(x, y) - c_2|^2 (1 - H(\phi(x, y))) dA \quad (3)$$

위 식(7)을 정규화하기 위하여 H 를 D 에서 이계미분가능인 $H_\epsilon(\phi) = \frac{1}{2} \left(1 + \frac{2}{\pi} \arctan\left(\frac{\phi}{\epsilon}\right) \right)$ 함수로 그리고 $\delta_\epsilon = \frac{d}{dt} H_\epsilon$ 함수로 두어서 Mumford-Shah 함수를 다시 나타내면 아래와 같다.

$$F_\epsilon^{MS}(I, \phi) = \mu \cdot \int \int_D \delta_\epsilon(\phi(x, y)) |\nabla \phi(x, y)| dA + \nu \cdot \int \int_D H_\epsilon(\phi(x, y)) dA + \lambda_1 \int \int_D |I_0(x, y) - c_1|^2 H(\phi(x, y)) dA + \lambda_2 \int \int_D |I_0(x, y) - c_2|^2 (1 - H(\phi(x, y))) dA \quad (8)$$

여기서 Active Contour C 에 의해 정의되는 Level Set 함수 ϕ 에 대한 $F_\epsilon^{MS}(I, \phi)$ 함수의 최소화를 위해 이것과 관련된 ϕ 에 대한 Euler-Lagrange 방정식을 다음과 같이 추론할 수 있다.

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = \delta_\epsilon(\phi) \left[\mu \operatorname{div} \left(\frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right) - \nu - \lambda_1 (I_0 - c_1)^2 + \lambda_2 (I_0 - c_2)^2 \right] = 0 \text{ in } (0, \infty) \times D \quad (5)$$

3. 제안방법

칼따구 움직임 데이터를 분석하기 위해서는 우선 0.25초 간격으로 2500초 동안 관찰하여 얻은 움직임 트랙(movement track)에서 속도벡터를 계산하여 위상벡터(velocity vector) 영상을 구한다. 이렇게 얻어진 영상에 다음과 같은 알고리즘을 적용하여 특징을 추출한다.

- ① 구해진 위상벡터 영상 위에 초기 Active Contour ϕ^0 를 놓는다.
- ② 이 Contour에 의해 분할된 영상의 내부의 픽셀 평균값 c_1^i 과 외부 픽셀 평균값 c_2^i 의 평균값을 구한다.

- ③ 위의 c_1^n, c_2^n 와 Active Contour ϕ^n 에 대한 에너지 함수 값 f^n 을 구한다.
- ④ Euler-Lagrange 등식에 의해 구해진 식을 통해 ϕ^{n+1} 을 구한다.
- ⑤ 위의 ③과 같은 방법으로 Active Contour ϕ^{n+1} 의 c_1^{n+1} 과 c_2^{n+1} 를 구한다
- ⑥ c_1^{n+1} 과 c_2^{n+1} 를 이용하여 Active Contour ϕ^{n+1} 에 대한 에너지 함수 값 f^{n+1} 을 구한다.
- ⑦ 구해진 에너지 함수 값을 이용하여 $\log(\frac{f^n}{f^{n+1}})$ 의 값을 계산한다.
- ⑧ 에너지 함수 값이 일정 임계 치에 도달할 때까지 위의 ③~⑧ 단계를 반복한다.

4. 실험결과 및 분석

CCD 카메라를 이용하여 다이아지는 0.001ppm을 갈따구가 들어있는 수조에 처리하기 전과 후, 이틀간 낮 10시간, 밤 14시간 0.25초 간격으로 갈따구의 움직임 궤적을 얻는다.

다음 그림 패턴A와 패턴B는 다이아지는 처리 전과 처리 후의 갈따구의 움직임 궤적과 위상벡터, 그리고 그 위상벡터의 경계선을 찾는 Active Contour를 보여주고 있다.

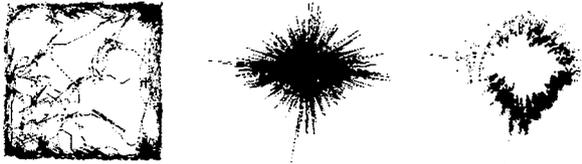


그림 2 controlled상태의 움직임 궤적, 위상벡터, Active Contour

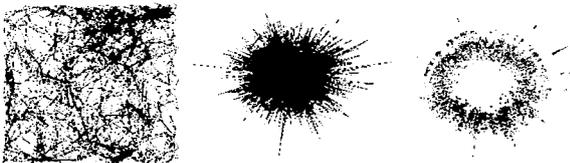


그림 3 treated 상태의 움직임 궤적, 위상벡터, Active Contour
아래의 그래프는 제안방법의 알고리즘에 따라 최소화 되는 과정의 에너지 값을 그래프로 나타낸 것이다.
에너지 값들의 차이를 알아보기 위해 semi-log 그래프에 의한 기울기를 다음의 수식을 이용하여 구하였다.

$$slope = \frac{\log Y_2 - \log Y_1}{X_2 - X_1} = \frac{\log(\frac{Y_2}{Y_1})}{X_2 - X_1}$$

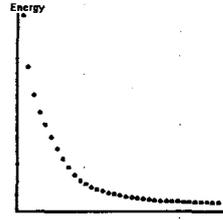


그림 4 에너지 최소화 과정(controlled)

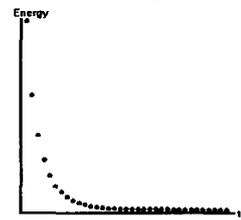


그림 5 에너지 최소화 과정(treated)

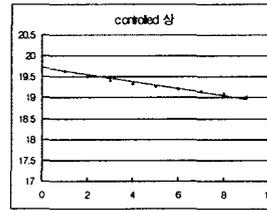


그림 6 에너지 최소화 그래프의 semi-log 기울기(controlled)

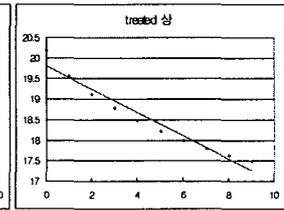


그림 7 에너지 최소화 그래프의 semi-log 기울기(treated)

표 1 에너지 값 기울기

controlled 상태	treated 상태
-0.08488	-0.28405
-0.18825	-0.25637
-0.17630	-0.26444
-0.17459	-0.32257

위의 표에서와 같이 두 상태의 운동을 나타내는 위상 벡터 그림의 놓인 Active Contour가 위상벡터의 경계를 찾는 과정에서 갈따구 상태의 패턴을 분리할 수 있음을 볼 수 있다.

5. 결론

Active Contour는 영상 내 객체를 추출하는데 사용되는 영상분할 방법의 하나이다. 이 모델의 에너지 최소화 특성을 이용하여 Active Contour 모델이 영상 내 객체 추출 뿐 아니라 주어진 영상 데이터의 특징 추출에 적용될 수 있음을 보였다.

[참고문헌]

- [1] M. Kass, A. Witkin, and D. Terzopoulos, "Snakes: Active contour models," Int. J. Comput. Wis., vol. 1, pp.321-331, 1988.
- [2] T. F. Chan, L. A. Vese, "Active Contours without Edges", IEEE Trans. Image Processing, vol. 10, no. 2, pp.266-277, February 2001.
- [3] S. Osher and J. Sethian, "Fronts Propagation with curvature dependent speed: Algorithm based on Hamilton-Jacobi Formulation," J.Comput. Phys., vol 79, pp.12-49, 1988.