韓國精密工學會 '97年度 秋季學術大會論文集 pp.295~298

Active Contour Model을 응용한 추적 알고리즘에 관한 연구
Research on the Tracking Algorithm applied by Active Contour Models

장재혁(부산대 대학원), 한성현(경남대 교수), 이만형(부산대 교수)
Jae-Hyuk Jang(Graduate School, Pusan Univ), Sung-Hyun Han(Professor, Kyungnam Univ),
Man-Hyung Lee(Professor, Pusan Univ)

ABSTRACT

We performed a research to improve the performance of active bar model which is used in tracking algorithm. Active bar model is a simplified model of snake model. If we use the active bar model , the numerical procedure for real time tracking problem can be carried out faster than snake model. However the demerit of active bar algorithms is that we can't use the previous image data because each time it has to reconstruct the active bar. In this paper we proposed advanced algorithm for active bar model. The proposed model can improve tracking abilities by preserving the active bar during the process and changing the energy functional.

Key words : active bar model(능동보 모델), snake algorithm(스네이크 알고리즘), visual tracking(영상추적)

1. 서론

Active contour model[1]은 1988년 Kass등이 제안한 알고리즘으로 edge나 선분추출과 같은 저급 영상처리(low level task)를 단순히 부분적인 방법으로 해결하지 않고, 다양한 자료들 즉, 영상의 주변과의 관계, 초기값, 주관적인 요인들과 지식에 기반하는 여러 가지 제한조건(constraints)들을 이용하여 하나의 에너지 조건 식을 만들어 이를 최소화하도록 contour를 이동시켜 나가는 방법이다. Active contour를 이용하여 영상처리를 하는 방법은 지금까지 많이 이용되어 왔으며, active contour도 조건에 맞게 여러 가지 제한조건들을 추가하거나 형태를 변형하여 적용하는 사례도 있다.[3,4] 특히, Gunn, Nixon[7] 등은 double active contour를 제안하여 기존의 active contour의 성능을 향상시키고자 하였다.

본 연구에서는 영상에서 edge, 선분 등을 추출하고 변형하는(deformable) 물체를 추적하는 분야에서 많이 이용되고 있는 active contour model을 이동하는 물체의 추적문제에 응용하여 보고자 한다. 지금까지의 Active contour는 현미경으로 세포를 관찰하는 등의 정적인 영상에 대해 경계를 추출하는 문제에 많이 이용되어 왔으나 이동하는(translation) 물체를 추적하기에는 계산량이 많고 알고리즘이 적절하지 못하다고 생각된다. 따라서, 이에 적용하기 위해서는 active contour의 형태나 제한조건 등을 변화시킬 필요가 있다. 이러한 연구는 이진우[6] 등이 능동보 모델(active bar model)을 이용하여 추적문제를 1차원 문제로 단순화시켜 이동하는 물체의 중심과 모멘트량 등을 계산하였고, 고국원[8] 등이 이중 능동보 모델(double active bar model)을 이용하여 부분극소에 빠지는 문제를 해결하고자 하였다. 그러나, 기존의 active bar model에서는 active bar가 프레임간에 연속적이지 못하고 새로운 영상을 받을 때마다 새로운 active bar를 구성해야 한다. 이러한 문제로 인해 영상처리에서 중요한 이전영상에서 얻은 정보들을 상당부분 이용하지 못하는 한계가 있었다.

본 연구에서는 active bar를 소멸시키지 않게 하여 프레임간의 정보 교환을 원활히 하고 물체의 경계를 지속적으로 인식하도록 하는데 중점을 두었고,

Active bar의 영상에너지가 임계치 이상일 경우 active bar를 소멸시키고, 주변의 영상에너지가 임계치 이하일 경우 새로운 active bar를 생성함으로써 수직방향으로의 움직임을 추적할 수 있도록 하였다. 그리고, 개개의 active bar에 경계 근접도를 주어 주위의 active bar가 경계를 찾을 때 내부에너지의 파라메터를 적절한 값으로 변화시키는 방법을 적용해 보았다.

2. Active Contour Model (Snake)

Active contour model은 1988년 Kass등이 제안한 알고리즘으로서, 특정 영역이나 영상해석 등을 독창적인 방법을 이용하여 접근한 방법으로, 그 거동의 특성에 의해 Snake로 불려 지며 선분이나 경계추출, 3차원 형상의 인식에까지 상당히 널리 이용되고 있다. Snake model은 일반적인 알고리즘이 영상의 밝기 차를 미분한 값을 이용하므로 해서 잡음에 민감한 것과는 달리 알고리즘의 구조상 영상잡음에 보다 강인한 면을 가지고 있으며, 이것은 snake model이 영상의 밝기 차를 이용하는 것 외에 사람의 주관적인 판단을 수식화 시켜 나타낼 수 있는 다양한 제한조건들과 snake를 구성하는 각 점들 사이의 관계를 이용하여 일부의 잡음이나 잘못된 판단이 전체적인 관계에서 해석되면서 여과될 수 있는데 기인한다.

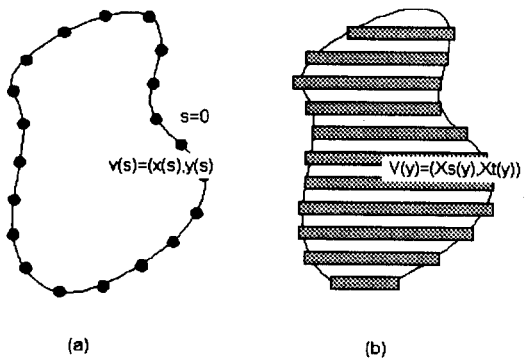


Fig. 1. Snake와 Active bar의 구조

형태상으로 snake는 독립적인 거동이 가능한 점(point)들로 이루어진다. Fig. 1(a)는 snake의 구조를 나타낸 것이다. 여기서, $s \in [0,1]$로 정규화된 좌표로서 영역의 호의 길이를 나타내며 $x(s)$와 $y(s)$는 s의 함수로서 snake의 각 점들의 좌표를 나타낸다.

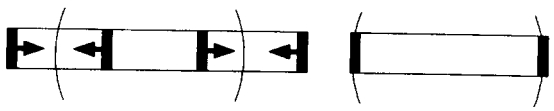


Fig. 2. Active Bar의 움직임

3. 능동보 모델(Dual Active Bar Model)

능동보는 snake모델을 이용하여 이동하는 물체의 추적에 적합하도록 2차원 문제를 1차원으로 단순화시킨 형태이며 정확한 경계추출을 하기보다는 빠른 시간에 물체의 개략적인 형태를 파악하는데 목적이 있다. 따라서, 최적화 문제가 간단해 지며 계산량이 적어지게 된다. 본 연구에서는 이중 능동보를 이용하여 검색영역을 설정하여 에너지 함수가 최소화되는 곳을 경계선으로 인식하도록 하였다. Fig. 2는 이중 능동보 모델의 개념도로서 물체의 양쪽 경계에 걸쳐 능동보를 설정하고, 능동보를 수축시키면서 에너지 함수가 최소가 되도록 한다.

능동보의 에너지함수는 snake모델에서의 에너지식과 유사하여 내부에너지, 영상에너지, 구속에너지로 구성되며 전체에너지는 다음과 같이 표현된다.

$$E_{bar} = \int_y [\, E_{int}(v(y)) + E_{image}(v(y)) + E_{con}(v(y)) \,] dy \quad (1)$$

여기서, $v(y) = (x_s(y), x_t(y))$는 능동보의 위치를 나타내며 x_s와 x_t는 각각 능동보의 시작과 끝의 좌표를 나타낸다. 식 (3.1)을 시간과 y방향으로 이산화시키면 다음 식으로 나타낼 수 있다.

$$E_{bar}(V^t) = \sum_i^N \{ E_{int}(v^t(y_i)) + E_{image}(v^t(y_i)) + E_{con}(v^t(y_i)) \} \quad (2)$$

3.1 내부에너지

내부에너지는 능동보의 샘플링 구간 사이에서 형태가 연속적으로 변한다는 가정을 수식으로 표현한 것이다.

$$\begin{aligned} E_{int}(v_i) &= E_{cont}(v(y)) + E_{curv}(v(y)) \\ &= \alpha_i \cdot \left| \frac{dv}{dy}(y) \right|^2 + \beta_i \cdot \left| \frac{d^2 v}{dy^2}(y) \right|^2 \\ &\approx \alpha_i \cdot |v_{i+1} - v_i| + \beta_i \cdot |v_{i+1} - 2v_i + v_{i-1}| \end{aligned} \quad (3)$$

여기서, E_{cont}는 y에 의한 일차 미분 항이며 실제적으로는 능동보의 시작점과 끝점이 수직방향으로 변화가 적도록 한다. E_{curv}는 y에 의한 능동보의 이차 미분 항이며 실제적으로는 능동보가 선형적인 변화를 하도록 요구한다. α와 β는 가중치 계수이며 능동보의 형태에 영향을 주게 된다. 본 연구에서는 α

와 β를 경계 근접도 r_i의 함수가 되도록 한다. 즉,

$$\alpha = \alpha(y, r_i) \ , \quad \beta = \beta(y, r_i) \qquad (4)$$

경계 근접도는 능동보가 물체의 경계에 존재한다고 생각되는 정도를 표현한 값이며, 능동보의 에너지 함수 값과 면적 등에 의해 영향을 받는다.

3.2 영상 에너지

영상에너지는 능동보가 영상에서 밝기 변화가 큰 곳을 선호하도록 하며 능동보를 움직이는 실제적인 힘이 된다.

$$\begin{aligned} E_{image}(\mathrm{v}_i) &= E_{edge} + E_{line} \\ &= -w_{image}|\nabla I(\mathrm{v}_i, y_i)|^2 + w_{line} I(\mathrm{v}_i, y_i) \end{aligned} \qquad (5)$$

여기서, I는 영상의 밝기 값을 나타내며 E_{edge}를 최소화함에 따라 능동보는 edge를 선호하게 되며, E_{line}은 능동보가 밝거나 어두운 곳을 선호하도록 조절할 수 있도록 한다. w_{edge}와 w_{line}은 가중치 계수이다.

3.3 구속 에너지

구속에너지는 사용자의 지식을 기반으로 능동보의 거동을 제어하기 위해 사용된다. 능동보에서는 면적 구속에너지를 적용하여 능동보를 일정한 면적으로 유지하려는 성질을 갖도록 한다.

$$E_{area}(v) = \left| \frac{dA}{dt} \right|^2 \qquad (6)$$

3.4 경계 근접도

경계 근접도는 능동보가 찾은 경계가 갖는 신뢰도를 값으로 나타낸 것이다. 경계 근접도가 높은 능동보는 내부에너지에 큰 영향을 미치므로 다른 능동보에 대해 상대적으로 큰 관성을 지니게 된다. 경계 근접도는 능동보의 에너지 함수를 반전시킨 값과 면적에 비례한다.

$$r_i \propto (-E_i) \cdot A_i$$

3.5 최적화 알고리즘

최적화 알고리즘으로는 steepest descent를 이용하는 방법과 검색영역을 차례로 scanning하는 방법을 이용하여 보았다. Scanning하는 방법은 검색영역이 작을수록 속도가 빨라지며 정확성에서 유리하다. 실험에서는 해상도가 높지 않을 경우에는 steepest descent에 비해 속도에서 차이가 적었다.

4. 추적 알고리즘

능동보 자체적으로는 수평 방향의 1차원적인 운동만이 가능하다. 따라서, 화면상에서 2차원 운동을 하는 물체를 추적하기 위해서는 수직방향의 운동을 고려해 주어야 한다. 이를 해결하기 위해 능동보의 에너지 함수를 이용한다. 즉, 능동보의 수직 방향을 탐색하여 에너지 함수가 임계치 이상이면 능동보를 생성하여 새로운 경계를 인식하게 하며, 에너지 함수가 역치 이하이면 능동보를 소멸시키도록 한다. Fig. 3에 이러한 개념을 나타내었다.

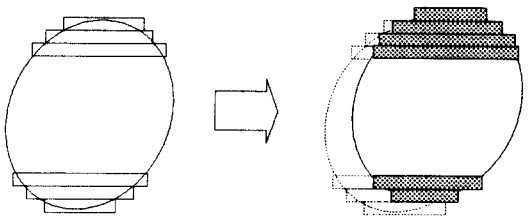


Fig. 3. 제안된 추적 알고리즘

전체 알고리즘은 다음과 같다.

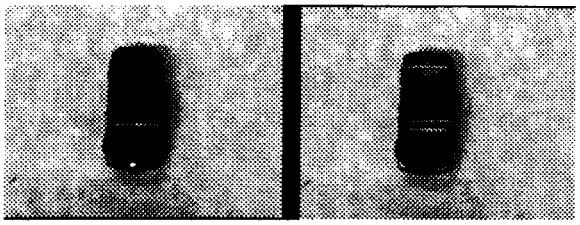
1. 초기영역을 설정하고 active bar를 생성시킨다.
2. 새로운 영상을 입력받는다.
3. Active bar를 에너지 함수가 최소화 되도록 만든다.
4. Active bar의 에너지 함수의 값이 역치 이하일 경우 active bar를 소멸시킨다.
5. 구성된 Active bar의 수직방향을 검색하여 에너지 함수의 값을 구하고 영역의 밖에서 임계치 이상의 에너지 함수 값을 가질 경우 active bar를 생성시키고 5.를 반복한다.
6. 물체의 중심을 구하고 파라메터를 결정한다.
7. 2~7을 반복한다.

5. 실험결과 및 고찰

Fig. 4와 Fig. 5는 제안된 능동보 알고리즘으로 이동하는 물체를 추적하여 중심을 표시한 그림이며, 물체의 추적이 비교적 잘 됨을 알 수 있다. 실험장치로는 삼성 MVB 03과 586PC를 이용하였다. Fig.

4는 제안된 알고리즘에 의한 능동보의 생성을 나타내고 있다. Fig. 4(a)는 초기 영역설정을 한 후이며, Fig. 4(b)는 물체의 전체에 걸쳐 능동보가 생성된 것을 보여준다. 이것은 제안된 알고리즘의 부수적인 효과로 물체의 일부만 선택하여도 전체의 경계선을 찾아 낼 수 있다.

실험에서 내부에너지의 형태와 파라메터 선정에 의해 추적성능이 많이 달라지는데 이것은 active contour model의 특성으로서 적절한 값을 취하도록 하는 방법이 필요할 것으로 생각된다. 또, Fig. 5에서는 물체의 길이가 길어서 능동보의 특성상 내부에너지의 파라메터와 능동보의 수를 적절히 고려하여야 했다.



(a) (b)

Fig. 4. 경계추출

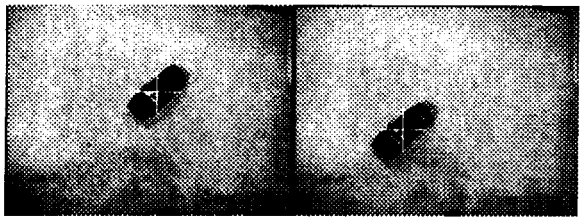


Fig. 5. 이동물체의 중심 추적

6. 결론

본 연구에서는 active contour model에 충실하며 능동보의 성능을 향상시키는 방법을 제안하였다. 제안된 알고리즘은 경계추출이 잘 이루어지며, 이동하는 물체를 비교적 잘 추적함을 볼 수 있으나, 영상정보의 상황에 따라 에너지 함수의 파라메터를 적절히 주는 문제는 상당히 어려운 문제였으며, 능동보의 성능을 향상시키기 위해 에너지 함수에 전체 능동보의 특성을 고려하도록 하는 방법이 필요할 것으로 생각된다. 능동보 알고리즘은 수평방향의 경계선을 추출하기 어려운 면이 있으나 복잡하지 않은 형상에 대한 추적에 적용하면 유용한 결과를 얻을 수 있을 것으로 생각된다.

참고문헌

1. M. Kass, A. Witkin, and D. Terzopoulos, "Snake: Active Contour Models," International Journal of Computer Vision, pp. 321-331, 1988.
2. A. Witkin, and D. Terzopoulos, and A. Kass, "Signal Matching Through Scale Space," International Journal of Computer Vision, pp. 133-144, 1987.
3. Laurent D. Cohen, "NOTE On Active Contour Models and Balloons," CVGIP: Image understanding, vol 53, n 2, March, pp. 211-218, 1991.
4. Donna J. Williams, and Mubarak Shah, "A Fast Algorithm for Active Contours and Curvature Estimation," CVGIP: image Understanding, vol 55, n 1, January, pp. 14-26, 1992.
5. Frédéric Leymarie and Martin D. Levine, "Tracking Deformable Objects in the Plane Using an Active Contour Models," IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol 15, n 6, June, 1993.
6. 이진우, 이재웅, 박광일, 오준호, "능동보를 이용한 영상추적 알고리즘," 대한기계학회 , 19호, pp. 1220-1229, 1995.
7. S. R. Gunn, and M. S. Nixon, "A Dual Active Contour for Improved Snake Performance," 1995/6 Research Journal, Image, Speech and Intelligent Systems.
8. 고국원, 김재선, 조형석, "이중 능동보 모델을 이용한 영상추적 알고리즘," in Proc. of the 11th KACC, October, pp. 89-92, 1996.