

Snakes를 이용한 흉부 연속영상의 외부윤곽검출

황 용 호, 최 우 영
명지대학교 전자공학과

Locating Chest Boundary in Sequential Images by Snakes

Y. H. Hwang, W. Y. Choi
Dept. of Electronic Eng., Myongji Univ.

ABSTRACT

Snakes is an active contour model for representing image contours. To detect chest boundary on thoracic MRI sequences, we proposed a method based on modified greedy algorithm. Because thoracic MRI sequences have a spatial correlation, we added energy term related with spatial correlation to Snakes energy formulation. A measure of shape similarity called the BMD was used to evaluate the accuracy of the algorithm. The average BMD value for the modified algorithm's result is higher than greedy algorithm's.

1. 서 론

자기공명영상, 컴퓨터 단층촬영영상 또는 초음파 영상에서 생체기관의 특정한 윤곽을 수동으로 검출하는 방법은 시간과 인력의 낭비, 단순하고 지루한 작업, 그리고 검출자의 주관적인 판단으로 인한 각기 다른결과등이 문제가 되어 이를 해결하기 위한 자동검출 방법들이 제안되었다. Chu 등[1]은 검출하고자 하는 기관내의 한 점으로부터 방사상으로 경계점을 찾아내어 각 점을 보간하는 방법을 제안하였으나, 전체적으로 최적의 윤곽을 검출하지 못하며 광대한 후처리과정이 필요하다는 단점이 있다. 전체적으로 최적의 윤곽을 찾기위해 Fleagle 등[2]은 그래프 탐색방법을 제안하였다. 이 방법은 검출하고자 하는 윤곽을 직선으로 근사화시켜 탐색하므로 관상동맥과 같은 긴 형태의 기관에는 잘 적용되지만 흉부영상과 같은 둥근 형태의 윤곽을 검출하기 위해서는 극좌표계를 직각좌표계로 변환시켜야 된다는 단점을 가지고 있다. 또한 방사상으로 경계점을 찾아 보간하는 방법과 그래프 탐색방법은 공간적으로 연속적인 영상에 적용할 경우 각 인접한 영상간의 상관성을 이용하지 못하므로 처리속도에서의 효율을 높이기 힘들다. 이를 극복하기 위해, 전체적으로 최적의 윤곽검출이 가능하고 후처리과정이 필요없으며 기하학적인 변환을 하지않는 Snakes[3]가 적합하다. Snakes는 사용자가 정

의한 초기윤곽의 내부와 외부에너지를 정의하여 그 총에너지를 최소화하는 과정을 통해 최적의 윤곽을 검출하는 방법이다. 하지만 이 방법은 초기윤곽의 각 제어점이 edge 크기가 강한 곳으로 몰리는 현상과 최적의 윤곽을 검출하기 위한 알고리즘의 반복수행시간이 길다는 단점이 있다. 이를 개선하기 위해 Williams 등[4]은 각 제어점사이의 거리를 일정하게 유지시키기 위한 식을 첨가하고, 에너지 계산식을 간소화한 Greedy 알고리즘을 제안하였다.

본 논문에서는 공간적으로 연속적인 흉부 자기공명영상의 정밀한 외부윤곽추출을 위해 Greedy 알고리즘에 근거하여 내부에너지식을 모서리점이 잘 검출되도록 새롭게 설계한 방법을 제안하였다.

2. 기존의 Greedy 알고리즘

Snakes 알고리즘 중에서 Williams 등이 제안한 Greedy 알고리즘은 각 제어점간의 거리를 제어점들 사이의 평균거리에 가깝도록 제한함으로써 제어점들이 한 부분으로 몰리는 현상을 해결하였으며, 알고리즘의 반복수행과정중에 각 제어점을 그 점을 중심으로 한 3X3 마스크상의 한 점으로 바로 이동시킴으로써 수행속도를 증가시켰다.

Greedy 알고리즘에서는 식(1)과 같은 N개의 제어점들 각각에 대해 현 제어점을 중심으로 3X3 마스크안의 9 화소점들에 대해 식(2)와 같이 정의된 에너지 계산식을 계산하여 그 중 그 값을 최소화하는 지점으로 제어점을 옮긴다.

$$v_i = (x_i, y_i) \quad , \quad i=1 \text{ to } N \quad (1)$$

$$E_{total} = \sum_{i=1}^N E_{cont}(v_i) + E_{curv}(v_i) + E_{image}(v_i) \quad (2)$$

그림 1의 제어점 v_i 를 중심으로 3X3 마스크안의 9 화소점에 대해 각각 계산된 에너지중 최소값을 갖는 경우의 이웃화소로 제어점을 옮긴 모습을 도시하였다. 이러한 계산과정을 N개의 모든 제어점들에 대해 $i=1$ 에서 N까지 순차적으로 반복수행한다. 이 때, 움직인 제어점의 수가 미리 정의된 임

계값보다 크면 위 과정을 다시 반복하며, 움직인 제어점의 수가 임계값보다 작아질 때 알고리즘을 종료시키고, 각 제어점의 최적윤곽위치를 구하게 된다.

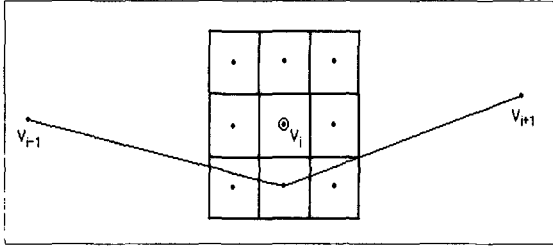


그림 1. 에너지를 계산하기 위한 i번째 제어점과 8 이웃화소

식(2)의 각 에너지항은 다음과 같이 정의된다.

$$E_{cont}(v_i) = \alpha (\bar{d} - |v_i - v_{i-1}|) \quad (3)$$

$$E_{curv}(v_i) = \beta |v_{i-1} - 2v_i + v_{i+1}|^2 \quad (4)$$

$$E_{image}(v_i) = \gamma (\min - mag) \quad (5)$$

여기서 \bar{d} 는 제어점 사이의 평균거리이며, \min 은 i번째 제어점과 그 8 이웃화소의 edge 크기중 최소 값을, mag 는 i번째 제어점의 edge 크기를 나타낸다. α, β, γ 는 가중치로서 윤곽을 추출할 때 더 비중을 두고 싶은 항에 해당하는 가중치를 상대적으로 크게 설정한다. E_{cont} 는 Snakes의 연속성에 영향을 미치는 에너지로서 각 제어점간의 거리를 등간격으로 조정하는 역할을 하며, $\bar{d} - |v_i - v_{i-1}|$ 값은 0과 1사이의 값으로 정규화한다. E_{curv} 는 Snakes의 곡률을 나타내며, $|v_{i-1} - 2v_i + v_{i+1}|^2$ 값은 0과 1사이의 값으로 정규화한다. 곡률이 큰 부분에서는 E_{curv} 값이 커지므로 이 값을 작아지게 하는 이웃점으로 제어점을 이동시키기 때문에 올바른 위치의 모서리점을 검출하지 못한다. 따라서, 다음 반복수행시 그 제어점에서는 β 값을 0으로 설정하여 E_{curv} 가 에너지 계산식에 영향을 미치지 못하도록 한다. E_{image} 는 제어점 위치에서의 edge 크기가 클수록 음의 값을 갖도록하여 제어점을 edge 위치로 이동하게 하는 에너지항이며, $\min - mag$ 값은 0과 -1사이의 값으로 정규화한다.

3. 흉부 외부윤곽을 검출하기 위해 제안한 알고리즘

본 연구에서는 공간적으로 연속적인 흉부영상들 중 첫 번째 영상에서만 먼저 수작업을 통하여 윤곽점들을 검출한 후, 이 점들을 다음 인접한 영상에서 초기치로 사용하여 윤곽점들을 검출하고 다시 이 점들을 그 다음 인접한 영상의 초기치로 반복적으로 적용하는 Snakes 알고리즘을 제안한다.

그림 2와 같은 흉부자기공명 영상에서 수작업을

통해 윤곽점들을 검출할 때, 그림 3에서 나타난 바와 같이 모서리 부분의 윤곽점들의 간격은 조밀하고 그 외 부분에서는 윤곽점들의 간격이 성기게 추출된다. 따라서 간격이 일정치 않게 검출된 윤곽점들을 초기값으로 사용하여 Greedy 알고리즘에 적용하면 E_{cont} 로 인해 각 제어점들이 등간격으로 이동하려는 성질을 갖게 되므로 윤곽의 모서리점을 정확히 검출하지 못한다.

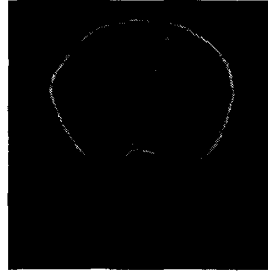


그림 2. 흉부 자기공명영상

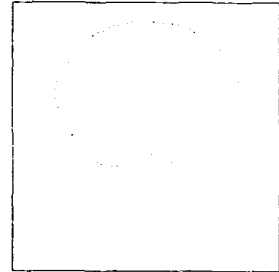


그림 3. 윤곽을 수동검출한 결과

공간적으로 연속적인 영상들중 인접한 영상간에는 윤곽의 변화가 작으므로 즉, 높은 상관성을 갖기 때문에 이러한 특성을 Snakes 알고리즘에 적용하기 위하여 새로운 에너지항 E_{corr} 을 추가한다. 순차적인 영상중에서 이웃한 이전 영상에서 구한 i번째 제어점을 $v_i(t-1)$ 라고 하고, 현재 영상에서 고려하고 있는 제어점을 $v_i(t)$ 라고 할 때, 다음과 같이 $E_{corr}(v_i(t))$ 를 정의한다.

$$E_{corr}(v_i(t)) = \delta (|v_i(t) - v_i(t-1)|) \quad (6)$$

이것은 공간적으로 이웃한 영상간의 상관성을 이용하는 에너지로서 현재 영상에서 고려하고 있는 제어점을 이웃한 이전 영상에서 검출한 윤곽점의 위치에 가까워지도록 하는 역할을 한다. 식(6)에서 δ 는 가중치를 나타내며, $|v_i(t) - v_i(t-1)|$ 값은 현재 제어점 $v_i(t)$ 를 중심으로 3X3 마스크안의 9 화소점들에 대해 각각 계산을 하여 그 중 가장 큰 값으로 나누어서 0과 1사이의 값으로 정규화한다. Snakes의 에너지 계산식을 위에서 정의한 $E_{corr}(v_i(t))$ 를 포함시켜 다음과 같이 바꾸었다.

$$E_{total} = \sum_{i=1}^N E_{cont}(v_i) + E_{curv}(v_i) + E_{image}(v_i) + E_{corr}(v_i(t)) \quad (7)$$

제안한 방법은 식(7)에서 나타난 에너지 계산식을 최소화하는 과정을 통하여 최적의 윤곽을 검출하게 되며 이 때 $E_{corr}(v_i(t))$ 의 가중치 δ 를 E_{cont} 의 가중치 α 보다 상대적으로 크게 설정하여 제어점들이 등간격으로 이동하려는 성격을 견제하고 이웃한 이전 영상에서 검출한 윤곽점과의 상관관계를 크게 하여 모서리 부분을 잘 검출할 수 있다.

4. 실험 및 결과

본 논문에서는 실험을 위해 256 x 256 크기의 총 77개의 슬라이스로 이루어진 흉부 자기공명영상을 사용하였다. 첫 번째 영상은 72개의 점으로 윤곽을 수동검출하였고, 두 번째 영상부터 77번째 영상까지는 제안한 알고리즘과 Greedy 알고리즘을 각각 적용하여 외부윤곽을 자동검출하였다. 실험을 통하여 최적의 윤곽을 검출할 때의 가중치를 구했는데, 제안한 알고리즘을 적용하였을 경우에는 가중치 $\alpha, \beta, \gamma, \delta$ 가 각각 0.5, 0.8, 2.3, 1.0일 때, Greedy 알고리즘을 적용하였을 경우에는 가중치 α, β, γ 가 각각 0.8, 0.8, 1.6 일 때 최적의 윤곽을 찾았다.

자동검출한 윤곽점들을 보간하여 연속적인 윤곽선을 만들었고, 각각 그에 해당하는 슬라이스에서 수동검출한 윤곽과 BMD(Boundary Metric Descriptor)[5]값을 계산하였다. BMD는 두 윤곽간의 유사도를 수치로 표현하기 위하여 개발된 방법이다. 비교기준이 되는 윤곽의 각 점에 신뢰구간을 두어 비교대상이 되는 윤곽이 신뢰구간에 포함되면 정합으로, 포함되지 않으면 부정합으로 분류하며, 이 때 신뢰구간의 크기는 해당하는 점의 edge 크기에 반비례하도록 설정한다. BMD값은 다음과 같이 정의된다.

$$BMD = \frac{\text{정합 수}}{\text{부정합 수}} \quad (8)$$

BMD값이 높다는 것은 비교대상의 윤곽이 기준이 되는 윤곽과 유사함을 나타낸다.

비교기준을 해당 슬라이스의 수동검출한 윤곽으로 하고 비교대상을 각 알고리즘에 의한 자동검출 윤곽으로 해서 BMD값을 계산하여 그림 4에 도시하였다. 이 때, 제안한 알고리즘의 경우 BMD값의

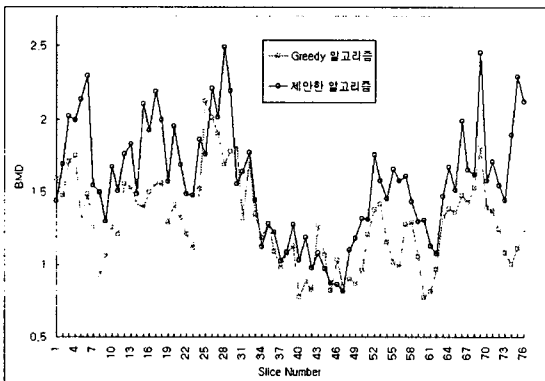
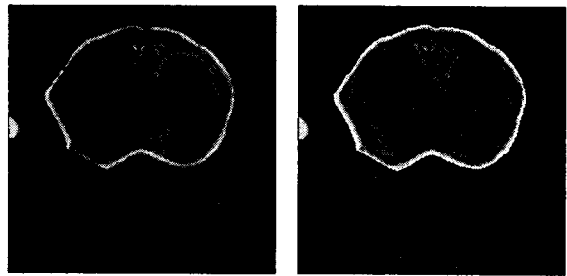


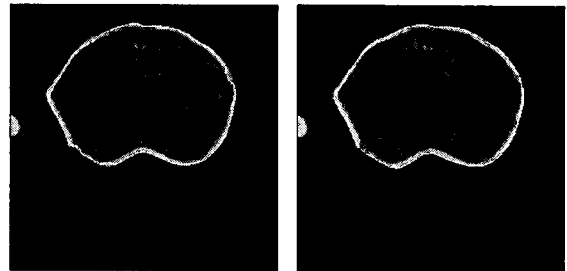
그림 4. 흉부 연속 자기공명영상에 대한 자동검출윤곽의 BMD

평균은 1.57였고, Greedy 알고리즘의 경우 1.29로 제안한 알고리즘의 결과가 Greedy 알고리즘에 의한 결과에 비해 평균이 0.28 향상되었다. Greedy 알고리즘을 적용하면 모서리점을 정확히 검출하지 못한 채로 에너지 최소화과정이 종료되므로 연속영상들의 각 슬라이스에 대한 검출 윤곽들

의 BMD값이 제안한 알고리즘을 적용하여 검출한 윤곽들의 BMD값보다 전반적으로 낮은 것을 알 수 있다. 제안한 알고리즘은 인접한 영상간의 상관성을 이용하여 모서리점을 잘 찾기 때문에, 상대적으로 모서리 부분의 곡률이 큰 연속영상의 후반부에서 Greedy 알고리즘에 의한 결과보다 높은 BMD값을 갖게 됨을 보였다. 그림 5에서는 흉부 연속영상들 중에서 28번째 영상의 수동검출결과와 각 알고리즘을 적용하여 자동검출한 후에 윤곽점들을 보간한 결과를 나타내었다. 그림 5(c)는 흉부영상의 좌측 모서리부분들이 제대로 검출되지 않았으며 우측 부분의 검출윤곽 일부분이 내부로 들어와 왜곡됨을 볼 수 있다. 이에 비해 그림 5(d)에서는 좌측의 모서리부분들이 잘 검출되었으며, 우측부분의 검출윤곽도 올바르게 검출됨을 볼 수 있다.



(a) 원 영상 (b) 수동검출 결과



(c) Greedy 알고리즘 적용 결과 (d) 제안한 알고리즘 적용 결과

그림 5. 28번째 영상의 자동검출 결과

5. 결 론

본 논문에서는 공간적으로 연속적인 흉부 자기공명영상의 외부윤곽을 순차적으로 자동검출하기 위해 Snakes를 사용하였다. 기존의 Greedy 알고리즘은 각 제어점간의 거리를 등간격으로 이동시켜서 모서리점을 정확히 검출하지 못하기 때문에 인접한 이전 영상과의 상관성을 이용하는 에너지항을 정의하여 Snakes의 에너지 계산식에 첨가한 방법을 제안하였다. 총 77개의 흉부 연속영상에 제안한 알고리즘과 Greedy 알고리즘을 적용하여 외부윤곽을 검출한 결과, 제안한 알고리즘을 적용하였을 때 수동검출한 외부윤곽과 더욱 유사했으며 그로 인해 더 높은 평균 BMD값을 얻을 수 있었다.

참고문헌

- [1] Chu, C.H., Delp, E.J., Buda, A.J, "Detecting left ventricle epicardial and endocardial boundaries by digital two-dimensional echocardiography," IEEE Trans. on Med. Imaging, vol. MI-7, pp. 81-90, June 1988
- [2] Fleagle, S.R., Johnson, M.R., Wilbricht, C.J., Skorton, D.J., Wilson, R.F., White, C.W., Marcus, M.L., and Collins, S.M., "Automated analysis of coronary arterial morphology in cineangiograms: Geometric and Physiologic validation in humans," IEEE Trans. Med. Imaging, vol. MI-8, pp 387-400, 1989
- [3] M.Kass, A.Witkin, and D.Terzopoulos, "Snakes: Active contour models," Proceedings of First International Conference on Computer Vision, pp 259-269, 1987
- [4] Williams, D.J., and Shah, M., "A fast algorithm for active contours and curvature estimation," CVGIP: Image Understanding, vol. 55, No. 1, pp 14-26, Jan. 1992
- [5] Dove, E.L., Philip, K.P, McPherson, D.D., and Chandran, K.B., "Quantitative shape analysis of left ventricular reconstruction,"