

3차원 자기공명영상의 외부윤곽검출

최우영·황응호

명지대학교 전자공학과
(1998년 10월 27일 접수, 1999년 2월 19일 채택)

Boundary Detection of 3D MR Images

W.Y. Choi and Y.H. Hwang

Dept. of Electronic Eng., Myongji University
(Received October 27, 1998, Accepted February 19, 1999)

요약: 본 논문에서는 자기공명영상의 외부윤곽을 검출하기 위한 Snakes에 근거한 알고리즘을 제안하였다. 첫 번째 자기공명영상에서 물체의 외부윤곽을 수동으로 검출하고, 이를 다음 자기공명영상의 외부윤곽을 검출하기 위한 초기 제어점으로 사용하였다. 나머지 자기공명영상의 외부윤곽을 자동으로 검출하기 위하여 이웃한 영상간의 상관성을 이용한 에너지항을 Greedy Snakes 알고리즘에 추가하였다. 제안한 알고리즘의 정확도를 평가하기 위해 BMD 측정방법을 사용하였으며, 제안된 알고리즘의 결과가 Greedy 알고리즘의 결과에 비해 높은 BMD 값을 얻음으로써 수동검출한 외부윤곽과 더욱 유사한 결과를 구할 수 있었다.

Abstract: In this paper, an algorithm based on Snakes is proposed to detect the boundary of 3D MR images. From the first-slice MR image, the boundary of an object is detected manually. The detected boundary points are used as initial control points for detecting the boundary of the next MR image. To detect the boundary from the rest of MR images automatically, an energy term using spatial correlation between adjacent images is added to the Greedy Snakes energy formulation. A measure of shape similarity called BMD was used to evaluate the accuracy of the proposed algorithm. The average BMD value for the proposed algorithm's result is higher than Greedy algorithm's, showing the utility of the proposed method.

Key words: BMD, Boundary, MR image, Snakes, Spatial correlation

서론

자기공명영상 또는 초음파영상에서 생체기관의 특정한 윤곽을 수동으로 검출하는 방법은 시간과 인력의 낭비, 단순하고 지루한 작업, 그리고 검출자의 주관적인 판단으로 인한 각기 다른 결과등이 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 최적인 윤곽을 검출하지 못하며 많은 후처리과정이 필요하다는 단점이 있다. 전체적으로 최적의 윤곽

을 찾기 위해 Fleagle 등[2]은 그래프 탐색방법을 제안하였다. 이 방법은 검출하고자 하는 윤곽을 직선으로 근사화하여 탐색하므로 관상동맥과 같은 긴 형태의 기관에는 잘 적용되지만 흉부 영상과 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 이웃한 영상간의 상관성을 이용하지 못하므로 처리속도에서의 효율을 높이기 힘들다. 이를 극복하기 위해, 전체적으로 최적의 윤곽검출이 가능하고 후처리과정이 필요없으며 기하학적인 변환을 하지 않는 Snakes[3]가 적합하다. 기존의 Snakes 알고리즘은 일반적으로 물체의 윤곽검출에서 우수한 성능을 발휘하고 있지만 많은 연산을 하여야 하는 단점이 있다. Greedy 알고리즘은 이러한 Snakes 알고리즘의 연산을 보다 효율적으로 할 수 있는 방법을 제안하

통신저자: 최우영, (449-728) 경기도 용인시 남동 산 38-2
명지대학교 전자공학과,
Tel. (0335)330-6376, Fax. (0335)321-0271
E-mail: choiwy@wh.myongji.ac.kr

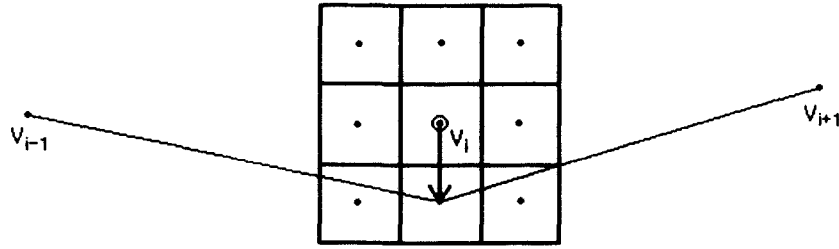


그림 1. 3×3 마스크내에서 i 번째 제어점 이동
Fig. 1. the movement of i th control point within a 3×3 mask

였다[4]. 그러나 자기공명영상의 윤곽검출에 Snakes알고리즘을 적용하였을 때 곡률이 완만한 윤곽은 자동적으로 잘 검출해내지만 곡률이 큰 부분의 윤곽은 올바르게 찾아내지 못하는 문제점이 발생한다. 본 논문에서는 이러한 문제점을 해결하기 위해 일련의 자기공명영상간의 상관관계를 이용하여 첫 영상에서 수동으로 검출된 결과를 제어점으로 사용하여 나머지 영상에서의 윤곽검출은 자동적으로 검출할 수 있는 방법을 제안하였다.

기존의 Greedy 알고리즘

Snakes를 구현하기 위한 알고리즘 중 하나인 Williams 등[4]이 제안한 Greedy 알고리즘은 검출하고자 하는 윤곽선상에 놓인 각 제어점들간의 거리를 그들의 평균거리가 되도록 구속조건을 둠으로써 제어점들이 한 부분으로 몰리는 현상을 해결하였으며, 알고리즘의 반복수행과정에서 각 제어점을 3×3 마스크의 중심으로 하여 그 마스크상의 어느 한 점으로 바로 이동시킴으로써 수행속도를 증가시켰다.

Greedy 알고리즘에서는 식(1)과 같은 N 개의 제어점 v_i 각각에 대해 현 제어점을 중심으로 3×3 마스크안의 아홉 화소점들에 대해 식(2)와 같이 정의된 전체 에너지 E_{total} 을 계산하여 그 값을 최소화하는 지점으로 제어점을 옮긴다.

$$v_i = (x_i, y_i), i=1, 2, \dots, N \quad (1)$$

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

식 (2)의 각 에너지항은 다음과 같이 정의된다.

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

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

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

여기서 \bar{d} 는 전체 제어점들간의 평균거리이며, v_{i-1} , v_i 와 v_{i+1} 은 각각 $i-1$, i , $i+1$ 번째 제어점을 의미한다. \min 과 mag 는 i 번째 제어점 v_i 를 3×3 마스크의 중심으로 하였을 때 그 마스크에 속한 아홉 화소의 edge 크기 중 최소값과 최대값을 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 작게 하는 이웃점으로 제어점을 이동시키기 때문에 올바른 위치의 모서리점을 검출하지 못한다. 따라서, 다음 반복수행시 모서리에 해당하는 제어점에서는 β 값을 0으로 설정하여 E_{curv} 가 에너지 계산식에 영향을 미치지 못하도록 한다. E_{image} 는 제어점 위치에서의 edge 크기가 클수록 음의 값으로 정하여 제어점을 edge 위치로 이동하게 하는 에너지항이며, $(\min - \text{mag})$ 값을 0과 -1사이의 값으로 정규화한다.

그림 1은 i 번째 제어점 v_i 를 중심으로 3×3 마스크안의 9 화소점에 대해 각각 계산된 에너지 중 최소값을 갖는 경우의 이웃점으로 제어점을 이동시킨 경우이다. 이러한 계산과정을 N 개의 모든 제어점들에 대해 순차적으로 수행하고 움직인 제어점들의 수가 미리 정해진 임계값보다 크면 위 과정을 다시 반복한다. 만일 움직인 제어점들의 수가 임계값보다 작으면 알고리즘을 종료하고, 그 때의 제어점들의 위치를 최적의 윤곽점 위치로 결정한다.

일련의 자기공명영상 외부윤곽검출을 위해 제안한 알고리즘

본 연구에서는 공간적으로 연속촬영된 일련의 자기공명영상들의 외부윤곽을 자동적으로 검출하기 위해 제안한 알고리즘을 설명한다. 본 알고리즘에서는 먼저 첫 번째 영상에서 수작업을 통하여 윤곽점들을 검출한 후, 이 점들을 다음 영상에서 초기치로 사용하여 윤곽점들을 검출하고 다시 이 점들을 그 다음 영상의 초기치로 반복적으로 적용하는 Snakes를 제안한다.

그림 2와 같은 흉부자기공명 영상에 대해 수작업을 통해 그림 3과 같이 윤곽점들을 검출하였을 때 곡률이 큰 모서리 부분의 윤곽점들의 간격은 조밀하고 곡률이 완만한 그 외 부분에서는 윤곽점들의 간격이 성기게 추출된다. 따라서 간격이 일정치 않게 검출된 윤곽점들을 초기값으로 사용하여 Greedy 알고리즘에 적용하면 연속성을 나타내는 에너지항 E_{cont} 로 인해 각 제어점들



그림 2. 흉부 자기공명영상
Fig. 2. Thoracic MR Image

이 등간격으로 이동하려는 성질을 갖게 되므로 윤곽의 모서리점을 정확히 검출하지 못한다.

공간상에서 연속적으로 취득된 이웃한 두 영상간에는 윤곽의 변화가 작아 높은 상관성을 갖기 때문에 이러한 특성을 Snakes에 적용하기 위하여 새로운 에너지항 E_{corr} 을 추가한다. 공간적으로 이웃한 두 영상 중, 이전 영상에서 구한 i 번째 제어점을 $v_i(t-1)$ 라고 하고, 그에 해당하는 현재 영상에서의 제어점을 $v_i(t)$ 라고 할 때, 다음과 같이 $E_{corr}(v_i(t))$ 를 정의한다.

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

$E_{corr}(v_i(t))$ 는 공간적으로 이웃한 영상간의 상관성을 고려한 에너지항으로 현재 영상에서 고려하고 있는 제어점을 이웃한 이전 영상에서 검출한 윤곽점의 위치에 가까와지도록 즉, 상관성을 높여주는 역할을 한다. 식(6)에서 δ 는 가중치를 나타내며, $| v_i(t) - v_i(t-1) |$ 값은 현 제어점 $v_i(t)$ 를 중심으로 3×3 마스크안의 9 화소점들에 대해 각각 계산을 하여 그 중 가장 큰 값으로 나누어서 0과 1사이의 값으로 정규화한다. $E_{corr}(v_i(t))$ 를 포함시켜 새로 정의한 Snakes의 에너지 계산식은 다음과 같다.

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

제안한 방법은 식(7)에서 나타낸 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 있게 하였다.

실험 및 결과

본 논문에서는 실험을 위해 256×256 크기의 총 77개의 슬라이스로 이루어진 흉부 자기공명영상을 사용하였다. 첫 번째 영상에서 72개의 윤곽점을 수동검출하고, 이를 두번째 영상에서 초기 제어점 위치로 사용하였다. 두 번째부터 77번째까지의 영

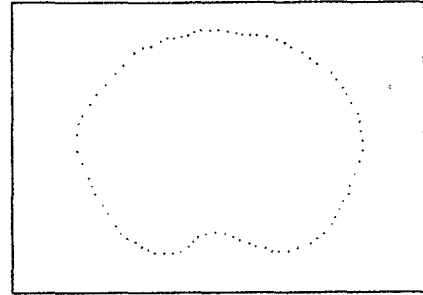


그림 3. 수동검출한 윤곽
Fig. 3. Manually detected boundary

상들에 Greedy 알고리즘과 제안한 알고리즘을 각각 적용하여 외부윤곽을 자동검출하였다. 실험을 통하여 최적의 윤곽을 검출할 때의 에너지 가중치를 구했는데, Greedy 알고리즘을 적용하였을 경우에는 가중치 α, β, γ 가 각각 0.8, 0.8, 1.6 일 때, 제안한 알고리즘을 적용하였을 경우에는 가중치 $\alpha, \beta, \gamma, \delta$ 가 각각 0.5, 0.8, 2.3, 1.0일 때 최적의 윤곽을 찾았다.

두 방법에 의해 자동적으로 검출된 윤곽선이 수동으로 검출된 윤곽선에 얼마나 근사한지 성능을 측정하기 위해 Boundary Metric Descriptor(BMD)[5]측정치를 사용하였다. BMD는 두 윤곽간의 유사도를 수치로 표현하기 위하여 개발된 방법으로 비교기준이 되는 윤곽선의 각 점에 신뢰구간을 두어 비교대상이 되는 윤곽이 신뢰구간에 포함되면 정합으로, 포함되지 않으면 부정합으로 분류한다. 이 때 신뢰구간의 크기는 해당하는 점의 edge 크기에 반비례하도록 설정하며 BMD값은 다음과 같이 정의된다.

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

BMD값이 높다는 것은 비교대상의 윤곽선이 기준이 되는 윤곽선과 유사함을 나타낸다. 비교기준을 해당 슬라이스에서 수동 검출한 윤곽선으로 정하고 비교대상을 각 알고리즘에 의해 자동 검출된 윤곽선으로 정하여 BMD값을 계산하였다. 두 알고리즘을 적용하였을 때, 각 슬라이스에 대해 구한 BMD값을 그림 4에 도시하였다. 각 슬라이스에 대해 구한 BMD값을 평균하였을 때, 제안한 알고리즘의 경우에는 1.57였고, Greedy 알고리즘의 경우에는 1.29로 제안한 알고리즘을 적용하였을 때의 결과가 Greedy 알고리즘을 적용하였을 때의 결과에 비해 평균이 0.28 향상되었다. Greedy 알고리즘을 적용하면 모서리점을 정확히 검출하지 못한 채로 에너지 최소화과정이 종료되므로 연속영상들의 각 슬라이스에 대한 검출 윤곽들의 BMD값이 제안한 알고리즘을 적용하여 검출한 윤곽들의 BMD값보다 전반적으로 낮은 것을 알 수 있다. 제안한 알고리즘은 이웃한 영상간의 상관성을 높이는 에너지항을 이용하여 모서리점을 잘 찾기 때문에, 상대적으로 모서리 곡률이 큰 부분에서 Greedy 알고리즘에 의한 결과보다 높은 BMD값을 갖게 되는 결과를 구할 수 있었다.

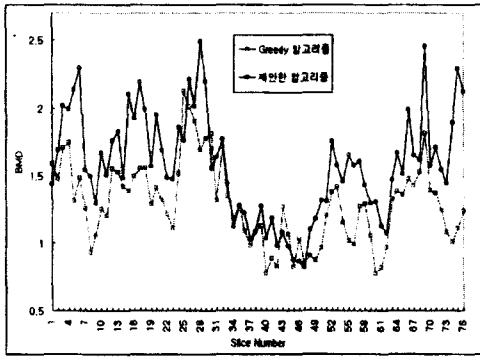


그림 4. 흉부 연속 자기공명영상에 대한 자동검출윤곽의 BMD. 제안한 방법을 적용하였을 때 더 높은 BMD값을 구할 수 있다.
 Fig. 4. BMD of automatically detected boundary for thoracic MR Images. The higher BMD is obtained by applying the proposed method.

28번째 흉부 자기공명영상 슬라이스에 대해 수동으로 검출한 결과 및 각 알고리즘을 적용하여 자동으로 검출한 결과를 그림 5에 도시하였다. 그림 5(a)는 28번째 슬라이스의 원영상이며, 그림 5(b)는 원영상에 대해 수동으로 검출한 윤곽을 보인 것이다. 그림 5(c)는 원영상에 Greedy 알고리즘을 적용하였을 때의 결과인데 흉부영상의 좌측 모서리부분들이 제대로 검출되지 않았으며 우측 부분의 검출윤곽도 일부가 내부로 들어와 왜곡됨을 볼 수 있다. 이에 비해 제안한 알고리즘을 적용하였을 때의 결과인 그림 5(d)에서는 좌측의 모서리부분이나 우측부분의 윤곽도 올바르게 검출됨을 볼 수 있다.

제안된 알고리즘에 의해 검출된 윤곽선을 이용하여 3차원 재구성된 결과를 보이기 위해 검출한 각 슬라이스 영상의 윤곽점들을 스킨닝 알고리즘에 의해 삼각형 보간하여 와이어프레임을 구성한 결과를 그림 6에 도시하였다. 또한 구성된 와이어프레임

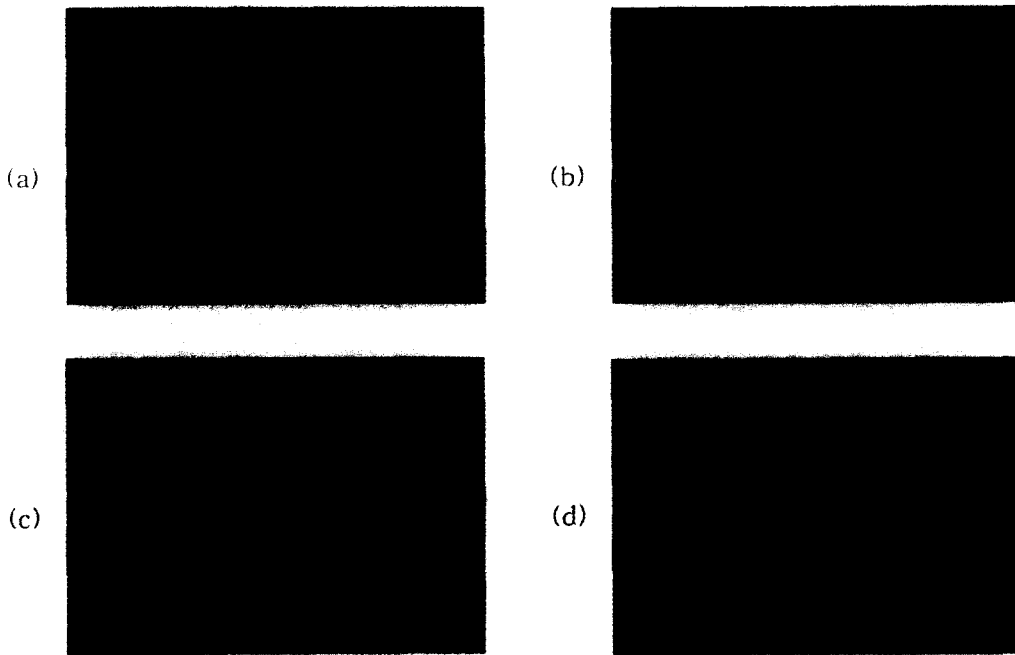


그림 5. 실험에서 사용한 (a) 28번째 자기공명영상 슬라이스와 (b) 수동으로, (c) Greedy 알고리즘, (d) 제안한 알고리즘을 각각 적용하였을 때 검출된 윤곽
 Fig. 5. (a) 28th MR image slice and the boundary detected by (b) manually, (c) Greedy algorithm, and (d) proposed algorithm



그림 6. 스킨닝 알고리즘에 의해 재구성된 와이어프레임
 Fig. 6. wireframe reconstructed by skinning algorithm



그림 7. 렌더링에 의해 3차원 재구성된 영상
 Fig. 7. 3D reconstructed image by rendering

을 렌더링에 의해 3차원 재구성된 결과를 그림 7에 도시하였으며 전이, 회전이 가능하도록 하여 여러 측면에서의 관찰이 가능하게 하였다.

결 론

본 논문에서는 일련의 자기공명영상들의 외부윤곽을 순차적으로 자동검출하기 위한 Snakes를 제안하였다. 기존의 Greedy 알고리즘에서 각 제어점들간의 거리를 등간격으로 이동시키는 구속조건에 의해 곡률이 큰 모서리점을 정확히 검출하지 못하는 문제를 해결하기 위해 이웃한 영상들 간의 상관성을 이용한 에너지항을 갖는 개선된 Snakes 알고리즘을 제안하였다. 총 77개의 흉부 자기공명영상에 제안한 알고리즘과 Greedy 알고리즘을 적용하여 외부윤곽을 검출한 결과, Greedy 알고리즘에 비해 제안한 알고리즘을 적용하였을 때 BMD값이 평균 0.28 높았으며 모서리점에서도 왜곡없이 올바르게 검출되는 결과를 얻을 수 있었다. 또한 제안한 알고리즘을 적용하여 자동검출한 각 슬라이스의 윤곽점들을 렌더링에 의해 3차원 영상을 재구성하였으며 관심부위의 회전, 전이 등으로 여러 측면에서의 관찰이 가능하게 하였다.

참 고 문 헌

1. C. H. Chu, E. J. Delp and A. J. Buda, "Detecting left ventricle epicardial and endocardial boundaries by digital two-dimensional echocardiography", IEEE Trans. on Medical Imaging, Vol. 7, No. 3, pp. 81-90, 1988
2. S. R. Fleagle, et al., "Automated analysis of coronary arterial morphology in cineangiograms: geometric and physiologic validation in humans", IEEE Trans. on Medical Imaging, Vol. 8, No. 4, pp. 387-400, 1989
3. M. Kass, A. Witkin and D. Terzopoulos, "Snakes: Active contour models", Proceedings of First International Conference on Computer Vision, Vol. 1, pp. 259-269, 1987
4. D. J. Williams and M. Shah, "A fast algorithm for active contours and curvature estimation", CVGIP: Image Understanding, Vol. 55, No. 1, pp. 14-26, 1992
5. E. L. Dove, et al., "Quantitative shape analysis of left ventricular reconstruction", Proceedings Annual International Conference of the IEEE EMBS, Vol. 11, p. 489, 1989