

# CT영상에서의 Cubic SRG를 이용한 혈관의 구조적 분할 방법

## Structural Vessel Segmentation Based on Cubic SRG in CT Image

김 예빈\*, 김동성\*  
(Yie Bin Kim and Dongsung Kim)

\* 숭실대학교 정보통신전자공학부 (전화:(02)820-0713, 팩스:(02)821-7653, E-mail : yiebin@iul.ssu.ac.kr, dongsung@ssu.ac.kr)

**Abstract :** 의료영상에서의 혈관의 분할은 심혈관계질환의 진단 및 시술을 위한 3차원 가시화 및 가상내시경을 하기위한 필수 선행 단계로 이에 대한 연구가 많이 이루어지고 있다. 조영제를 투여한 환자의 CT데이터에서 혈관 분할의 가장 큰 문제점은 혈관의 밝기값이 뼈의 밝기값과 비슷하기 때문에 기존의 3차원 SRG방법으로 분할하는 경우 새나감의 문제를 가지고 있었다. 본 논문에서는 Cubic SRG라는 방법을 통해 기존의 3차원 SRG가 가지는 깔끔한 분할결과와 적응적인 특성등의 여러 장점을 그대로 취하며 Cubic이라는 구조적 특징을 이용하여 혈관을 빠르고 간인하게 분할하는 방법을 제안한다. Cubic SRG는 SRG가 픽셀단위의 성장을 통해 동질 영역을 분할하는 방법을 사용함에 반해 Cubic이라는 부피 단위를 지정하여 이를 SRG의 픽셀과 같이 퍼트리는 방식으로 기존의 3차원 SRG에 비해 2~5배 정도의 빠른 수행속도를 보이며 3차원 SRG의 장점인 적응적인 특성을 그대로 가질 수 있도록 구현되었다. 또한 복셀들을 Cubic이라는 단위로 묶음으로서 혈관의 구조적인 분석을 수행하여 혈관을 트리형태의 구조로 그룹화가 가능하기 때문에 혈관을 가지별로 분할하기에 용이한 특징을 가지고도록 하였으며, 이를 통해 새나감이 시작된 가지를 찾아서 잘라내는 방법을 통하여 SRG의 가장 큰 문제인 새나감 방법을 효과적으로 해결하는 방법을 제시한다. 최종적으로 위의 방법을 기본으로 하여 적응형 임계값 기반의 분할 방법을 혼합하여 사용자가 지정한 두 지점사이의 혈관을 간인하게 분할할 수 있도록 구현하였고, 제안한 방법으로 여러 환자의 CT데이터에 실험하여 좋은 결과를 얻을 수 있었다.

**Keywords :** SRG(Seeded Region Growing), CT Image, Vessel segmentation, Structural segmentation

### I. 서론

최근 심혈관계 질환의 증가로 이의 진단 및 시술을 위해 혈관 조영 CT촬영이 보편화 되고 있다. 또한 보다 빠르고 간편하게 CT영상의 불수 있도록 3차원 가시화나 가상 내시경[1]등의 이용이 늘어나는 추세이다. 본 논문에서는 혈관의 3차원 가시화를 위하여 반드시 거쳐야 하는 선행단계인 혈관의 분할 작업에 관하여 다룬다. 혈관 조영 CT영상내에서 혈관 분할의 가장 큰 문제점은 혈관내의 혈액의 밝기값이 뼈의 밝기값과 비슷하고 혈관과 뼈가 인접해 있거나 혈관이 뼈속으로 들어가는 등 매우 복잡한 구조를 가지고 있기 때문에 임계값 기반 방식만으로는 혈관과 뼈를 구별 할 수 없다는 것이다. 기존의 분할 방법으로는 슬라이스 기반 분할 방식인 2.5D SRG[2,3]나 Active Contour[4]등이 많이 이용되었으나 많은 수작업이 필요하고 분할결과도 매끄럽지 못한 단점을 가지고 있다. 또한 CT 데이터를 쌓아서 만든 Volume 기반의 3차원 분할 방식으로는 3D SRG[5] 방법이나, Active Surface[6], Level Set[7] 같은 방법들이 사용되었다. 그러나 이를 방법은 뼈영역으로의 새나감이 발생하거나, 계산비용이 지나

치게 많거나 하는 문제점을 가지고 있다. 본 논문에서는 Cubic SRG라는 개선된 형태의 SRG와 이를 이용한 구조적 분할방법을 제안한다. Cubic SRG는 기존의 3차원 SRG보다 빠른 속도로 분할 작업을 할 수 있으며 Cubic이 가지는 구조적 특징을 통해 혈관의 형태를 파악하고 원하는 혈관만을 빠르고 간인하게 분할 할 수 있다.

### II. Cubic SRG

#### 1. SRG (Seeded Region Growing)

SRG는 기본적인 영역기반 분할 방법으로 씨앗점을 중심으로하여 동질성을 가진 픽셀들을 포함하면서 영역을 확장 시켜 나가는 방법이다. 수행 속도가 다른 방법들에 비하여 빠른 편이고 사용법이 간단해서 많이 사용되는 방법이나 새나감이 발생할 수 있다는 단점을 가지고 있으며, 3차원 분할로 확장될 경우 속도도 많이 저하된다. 그림 1은 기본적인 2차원 SRG 방법을 이용하여 CT영상에서 뇌를 분할하는 과정을 나타낸 것으로 (a)그림의 +표시 부분이 사용자가 입력한 씨앗점을이며 (b)는 (a)에서 입력받은 씨앗점을 중심으로 동질 영역을 분할해낸 모습이다.

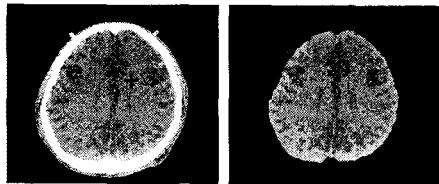


그림 1. SRG 분할

여러 장의 CT레이저를 한꺼번에 편리하게 분할하기 위해서는 2.5차원 분할 방법과 방법과 3차원 분할 방법이 사용된다. 2.5D SRG는 그림 2와 같이 이전 장에서 분할된 결과에서 추출한 새로운 씨앗점을 다음 슬라이스로 전달하여 분할하는 방법으로, 한 슬라이스 내에서는 비교적 분할이 잘 되는 것처럼 보이지만 슬라이스간의 상관관계가 적어 3차원으로 가시화 했을 때 매끄럽지 못한 분할결과를 제공하기도 한다.

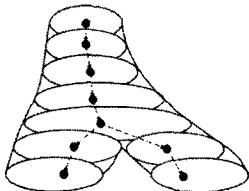


그림 2 . 2.5D SRG

이에 반해 3차원 SRG는 슬라이스간의 구별없이 전체 Volume을 대상으로 3차원으로 확장하므로 2.5D SRG와 같은 슬라이스간의 불연속성 문제가 없어서 보다 매끄러운 분할 결과를 제공한다. 또한 voxel이 퍼져나가는 과정에서 동질성을 판단하는 임계값을 적응적으로 바꿔 줄수 있기 때문에 보다 강인한 분할이 가능하다. 그러나 여전히 새나감의 문제를 가지고 있고, 2.5D SRG에 비해 수행 속도가 느리다는 단점을 가지고 있다.

## 2. Cubic SRG

Cubic SRG는 3차원 SRG가 픽셀단위의 확장을 통해 분할해 나가는 것에 반해 Cubic이라는 단위를 통하여 확장을 해나간다.

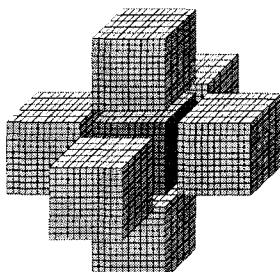


그림 3. Cubic SRG

Cubic은 그림 3에서 보는 것처럼 가로 세로 높이가 모두 같은 정육면체 형태의 voxel집합이며 Cubic 안에서는 동질성 확인을 위한 성장과정 대신 임계값 기반 분할과 Connected Component과정을 통해 분할이 이루어지므로 SRG의 확장을 위한 탐색에 걸리는 비용을 없앨 수 있다.

Cubic의 성장은 Cubic 안에서의 Threshold 결과를 이용해 Cubic의 외곽 면에서의 분할 결과 유무에 의해 결정된다. 그림 4의 Cubic에서는 오른쪽 면에서의 분할 결과가 검출 되지 않으므로 오른쪽 방향의 확장을 하지 않게된다.

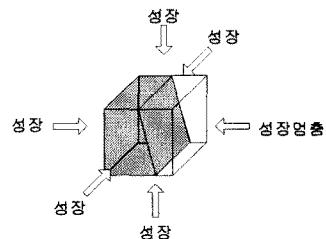


그림 4. Cubic의 성장

## 3. Cubic SRG의 알고리즘

Cubic SRG는 SRG에서처럼 Queue를 이용하여 분할 작업을 하므로 최초의 Seed Cubic를 중심으로 새로운 Cubic들을 만들면서 확장한다. 그림 5는 Cubic SRG의 분할 알고리즘 흐름도를 나타내고 있다.

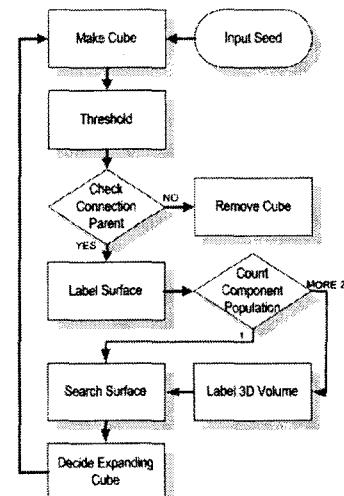


그림 5. Cubic SRG 흐름도

연결 화소군은 부모 Cubic과 자식 Cubic의 인접한 면에서 나타나지만, 부모 Cubic와 인접한 자식 Cubic의 면에서 화소군들이 있다고 해서 이들이 연결되었다고 볼수는 없으므로, 이들이 연결되었는지를 확인해

야 한다. 또한 Cubic 내부에 복수개의 연결화소군이 존재할 경우 부모 Cubic과 연결성을 가진 화소군만을 선별하기 위해 Connected Component 알고리즘을 수행하여야 한다. 3차원 Connected Component 알고리즘은 계산량이 매우 많아서 속도저하의 주 원인이 되므로 우선적으로 Cubic의 곁면에서만 연결성검사를 하여 수행속도를 높일 수 있다. 곁면에서의 연결화소군 개수가 하나인 경우 Cubic 내부의 연결 화소군이 하나라고 판단하고 Cubic내부의 Threshold결과를 그대로 가져다 사용하는데 이 경우 약간의 노이즈가 생길수 있지만 랜더링 결과에 영향을 미치는 정도는 아니다. 곁면에서의 연결화소군 개수가 둘 이상인 경우에는 Cubic 내부의 분할결과를 예측할 수 없으므로 Cubic내의 Voxel전체를 대상으로 Connected Component 알고리즘을 수행한다.

### III. 구조적 분할 방법

#### 1. 가지 분할

Cubic은 일정 크기의 voxel집합으로 정의되므로 이 단위를 이용하면 꼭셀단위에서는 하기 어려웠던 구조분석이 매우 용이해 진다. 또한 혈관은 그 형태가 트리구조로 표현이 가능하다. 다음 그림 6은 분할된 혈관에서 Cubic을 Group화 한것이다.

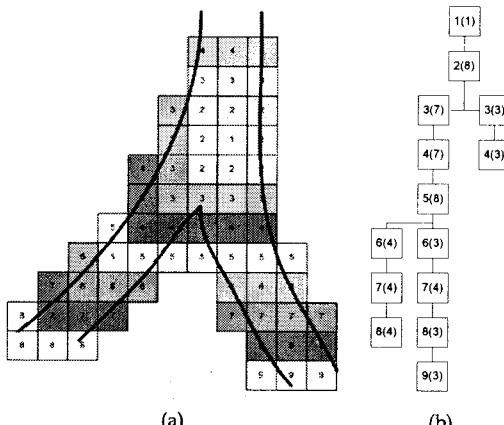


그림 6 혈관의 트리구조 표현

각각의 Cubic들은 부모 Cubic과 자식 Cubic을 가지며 씨앗 Cubic을 1세대로 하여 각각의 세대수를 가지게 된다. 이와 같은 성질을 이용하여 같은 세대수 이면서 이웃해 있는 Cubic들의 집합을 Group으로 정의한다. 그림6.(a)의 그림의 각 Cubic안에 써있는 숫자들은 세대수를 나타내며 같은 Group에 속한 Cubic들은 서로 같은 색으로 나타냈다. 그림 6.(b)는 (a)의 Group들을 트리구조로 표현한 것으로 씨앗점을 뿌리로 각 분기점이 가지형태로 뻗어나간 것을 볼 수 있다. 이 특징을 이용하면 사용자가 지정한 두 지점을 이용해

그 사이의 혈관만을 분할 하는 것이 가능하다. 지정한 한 지점을 씨앗점으로 두고 다른 지점에 분할 결과가 다다를 때까지 분할 한후 도착 지점의 Group을 기준으로 시작점까지의 트리를 역추적 하면 간단하게 가지를 분할 해 낼수 있으며, 새나감으로 인한 분할 오류 또한 트리구조의 가지형태로 나타나게 되므로 쉽게 제거가 가능하다.

#### 2. 양방향 분할

앞장에서 설명한 구조적 분할 방법을 통한 혈관 가지의 분할에는 다음과 같은 문제점들이 있다. 첫째, 사용자가 입력한 두지점의 시작점에서 끝점으로 분할 결과가 도달하지 못하는 경우에는 분할할 수 없다. 둘째, 분할결과가 대칭적이지 못하다. 그럼 6에서 보듯이 씨앗 Cubic주위에는 2세대의 Cubic들이 존재하고 있지만, 끝점을 만나면 분할을 종료하게 되기 때문에 끝점 주위에는 Cubic이 존재하지 않는다. 이러한 문제점을 해결하기 위해 그림 7과 같이 사용자가 입력한 두 씨앗점에서 양방향으로 성장 시켜야 할 필요가 있다. 양방향으로 성장시켜 나가면서 두 분할결과의 거리를 감시하여 두 분할결과가 만나게 되는 경우 분할을 종료하고 가지분할을 수행하여 두지점 사이의 혈관만을 분할할 수 있다.

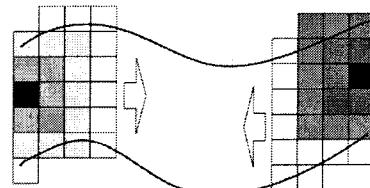


그림 7 양방향 분할

그러나 위와 같이 두 씨앗점에서 반대방향으로 성장을 한 경우에도 혈관이 잘 보이지 않거나 너무 얇은 경우에는 분할결과가 만나지 못하는 일이 발생한다. 이를 해결하기 위해 그림 8과 같이 두 분할결과가 최소거리를 이루는 두 지점을 찾아서 주위에 경계상자를 생성한 후 경계상자내에서 두 지점이 연결될때까지 반복적으로 임계값을 낮추어서 분할한다.

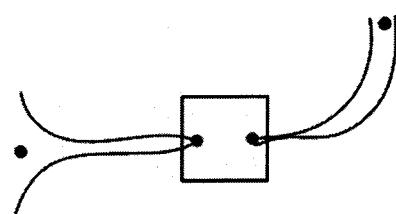


그림 8 경계 상자 설정

#### IV. 실험결과

실험은 Pentium4 1.7GHz 환경에서 하였으며, 실험에 사용된 데이터는 혈관 조영 CT 영상 170장으로 이루어져 있다.

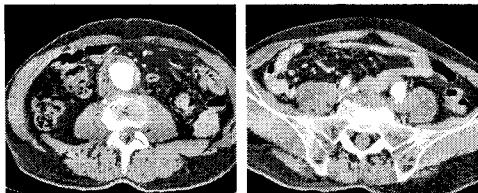


그림 9. 실험에 사용한 CT 영상

그림 9.(a)는 Cubic SRG를 통하여 혈관을 분할한 모습으로 3D SRG에 비해 분할결과의 정확도가 떨어지지 않았다. 수행 속도는 3D SRG가 3.2초 Cubic SRG가 0.7초로 약 4.5배 정도 수행 속도가 개선되었다.

그림 9.(b) 그림은 (a)의 Cubic SRG 분할결과 이후에 양방향 분할방법을 이용하여 잔가지를 추가적으로 분할한 결과로 Cubic SRG만으로 분할되지 않은 혈관의 잔가지들이 잘 분할 된 것을 볼수 있다.

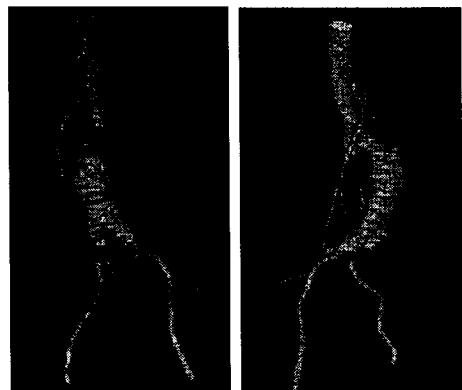


그림 9. 혈관 분할 결과

다음 그림 10.(a)는 양방향 분할 결과로 신장으로 분할결과가 새나간 것을 볼 수 있다. 이를 가지 분할 방법을 통하여 분할한 결과가 그림 10.(b)에 나타나 있다.

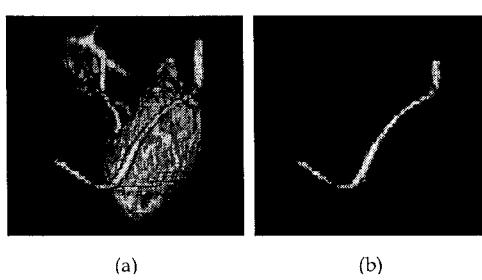


그림 10. 새나감의 제거

#### V. 결론

본 논문에서는 혈관의 분할을 위해 기존의 3D SRG 방법을 발전시킨 Cubic SRG 방법과 이를 응용한 구조적 분할 방법에 대해서 제안했다. 제안한 방법을 구현하고 실험해본 결과 질적 저하 없이 속도면에서 기존의 분할 방법에 비해 속도면에서 2~5배 정도의 성능향상을 가져올 수 있었다. 또한 구조적 분할 방법을 통해 혈관의 가지를 효율적으로 추출하고 새나감을 제거하였으며 원하는 가지만을 강인하게 분할할 수 있었다. 그러나 양방향 분할결과로 연결되지 못한 분할결과를 강제적으로 분할하기 위해 사용한 반복적인 임계값 적용방법은 계산 효율이 떨어지는 단점을 가지고 있다. 향후 이를 대체할 효율적인 알고리즘의 개발이 요구된다.

#### 참고문헌

- [1] S. Wan, E. L. Ritman, and W. E. Higgins, "Extraction and Analysis of Large Vascular Networks in 3D Micro-CT Images," SPIE Proceedings Vol. 3660, pp. 322-334, 1999.
- [2] K. Ku, and D. Kim, "Fully Automatic Segmentation Method for Virtual Bronchoscopy," Machine Vision Application, pp. 299-302, November 2000.
- [3] R. Adams, and L. Bischof, "Seed Region Growing," IEEE Transactions On Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 16, No. 6, pp. 641-647, June, 1994.
- [4] S. Kozerke, R. Botnar, S. Oyre, M. B. Scheidegger, E.M. Pedersen, and P. Boesinger, "Automatic vessel segmentation using active contours in cine phase contrast flow measurements", Journal of Mag. Res. Imaging, vol. 10, pp. 4151, July 1999.
- [5] R. K. Justice, E. Stokely, J. Strobel, R. Ideker, and W. Smith, "Medical Image Segmentation Using 3-D Seeded Region Growing", Proceedings of SPIE : Medical Imaging, Vol. 3034, pp. 900-10, 1997.
- [6] C. Xu, D.L. Pham, and J.L. Prince, "Medical Image Segmentation Using Deformable Models", chapter 3, pp. 129-174, SPIE Press, 2000.
- [7] Leventon, M.E.; Faugeras, O.; Grimson, W.E.L.; Wells, W.M."Level set based segmentation with intensity and curvature priors" Biomedical Imaging, 2002. pp.V\_2\_1-V\_2\_8, June 2002
- [8] C. Kirbas and F. Quek, "3d wave propagation and traceback in vascular extraction", in IEEE Eng. in Medicine and Bio. and Biomed. Eng. Soc., October 2002.