

CT 혈관조영영상에서 슬라이스 정보를 이용한 뇌 분할

이병훈^o, 이 호, 홍헬렌

서울대학교 전기컴퓨터공학부

{intellee, holee, hlhong}@cglab.snu.ac.kr

Brain Segmentation on CT Angiography with Slice Information

Byeonghun Lee^o, Ho Lee, Helen Hong

School of Electrical engineering and Computer Science, Seoul National University

요 약

본 논문에서는 뇌 CT 혈관조영영상에서 슬라이스 정보를 이용한 뇌 분할 방법을 제안한다. 뇌 분할 과정은 현재 슬라이스와 이전 슬라이스 간 분할 영역의 크기 정보를 가지고 영역 성장 단계와 전파 단계로 구분하여 수행된다. 영역 성장 단계에서는 이차원 영역성장법을 통해 뇌 분할을 수행하고 누출이 발생하는 슬라이스에 대하여 방사선 투과 기법을 통해 영역보정을 수행한다. 전파 단계에서는 이전 슬라이스에서 분할된 뇌 영역을 현재 슬라이스로 전파함으로써 장벽을 생성하고 장벽 내에서 이차원 영역성장법을 수행함으로써 누출을 최소화한다. 또한 뇌 영역과 유사한 밝기값을 형성하고 있는 미세 요소들을 제거하기 위해 이차원 연결화소군 레이블링 기법을 통해서 최종적으로 뇌 분할을 수행한다. 본 논문의 실험을 위하여 뇌 CT 혈관조영영상을 사용하여 정확한 뇌분할 결과를 얻었다.

1. 서 론

의료영상에서 영상분할은 진단, 치료계획, 처치 및 예측 등을 위해 선행되어야 하는 중요한 작업이다. 특히, 뇌 영상 자동분할은 치매, 알 조기진단을 위해 중요한 뿐 아니라 뇌기능 분석에도 필수적이다. 뇌 PET, SPECT 과 같은 기능영상은 뇌 영역이 주변 영역에 비해 밝은 값을 형성하고 있기 때문에 뇌 분할이 용이하다. 하지만 뇌 MR, CT, CT 혈관조영영상(이하 CTA)과 같은 해부학적 영상은 뇌 영역이 주변 영역과 유사한 밝기값을 가지면서 비교적 복잡한 형태를 지니고 있기 때문에 뇌 분할이 용이하지 못하다. 특히, CTA의 경우 두개골과 조영된 혈관이 유사한 밝기값을 가지고 있을 뿐 아니라 뇌 하단 부분은 뼈가 상당히 복잡한 형태를 보이기 때문에 자동 분할에 한계가 있다.

기존 CT 영상에서 뇌 자동분할 관련연구로는 비감독 퍼지 클러스터링(unsupervised fuzzy clustering) 알고리즘과 영상 레이블링 알고리즘을 이용하여 영상을 배경, 뇌, 두개골, 뇌출혈로 인한 혈액, 부종으로 구분하여 뇌출혈 여부를 판단하는 기법[1]과 유전 알고리즘으로 훈련된 하이브리드 신경망을 이용한 기법[2]이 있다. 그러나 아직 CTA 영상 특성에 의한 한계 때문에 CTA 영상에서 뇌 자동분할 연구는 많이 이루어지지 않고 있다.

본 논문에서는 슬라이스 정보를 이용한 뇌 분할 방법을 제안한다. 뇌 분할 과정은 현재 슬라이스와 이전 슬라이스 간 분할 영역의 크기 정보를 가지고 영역 성장 단계와 전파 단계로 구분하여 수행된다. 영역 성장 단계에서는 이차원 영역성장법을 수행한 후 누출(leakage)이 발견된 슬라이스에 한해 방사선 투과 기법을 이용하여 영역보정을 수행한다. 전파 단

계에서는 직전 슬라이스에서 분할된 영역을 이용해서 장벽(fence)을 생성하고 장벽 내에서 이차원 영역성장법을 수행하여 누출을 최소화한 후, 뇌 영역과 유사한 밝기값을 가진 미세 화소군을 제거한다. 본 논문의 실험에서는 뇌 수술 후에 획득한 다섯 개의 영상 데이터를 사용하여 두개골과 유사한 밝기값을 지닌 뇌 내부의 조영된 혈관 뿐 아니라 누출이 있는 두개골에서도 효율적인 뇌 분할이 가능함을 입증하였다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 CTA에서의 뇌 분할에 대해 영역 성장 단계와 전파 단계로 구분하여 자세히 설명하고, 3장에서는 실험 및 분석 결과를 제시하며, 4장에서 결론을 맺는다.

2. CTA에서의 뇌 분할

일반적으로 CTA에서 뇌 상단 부분은 원 또는 타원에 가까운 형태를 지니고 있지만 하단 부분은 형태가 복잡하고 여러 개의 영역으로 분리되어 있다. 이러한 차이로 인해 모든 슬라이스에 동일한 기법을 적용하지 않고 영역 성장 단계와 전파 단계로 구분하여 적용한다. 그림 1은 CTA 뇌 영상 분할을 위한 과정을 나타낸다. N 은 전체 슬라이스의 수이고 n 은 현재 슬라이스이며, R_n 은 슬라이스 n 의 분할된 영역이고 S_n 은 슬라이스 n 의 분할된 영역의 크기이다.

2.1 영역 성장 단계

영역 성장 단계에서는 이차원 영역성장법과 방사선 투과 기법을 이용한 영역보정을 통해 뇌를 분할한다. CTA에서 뇌는 비교적 균일한 밝기값을 가지고 있고 뼈의 밝기값과 차이가 크기 때문에 두개골로 둘러싸인 뇌를 분할하기 위해서 영

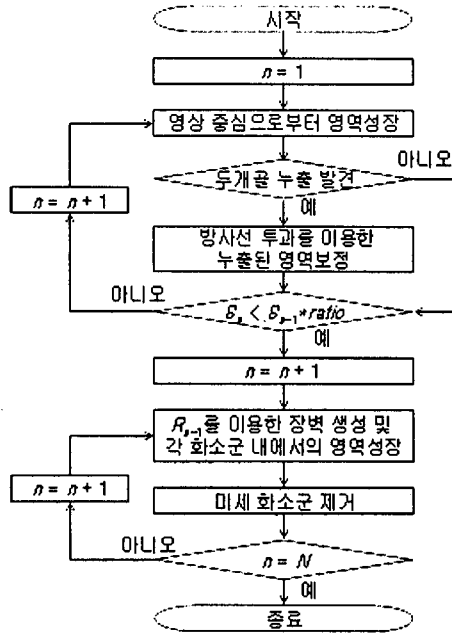


그림 1. CTA에서의 뇌 분할 과정

역성장법[3]을 사용한다. 슬라이스의 중심을 씨앗점(seed)으로 하여 이웃 픽셀의 밝기값이 일정한 범위($T_{low} \sim T_{high}$)인 영역을 포함하게 된다. 이 후 분할된 영역으로부터 두개골에 누출이 있는지를 판단하고 누출이 있다고 판단되면 영역보정을 통해서 영역을 재분할한다.

본 논문에서 제안하는 영역보정은 그림 2와 같은 방사선 투과 기법을 사용한다. CTA에서의 뇌의 뒷부분은 일반적으로 원이나 타원과 비슷한 형태를 보인다. 즉, 뇌의 중심으로부터 뇌의 경계까지의 거리는 인접한 경계 주변에서는 큰 차이가 없다. 이러한 성질을 이용하여 영역보정을 수행한다. 영역보정은 영상의 중앙으로부터 $0^\circ \sim 360^\circ$ 방향으로 방사선을 T_{high} 이상의 픽셀과 만날 때까지 투사한다. 모든 방향으로 투사한 후에, 인근 방향으로 투사한 방사선보다 상대적으로 크게 멀리 투사된 방향을 찾아낸다. 이렇게 상대적으로 멀리 투사된 방향은 두개골에 누출이 있다고 판단하고 누출이 있는 방향의 인근방향으로 투사된 방사선의 투사된 거리를 이용해 누출된 곳의 양단 사이를 보간한다.

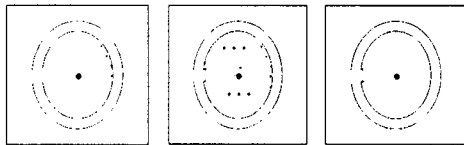


그림 2. 방사선 투과를 이용한 영역보정

영역보정이 끝나면 직전 슬라이스에서 분할된 영역의 크기인 S_{n-1} 과 현재 슬라이스에서 분할된 영역의 크기인 S_n 을 비교하여 전파 단계로 전환여부를 결정한다. 일반적으로 뇌의 상단 부분은 원이나 타원과 비슷한 형태로 하나의 영역으로

이루어져 있지만 하단 부분은 뇌 경계에서 누출이 있으면서 곡률이 크거나 여러 개의 영역으로 이루어진 경우가 있다. 이런 경우, 방사선 투과 기법을 이용하여 영역보정을 수행하기 어려우므로 다른 기법을 이용하여 분할해야 한다. 본 논문에서는 해당 지점을 결정하기 위해 추적기법을 사용한다. 본 논문에서 제안하는 추적기법은 S_n 이 S_{n-1} 의 일정 비율보다 작을 경우, 뇌의 영역이 계속 작아질 것으로 간주하고 전파 단계로 전환한다.

$$\text{다음단계} = \begin{cases} \text{영역성장단계} & \text{if } S_n < S_{n-1} * \text{ratio} \\ \text{전파단계} & \text{otherwise} \end{cases}$$

2.2 전파 단계

CTA에서 인접한 슬라이스에서의 뇌 영역은 유사한 위치와 형태를 보인다. 전파 단계에서는 이러한 성질을 이용한 전파[4] 원리를 이용하여 분할한다.

우선 장벽을 생성하는데 과정은 다음과 같다. 직전 슬라이스의 영역인 R_{n-1} 을 가져온다. R_{n-1} 을 형태학적 제거(morphological opening) 연산[5]을 통해 형태학적 마스크(structuring element) 크기 내의 영역들을 제거한다. 본 논문에서는 지름 5픽셀의 원형 형태학적 마스크를 사용하여 효율적으로 제거하였다. 이를 S 라 하자.

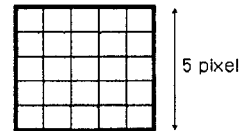


그림 3. 사용된 형태학적 마스크.

$$R = R_{n-1} \circ S$$

R 을 이차원 연결화소군 레이블링 기법(connected component labeling)[6]으로 각각의 화소군에 고유한 식별번호를 지정한다. 이렇게 하여 만들어진 영역은 현재 슬라이스에 전파되어 영역성장 시 누출을 최소화하기 위한 장벽이 된다.

$$A = \bigcup_{i=1}^N R_i, (R_i \cap R_j = \emptyset, i \neq j)$$

생성된 장벽 내에서 이차원 영역성장을 하여 T_{low} 와 T_{high} 의 사이 밝기값을 갖는 영역을 분할한다. 이는 이차원 연결화소군 레이블링 기법으로 생성된 복수의 모든 화소군, R_i 내에서 각각 수행된다. 모든 화소군에 대한 영역성장이 종료되면, 전파과정에서 뇌가 아닌 영역 중에서 뇌와 비슷한 밝기값을 갖는 부분이 남아있는 문제를 해결하기 위해 미세 화소군을 제거한다. 현재 슬라이스의 화소군 중에서 가장 큰 화소군의 크기의 일정비율 이하인 화소군을 제거한다.

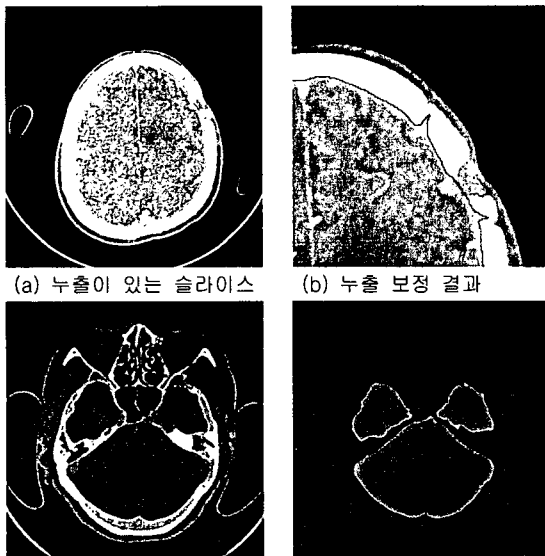
$$R_{new} = \bigcup_{i=1}^N (R_i > R_L * \text{ratio}) \quad (R_L \text{은 가장 큰 화소군의 크기})$$

3. 결과 및 실험

본 실험에서는 2.8GHz CPU와 1.0GB 메모리를 장착한 펜티엄IV PC에서 수행하였다. 실험 데이터는 임상용 뇌 CTA 영상 5-세트이다. 표 1은 실험에서 사용한 볼륨데이터의 정보를 나타낸다. CTA1과 CTA2는 두개골에 누출된 곳이 있다.

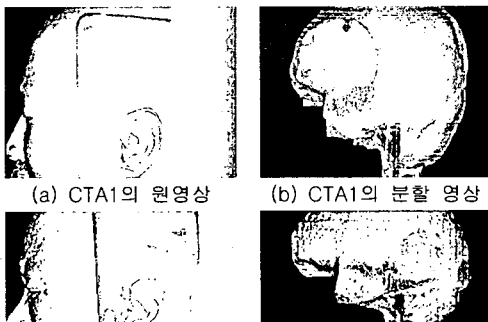
표 1. 실험 데이터

영상종류	볼륨 해상도	복셀크기(mm)	밝기값
CTA1	512×512×300	0.40×0.40×0.50	-1024~2976
CTA2	512×512×267	0.39×0.39×0.40	-1024~2976
CTA3	512×512×220	0.34×0.34×0.30	-1024~3071
CTA4	512×512×220	0.31×0.31×0.30	-1024~3071
CTA5	512×512×220	0.32×0.32×0.30	-1024~3071



(a) 누출이 있는 슬라이스 (b) 누출 보정 결과
(c) 복수의 화소군으로 이루어진 영역 (d) (c)의 분할 결과

그림 4. 누출이 있는 슬라이스의 분할 결과



(a) CTA1의 원영상 (b) CTA1의 분할 영상
(c) CTA2의 원영상 (d) CTA2의 분할 영상

그림 5. CTA1와 CTA2의 원영상과 분할 결과

그림 4는 누출이 있는 영역의 보정과 복수의 화소군으로 이

루어진 영역에서의 분할 결과이다. 그림 4의 (a)는 CTA1의 상단 부분으로 오른쪽 상단 부분 두개골에 누출이 있다. 그림 4의 (b)는 누출이 있는 부분의 확대영상이다. 그림에서 알 수 있듯이 누출이 효율적으로 보정되었다. 그림 4의 (c)는 CTA2의 하단 부분으로 복수개의 화소군으로 이루어진 영역에서도 효율적으로 분할됨을 보여준다. 그림 5는 각 실험 데이터의 3차원 볼륨 렌더링 영상으로 누출 없이 효율적으로 분할됨을 알 수 있다.

표 2. 실험 데이터의 5회 평균 실행시간

영상종류	CTA1	CTA2	CTA3	CTA4	CTA5
시간(초)	20.2	12.2	10.5	11.8	11.5

4. 결론

본 논문에서는 CTA에서의 효율적인 분할기법을 제안하였다. 뇌의 상단과 하단의 형태에 따라 영역 성장 단계와 전파 단계로 구분하여 분할하였다. 영역 성장 단계에서는 이차원 영역성장 후 누출을 보정하기 위해 방사선 투과 기법을 이용해 영역보정을 하였다. 전파 단계에서는 직전 슬라이스에서 분할된 영역을 이용하여 장벽을 생성하고 장벽 내에서 영역성장 후, 뇌 영역과 밝기값이 비슷하지만 뇌 영역이 아닌 미세 화소군을 제거하였다. 그 결과 두개골의 누출이 있는 부분은 방사선 투과 기법을 이용하여 효율적으로 보정이 되었고 큰 볼륨 영상에서도 빠른 실행 속도를 보였다. 하지만 뇌의 아래 쪽으로 갈수록 경계부분에 매끄럽지 않은 부분이 종종 발견된다. 이러한 부분은 뼈와 인접한 조영된 혈관과 밝기값이 작은 뼈를 구분하지 못하거나 누출이 되는 부분에서 단순한 보간을 이용했기 때문에 나타난 결과로 보인다. 또한 미세 화소군 제거 시에 영상에 관계없이 ratio가 고정값으로 설정하였기 때문에 영상에 따라 미세 화소군이 완전히 제거되지 못할 수도 있다. 이러한 부분은 추후에 후처리 과정을 추가하여 보완하여야 할 것이다.

5. 참고문헌

- [1] S.Loncaric, D.Kovacevic, "A Method for Segmentation of CT Head Images," Proceedings of the 9th International Conference on Image Analysis and Processing, Vol.2, pp. 388-395, 1997.
- [2] Z.Dokur, "Segmentation of MR and CT Images Using Hybrid Neural Network Trained by Genetic Algorithms," Neural Processing Letters, Vol.16, Iss.3, pp. 211-225, 2002.
- [3] R.C.Gonzalez, R.E.Woods, Digital Image Processing, 2nd Ed., pp. 613-615, Prentice Hall, 2002.
- [4] M.E.Brummer, R.M.Mersereau, R.L.Eisner, R.R.J. Lewine, "Automatic Detection of Brain Contours in MRI Data Sets," IEEE Transactions on Medical Imaging, Vol. 12, No 2, pp. 153-166, 1993.
- [5] R.C.Gonzalez, R.E.Woods, Digital Image Processing, 2nd Ed., pp. 528-532, Prentice Hall, 2002.
- [6] L.G.Shapiro, G.C.Stockman, Computer Vision, pp. 56-63, Prentice Hall, 2001.