

뇌조직 CT 영상의 자동영상분할

유선국 · 김남현 · 김원기 · 김선호* · 정상섭* · 박상희**

Automatic Image Segmentation of Brain CT Image

S. K. Yoo, N. H. Kim, W. K. Kim, S. H. Kim*, S. S. Chung*, S. H. Park**

- Abstract -

In this paper, brain CT images are automatically segmented to reconstruct the 3-D scene from consecutive CT sections. Contextual segmentation technique was applied to overcome the partial volume artifact and statistical fluctuation phenomenon of soft tissue images.

Images are hierarchically analyzed by region growing and graph editing techniques. Segmented regions are discretely decided to the final organs by using the semantic informations.

1. 서 론

연속적인 2 차원 단면들로부터 3 차원 영상을 재구성 하기 위해서는 입력된 2 차원 단면 영상을 인체기관과 단면으로 구성된 2 진화 영상으로 분리하거나, 여러기관이 존재하는 경우에는 배경과 재구성하기 위한 인체기관을 분리하여 재구성 하기위한 입력데이터로 사용하여야 한다. 일반적으로 뼈조직과 같이 CT단면영상의 배경과 기관의 구분이 명확한 경우에는 Hounsfield 수에 의한 명암영상분할 (tone scale segmentation)에 의하여 비교적 쉽게 영상을 해석할 수가 있으나 일정한 두께의 조직이 중첩되어 나타나는 심장이나 뇌조직 같은 연조직의

CT 단면은 인접조직의 밀도 값이 평균되어 나타남으로서 경계부위가 불명확해지는 부분체적 아티팩트 (partial volume artifact) 현상을 보이게 된다. 또한 복잡한 부위의 조직은 X선 증폭관의 양자잡음이나 재구성 아티팩트에 의한 확률적동요 (statistical fluctuation) 현상을 보이므로 단순한 분할기법만으로는 처리하기가 어렵게 되므로 대부분의 3 차원 재구성의 입력데이터 형성은 보조입력장치 (mouse, digitizer) 를 활용하여 수동에 의한 입력에 의존하고 있었다.

Winter¹는 contour map을 이용하여 뇌조직을 영상 분리 하였으나 영상의 명암차이가 명확한 경우에만 적용되는 단점을 갖게된다. Trivedi²는 미분지와 밀도값의 복합적인 함수로서 심근부위를 영상분할 하였으나, 뇌조직과 같이 복잡한 영상에는 적용할 수 없게된다. Seitz³는 다양한 디지털 필터를 사용하여 영상을 분리하였으나 오직 뼈조직에 국한되었다. 그러므로 본 연구에서는 특정에 의한 영상분할 기법을 연조직 구조인 뇌 CT 단면에 적용하여 자동으로 영상분할 하고자 한다. 영상분할은 제약조건을 완하시키며 양상분할하는 계층적 순서에 의한 영역확대 (region growing)기법을 적용하였으며, 그

<접수 : 1989년 11월 27일>

연세대학교 의용공학과

* 연세대학교 신경외과

** 연세대학교 전기공학과

Dept. of Medical Engineering.

*Dept. of Neurosurgery

**Dept. of Electrical Engineering, Yonsei Univ.

래프에 의한 편집을 하였다. 영상분할된 영역은 영상해석을 위한 원시데이터로 사용하였다. 영상해석은 표현해석 (descriptive analysis) 방식을 적용하였으며, 트리형식으로 표현하였다. 표현해석은 의미정보 (semantic information)를 활용하여 해석하였다.

2. 영역확대

영역확대기법이란 균일예측자 (uniformity predicate)를 만족하는 영역을 임의의 형태나 크기를 갖는 영상으로 분할하는 기법이며 영상분할이란 2차원 영상 X를 임의의 균일예측자 P에 대하여 서로 분리되며 공집합을 갖지 않는 부분집합 X_1, X_2, \dots, X_n 로 분할하는 것이다.⁹

- (a) $\bigcup_{i=1}^n X_i = X$
- (b) X_i 는 $i=1, 2, \dots, n$ 에 대하여 연결되어 있다.
- (c) 각각의 X_i 에 대하여 균일예측자 $P(X_i)$ 는 참이다.
- (d) 분할된 영역의 어떤 원소와의 합집합에 대한 P는 거짓이다.

임의의 균일예측자 P_i 에 대하여 영역확대기법을 영상 X에 적용하기 위해서는 최초의 균일예측자 P_1 은 강한 제약조건을 갖는다. 또한 균일예측자 P_i 는 점점 더 조건이 완화되면서 최초의 영역을 병합해가게 된다. 즉 최초의 영상분할은 가장 국부적인 제한조건으로부터 시작하여 세밀한 영상분할을 한 후 점점더 전체적인 조건으로 확대해 나감으로 영역을 확대해 나가는 계층적 순서에 의하여 분할하게 된다.

2-1 최초영상분할

최초의 영상분할은 연속적인 형태의 수정이 가능하며 빠른 속도를 만족하기 위하여 split-and-merge 알고리즘을 적용하였다. Split-and-merge⁷ 알고리즘은 임의의 레벨로부터 시작하여, 레벨에 대하여 4진트리 (quadtree) 형식으로 나뉘어진 영역에 적용한 균일예측자가 만족하면 merge하고, 만족하지 않으면 split함으로써 모든 영역이 균일예측자를 만족하도록 분할하는 기법이다.

균일예측자 P_1 은 식(1)과 같은 최대 최소 판정기

준과 경계영역에서의 미분치 판정기준에 의하여 분할된다. 부분체적 아티팩트와 확률적동요에 의하여 경계가 불명확한 영역에 대한 최대-최소 판정기준만의 사용은 영상분할된 경계부위에 대하여 오차가 수반되며 부정확한 merge가 된다.

$$C_1(X_i) = \max [I(i, j)] - \min [I(i, j)]$$

$$C_2(X_m, X_n) = \frac{\max [I(i, j) - I(k, l)]}{\text{card}(f(X_m, X_n))} \dots (1)$$

$$P_1 = \text{참 if } C_1 < S_1 \text{ and } C_2 < S_2$$

여기서 $F(X_m, X_n)$ 은 X_m, X_n 영역의 경계를 구성하는 한쌍의 데이터들의 집합이며 S_1, S_2 는 임의의 문턱치 값으로서 낮은 문턱치값을 선정하여 세밀한 영역분할을 한다.

2-2 그래프에 의한 영역확대

Sprit-and-merge 알고리즘의 미분치 판정기준에 의하여 분할된 영상의 경계선 부분은 불필요한 작은 영역이 존재하며 확률적 동요에 의한 잡음이 독립된 영역으로 존재한다. 이러한 불필요한 영역을 편집하기 위하여 다른 종류의 균일예측자를 적용하게 될 경우에는 잘못된 영역확대 결과를 수반하게 되므로 그래프의 특성에 의하여 편집한다.

Sprit-and-merge 알고리즘에 의하여 분할된 영상은 그림1.과 같이 인접영역 그래프 (region adjacency graph)

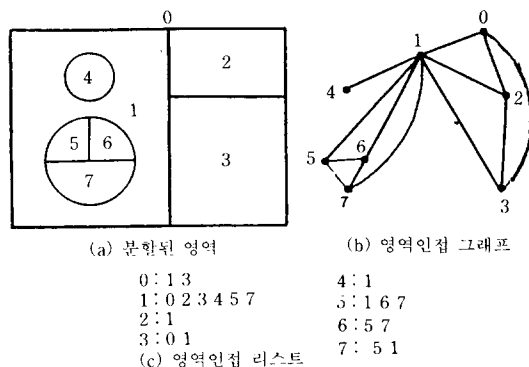


그림 1 분할된 영역의 인접영역 그래프와 인접 영역 리스트

gency graph)의 형식으로 표현되며, 그래프는 인접 리스트의 형식을 갖는 연결평면그래프 (connected planar graph) 특성을 갖는다. 노드 1 과 같이 인접 영역그래프의 컷 노드 (cut node)는 홀 (hole)을 둘러싸는 영역을, 선도 1을 갖는 노드는 홀을 의미한다. 전이영역 (transition region)은 경계선 부분의 한 영역에서 다른 영역으로 변화되는 부분으로서, 임의의 노드 N의 선도를 n이라 하고 N에 있는 노드의 배열되지 않은 쌍의 집합을 E라 할 때 노드 N을 인접영역그래프의 k-전이영역이라 하며, Tanimoto¹⁰ 알고리즘에 의하여 구한다.

(1) $2 < \text{deg}(n) < k$

(2) N에 $a \neq b$ 가 되는 a, b 가 존재하며, E에 있는 (a, n)과 (b, n)에 대하여 $\text{deg}(a) > k$, $\text{deg}(b) > k$ 가 되는 노드 N을 K-전이영역이라 한다.

위의 조건을 만족하며, 영역의 크기가 문턱치값 S_4 보다 작은 홀과 k-전이영역은 불필요한 영역이 되므로 균일 예측자 P_2 를 만족하는 영역으로 병합된다. P_2 는 평균차 (mean difference) 판정기준이며 S_3 는 문턱치 값이다.

$$C_2(X_m, X_n) = |M(X_m) - M(X_n)|$$

$$M(X_m) = I(i, j) / \text{card}(X_m) \quad \dots\dots(2)$$

$$P_2 = \text{참 if } C_2(X_m, X_n) < S_3 \text{ and Size } C X_m < S_4$$

2-3 소영역 제거

전이영역과 홀을 제거한 후에 남아있는 소영역은 불필요한 영역을 의미한다. 효과적인 영상해석을 하기 위해서는 완전한 영상분할이 되어야 하며 가능한 불필요한 소영역을 감소 시켜야 한다. 그러므로 기관의 가장작은 크기보다 작은 영역의 제거는 영상해석의 계산손실을 최소화 하며 균일예측자는 P_2 의 형식을 갖는다.

3. 영상해석

3-1 지식에 의한 영상해석

영상해석이란 영상분할된 각각의 영역에 대하여 라벨이나 해석을 지정하는 것으로서 모든 영상에 적용되는 알고리즘은 부정확하며 오차를 수반하게

된다. 그러므로 각기 고유한 성질을 갖고있는 해석하고자 하는 영상에 대하여 의미를 포함한 선지식 (piori knowledge) 도입하게 되면 특징추출과 판단을 간단하게 할 수 있다. 사진 1. 의 (a)와 같이 해석하고자 하는 뇌단면 CT 영상은 그림 2. 과 같은 공간적 배열을 트리구조로 표현할 수 있다.

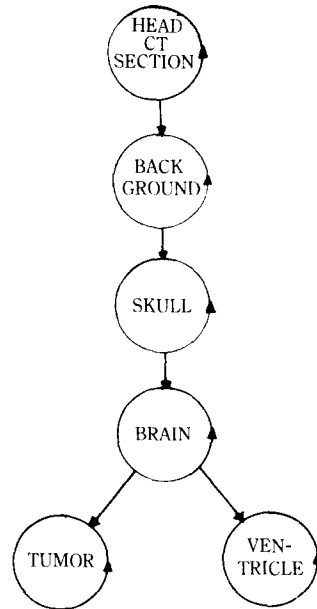


그림 2 뇌의 트리 표현

또한 인접영역 그래프로 표현된 분할된 영역의 해석은 트리구조로 표현된 그래프와 일치시켜 해석한다. 그러나 그래프 일치 알고리즘은 각각의 가지에 대하여 여러가지 해석이 가능하므로, 트리를 구성하는 모든 노드에 의미를 포함시켜 해석하는 IGS³ (Interpretation Guided Segmentation)을 적용함으로써 영상해석을 단순화 할 수 있다.

영상해석을 하기위한 모든 선지식은 충분히 표현 되어야 하며 정확하여야 한다. 그러므로 그림2.과 같은 트리의 노드에는 의미와 특징에 의한 영역 성질을 나타내는 고유지식이 포함되어 있어야 한다. 이와같은 특징을 해석하기 위한 벡터원소는 크기, 위치, 재질, 형태, 명암의 정보를 사용하였으며, 트리노드는 인접한 다른 노드와 구분이 되는 특징을

갖게된다. 위치에 대한 표현은 인접, 내부, 외부, 상, 중, 하, 좌, 우의 공간배치를 포함하며 크기, 형태, 명암 정보는 입력데이터의 조건과 조직의 형태에 따른 상대치를 갖게된다. 연속적인 CT 단면의 조직 크기는 위치에 따라 상대적인 크기가 변화하고 있으며, 명암의 밝기는 영상입력조건에 따라 변화하기 때문에 절대적인 값을 갖지 않게 된다. 뇌와 뇌실의 인식은 2 개 영역정보가 비슷하며, 형태의 변화가 심하며, 아티팩트의 영향을 받게 되므로 재질(texture)의 정보를 추가 함으로서 인식하기 위한 보다 많은 정보를 제공하였다.

영상의 해석은 트리를 구성한 배열과 같이 위에서부터 아래로 인식하는 top-down 형태를 갖는다. 먼저 영상의 경계로부터 배경을 해석하고, 해석된 배경의 데이터를 활용한 지식으로부터 두개(skull)를 인식하기 위한 상대적인 지식을 제공하고, 두개의 정보로부터 종양을 인식한다. 마지막으로 뇌실과 뇌를 해석 분리함으로서 영상해석을 마치게 된다. 위와같은 연속적인 순서는 공간적인 배열의 절대성에 의하여 성립되므로 IGS 는 top-down으로 인식해 가며 인식된 정보는 다음 단계를 인식하기 위한 상대적 의미를 연속적으로 전달한다.

3-2 특정벡터의 추출

재질의 해석은 영역이 얼마나 균일하게 분포되어 있는가를 결정하는 것으로서 co-occurrence⁶행렬을 사용하였다. $E=[f(x,y)]$ 를 $P \times Q$ 의 크기를 갖는 영상이라 하고, $f(x,y)$ 를 화소점(x,y)에서 $G=\{0, 1, \dots, L-1\}$ 의 범위를 갖는 명암이라고 하면, 영상 E의 co-occurrence행렬은 인접화소사이의 위치에 대한 2차원적 명암값의 발생빈도를 표시함으로서 명암의 변화를 나타내는 LXL의 크기를 갖는 행렬이 된다. 행렬의 (ij) 요소는 명암 i다음에 j가 나오는 빈번도(business)의 확률밀도로 표현되며 식(3)과 같이 대칭적 성질을 만족하는 행렬로 표현되며, L은 8로 하여 계산하였다.

$$t_{i,k} = \sum_{j=1}^p \sum_{l=1}^q \delta$$

$$\delta = 1 \text{ if } f(i,j)=1 \text{ and } f(i,j+1)=k$$

$$\text{or if } f(i,j)=1 \text{ and } f(i+1,j)=k$$

$$\text{or if } f(i,j)=1 \text{ and } f(i+1,j)=k$$

$$\text{or if } f(i,j)=1 \text{ and } f(i-1,j)=k$$

$$\delta = 0 \text{ otherwise}$$

콘트라스트는 대각선 축에 대한 관성(moment of inertia)을 표시하는 것으로 밀도가 균일한 영역은 낮은 콘트라스트 값을 갖는다. 각도 2 차 모멘트는 $P(i,j)$ 가 균등할 때는 낮은 값을 갖고, 비균일한 재질은 높은 값을 갖는다. 엔트로피는 $P(i,j)$ 가 균일할 때는 높은 값을 갖고, 대각선 농도가 높을 때는 낮은 값을 갖으며 3 가지 특성은 뇌와 뇌실을 분리하는 특징벡터로 사용한다.

$$\text{CONSTRAT} : \sum_i \sum_j (i-j)^2 P_s(i,j)$$

$$\text{ANGULAR SECOND MOMENT} : \sum_i \sum_j P_s(i,j) / [1+(i-j)^2]$$

$$\dots\dots(4)$$

$$\text{ENTROPHY} : \sum_i \sum_j P_s(i,j) \log P_s(i,j)$$

3-3 영상의 판단

Top-down 순서에 의하여 영상분할된 영역과 트리의 정합은 특정벡터에 의하여 추출된 정보와 표현된 지식과 얼마나 일치하는 가를 결정하는 것이다.²

$$R_{ij} = - |V_k - V_j| W_k \dots\dots(5)$$

R_{ij} 는 영역 i에 대한 k 번째 특징에 대한 특정 벡터 V_k 와 표현된 트리노드의 j번째 지식에 대한 k번째 특정 벡터 V_j 와의 판단값이다. R_{ij} 는 부의 값을 갖도록 표현되므로 정합이 잘되는 특징은 0에 가까운 값을 갖는다. W_k 는 가중치로서 판단함수의 절대값은 특징의 종류에 대하여 다른 차원의 결과를 얻게 되므로 사용되는 모든 특징은 균등화되도록 표준화 시킨다. 또한 인접도와 상대적인 위치는 크기 정보 보다 중요한 매개변수가 되므로 모델의 판단함수는 임의의 특징에 대하여 가중치를 변화시켜 정합한다.

$$R_{ij} = - |V_k - V_j| W_k S_k \dots\dots(6)$$

S_k 는 상대적인 값으로 주어지는 k 번째 특징에 대한 가중치로서 중요하지 않은 특징벡터는 대략적인 정합을 하고, 절대적인 특징벡터는 가장 높은 하중치 값을 갖게되며 고려하지 않는 특징벡터는 0의 하중치를 갖는다.

4. 결과 및 고찰

(a)와 같은 연조직 구조의 뇌단면 CT 영상은 두개, 뇌, 종양, 뇌실로 구성되어 있다. 두개의 종양의 밀도는 거의 같은 콘트라스트를 갖고 있으며, 부분체적 아티팩트에 의하여 경계가 선명하지 않음을 알 수 있다. 특히 뇌부위는 부분체적과 확률적 동요 아티팩트가 심하게 나타나고 있었으며, 뇌안에 위치한 뇌실은 뇌부위에 비해 약간 어두운 콘트라스트를 만을 갖고 있으며, 경계가 불명확하므로 단순한 명암 영상분할 기법 만으로는 처리 할 수 없음을 알 수 있다.

(b)는 (a)를 대조도 문턱치 S_1 은 5, 미분지 문턱치 S_2 를 6으로 하여 sprit-and-merge 알고리즘에 의해 2361개로 최초 영상분할된 결과이다. 높은 문턱치의 사용은 분할된 영역수를 감소 시킬 수 있으나, 종양과 두개의 불분명한 경계부위에서는 두개의 서로다른 영역이 병합되는 영상 분할 오차가 발생된다. 그러므로 최초 영상분할은 낮은 문턱치 값에 의하여 세밀한 영역으로 분할 하였으며, 오차가 발생하지 않는 범위내에서 영역확대 조건을 완화시켜 가면서 순차적인 편집을 하였다.

(c)는 인접영역 그래프의 특성에 의한 k -전이 영역, 홀, S_1 가 90보다 작은 소영역을 31개의 영역으로 편집된 영상이다. k -전이영역의 병합은 문턱치 S_k 는 6, k 는 5로부터 2까지 반복 적용함으로써 경계부분의 작은 영역을 편집하였다. 큰 값의 k 는 많은 영역을 병합하지만 영상에 의존적인 k 값의 선택은 다른 물체를 병합하지 않는다는 제한조건을 만족시키며 가능한 많은 불필요 영역을 병합하는 값을 선택하였다.

(d)는 31개의 영상분할 영역에 대하여, 의미해석을 활용한 지식의 표현을 top-down 순서로 적용하여 식(6)에 의한 트리의 노드값과 일치하는 IGS 결과영상이다. 뇌와 뇌실의 판단은 재질 정보를 활용하였으며 뇌의 각도 2 차 모멘트는 0.212, 콘트라스트는 0.621, 엔트로피는 1.844값이 계산되었으며, 뇌실의 각도 2 차모멘트는 0.802, 콘트라스트는 0.095, 엔트로피는 0.444로 계산되었다. 계산시간은 영상 병합과정에 40초가 영상해석에 20초가 소요되었다.

사진 2. 은 특징에 의한 영상분할 기법에 의하여

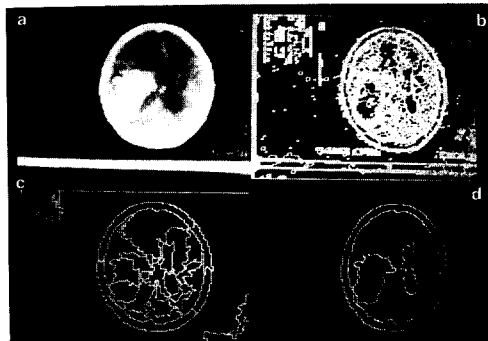


사진 1 영역 확대 기법에 의한 뇌조직의 영상분할

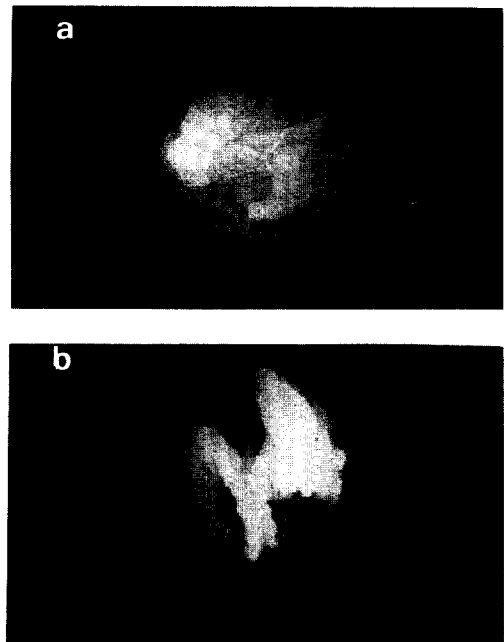


사진 2 자동영상 분할된 뇌조직의 3차원 재구성 영상

뇌, 종양, 뇌실로 분리된 뇌조직 CT 단면 14장의 3차원 재구성 영상이다. 재구성은 내부메모리 86 k 바이트의 메모리를 사용하여 144 초의 시간이 소요되었다.

5. 결 론

연속적인 2차원 단면들로부터 3차원 재구성을 하기 위하여 기존의 수동에 의한 영상입력 방법이나, 뼈조직 구조에 국한된 명암에 의한 자동 영상 분할 기법의 단점을 극복하여 부분체적 아티팩트와 확률적 동요현상이 심한 연조직 뇌 CT 단면에 자동 영상 분할 기법을 적용하여 영상입력과정의 편이성을 시도하였다. 계층적 순서에 의한 영상분할은 영상분할 오차를 줄임으로서 연조직 구조의 자동 영상처리가 가능하였으며, 의미정보를 활용한 영상판단은 불필요한 정보를 최소화 함으로서 영상해석을 간단히 할 수 있었다. 그러나 모든 연조직 구조에 대한 완전한 자동 영상 분할은 불가능 하였으므로 앞으로 이에 대한 계속적인 연구를 통하여 좀 더 완전한 자동영상 처리가 앞으로의 과제라 할 수 있을 것이다.

참 고 문 헌

- 1) A.Gagalowitz, and O.Monga, "A hierarchical segmentation algorithm," SPIE, Vol.595, Computer Vision for Robotics, pp.56-65, 1985.
- 2) G.Medioni, and R.Nevatia, "Matching images

- using linear features," IEEE Patt. Anal. Mach. Intell., Vol. PAMI-6, pp.675-685, 1984.
- 3) J.M.Tenenbaum, and H.G.Barrow, "IGS: A paradigm for integrating image segmentation and interpretation," Proc. 3rd Int. Joint conf. on Pattern Recognition, pp.504-513, 1976.
- 4) J.Winter, "Automated computer tomography image analysis using contour map topogry," IEEE Trans. Medical Imaging, Vol. MI-3, pp. 163-169,1984.
- 5) P.Seitz, and P.Ruegsegger, "Fast contour detection algorithm for high preision quantitative CT," IEEE Trans. Medical Imaging Vol. MI-2, pp.136-141, 1983.
- 6) R.W.Conners, and C.A.Harlow, "A theoretical comparison of texture algorithms," IEEE Patt. Anal. Mach. Intell., Vol PAMI-3, pp. 204-222, 1980.
- 7) S.L.Horowitz, and T.Pavilidis, "Picture segmentation by tree traversal algorithm," JACM, Vol. 23, pp.368-388,1976.
- 8) S.S.Trivedi et al, "Segmentation into three classes using gradients," IEEE Trans. Medical Imaging, Vol. MI-5, pp. 116-119, 1986.
- 9) T.Pavilidis: Structural pattern recognition, Springer Verlag, 1977.
- 10) T · Tanimoto, and T.Pavilidis, "The edition of picture segmentations using local analysis of graphs," CACM, Vol.20 pp.223-229,1977.