

## CT 영상의 모폴로지컬 특성에 기반한 완전 자동 간 분할

\*뉴멕시코 주립대학 전기 및 전자공학과, †전남대학교병원 의공학과, ‡조선대학교 공과대학 정보통신공학과

서경식\* · 박승진† · 박종안‡

간 영역을 다른 복부 장기들로부터 정확히 분할한 후 간 내부의 종양을 감별 분할함으로써 간암을 조기 발견하는 데 도움을 준다. 본 논문은 복부의 모폴로지컬 특성을 이용하여 효과적인 완전 자동 간 분할을 수행할 수 있는 알고리즘을 제안한다. 전처리 단계로서 다봉성 히스토그램 분할을 수행하고 복부의 모폴로지 좌표를 찾기 위해 척추를 분할한다. 다음으로 간 영역을 C-class maximum a posteriori (MAP) decision과 이진 모폴로지 필터링에 의해 추출한다. 자동으로 분할된 간 영역을 평가하기 위해 영역 에러율(Average Error Rate)과 회전 이진 영역 투영 매칭법(Rotational Binary Region Projection Matching; RBRPM)에 의한 상관 계수를 사용한다. 실험 결과는 제안한 알고리즘에 의해 획득한 완전 자동 간 분할과 수동 간 분할사이에 매우 유사한 결과를 보였다.

**중심단어:** CT, 이진 모폴로지 필터링, 회전 이진영역 투

### 서 론

간암은 중·서부 아프리카를 포함하여 아시아의 동·남부에서 가장 심각하며, 이들 지역에서 간암 평균 발생률은 10만명 중 20명 정도로 발생률과 치사율이 매우 높다.<sup>1)</sup> 한국에서 간암 발생률은 전체 암중에서 남자의 경우 약 19%, 여자의 경우 약 7%로서 남자가 여자에 비하여 매우 높다.<sup>2)</sup> 지금까지 간암으로 인한 사망을 줄이는 최선의 방법은 예방과 조기 발견하여 치료하는 것이다. 간 영역을 다른 복부 장기들로부터 정확히 분할한 후 간 내부 종양의 형태와 위치를 분할하므로써 간암의 조기발견율을 높일 수 있다. 현재까지 CT 영상을 사용한 간 영역 분할에 관한 연구가 활발히 진행되고 있다. Bae et al<sup>3)</sup> 은 레퍼런스 영상을 사용하여 간의 모폴로지와 명암 레벨 분할, Gaussian smoothing, 수학적 모폴로지 기법과 B-spline 등의 영상 처리 기술들에 대하여 priori 정보를 사용하였다.

Pan 등<sup>4)</sup>은 seed point를 사용한 새로운 speed function의 level set기술을 제안하여 자동적 간 분할을 수행하였다. Tsai<sup>5)</sup> 는 각각 화소를 세 가지 범주로 분류하여 신경망을 사용한 상대적인 분할방법을 사용하였다. 또, Husain 등<sup>6)</sup>

은 간 영역을 그림 기반으로 인식하기 위해 신경망을 사용하였다. 그러나 대부분의 연구는 레퍼런스 영상과 seed point를 이용한 반자동 분할 또는 신경망에서 트레이닝 데이터를 이용하여 간을 분할하였다. 이에 본 논문에서는 레퍼런스 영상, seed point 또는 트레이닝 데이터 없이 복부의 모폴로지컬 특성을 이용하여 쉽고 효과적으로 간을 분할할 수 있는 완전 자동 알고리즘을 제안한다. II장에서는 제안된 알고리즘으로서 전처리, C-class maximum a posteriori (MAP) 결정, 그리고 이진 모폴로지 필터링(Binary Morphology filtering)을 사용한 간 분할에 대하여 서술한다. 또한 수동과 자동 분할한 간 영역 평가 방법으로서 영역 에러율(Average Error Rate; AER)과 회전이진 영역 투영법(Rotational Binary Region Projection Matching; RBRPM)을 사용한다. III장에서는 실험과 분석, 마지막 장에서는 결론을 맺는다.

### 대상 및 방법

제안된 알고리즘의 블록 다이어그램을 Fig. 1에서 보인다. 전처리에서 다봉(multi-modal) 분할과 복부의 모폴로지컬 특성을 이용해 척추를 추출한다. 다음으로, 기준점에 기반한 간 영역을 찾기 위해 C-class MAP을 결정한다. 마지막으로, 간의 경계영역의 원활한 분할과 평활화를 돕기 위해서 이진 모폴로지 필터링을 수행한다.

이 논문은 2004년 3월 16일 접수하여 2004년 5월 3일 채택되었음.  
 책임저자 : 박승진, (501-757)광주광역시 동구 학동 8  
 전남대학교병원 의공학과  
 Tel: 062)220-6070, Fax: 062)226-4762  
 E-mail: sjinpark@cnuh.chonnam.ac.kr

1. 전 처리(Pre-processing)

전처리 단계로서 다봉 분할과 척추 분할을 수행한다. 다봉 분할은 간 영역의 명암 값의 범위를 찾기 위해 piecewise linear interpolation (PLI)에 기반한 히스토그램 분할 방법을 이용한다. 척추 분할은 복부 내에서 간의 위치에 대한 기하학적 좌표를 얻기 위한 기준점으로 설정 하기위해 수행한다.

1) 다봉 분할(Multi-modal Thresholding)

히스토그램은 평균값, 중앙값, 표준 편차, 그리고 에너지와 같은 통계적 정보 제공을 위해 사용한다. 히스토그램은 각각의 명암 값을 위해 화소 숫자를 계산하므로써 얻어지는 일차원적 통계 변환이다.

영상  $I(m, n)$ 은  $(m, n)$  화소 위치에서 명암 레벨을 가진 CT 영상이고, 이것의 히스토그램  $h(k)$ 는 식 (1)과 같이 정의 된다<sup>7)</sup>.

$$h(k) = (m, n) | I(m, n) = k \quad (1)$$

여기에서  $k$ 는 명암 레벨값,  $I$ 는 입력 영상,  $h(k)$ 는 히스토그램이다. 이 히스토그램은 히스토그램 작은 노이즈를 가지므로 쉽게 ROI 레인지를 계산할 수 없다. 따라서 길이 10을 가진 일차원 필터를 이용하여 컨벌루션함으로서 히스토그램을 평활화하고 컨벌루션으로 늘어난 명암 레벨값을 256 레벨값으로 스케일한다. Fig. 2(a)는 전처리를 위한 CT 영상을, Fig. 2(b)는 이 영상으로부터 전환된 히스토그램을, Fig. 2(c)는 변환된 히스토그램을 보인다. 다음에 변환된 다봉 히스토그램에서 최고점을  $h(k)$ 로부터 찾고 왼쪽과 오른쪽의 밸리들은 식 (2)의 PLI 방법<sup>9)</sup>을 이용하여 계산한다.

$$f_k = \frac{h_s(k+\gamma) - h_s(k)}{(k+\gamma) - k} \quad (2)$$

윗 식에서  $f_k$ 는 기울기,  $\gamma$ 는 정수, 그리고  $h_s(k)$ 는 변환된 히스토그램이다. 각각의 밸리  $T$ 는 기울기가 네거티브 값에서 파지티브 값으로 변하는 점이므로 쉽게 구할 수 있다. 척추와 간의 명암 범위는 일반적으로 히스토그램의 제일 오른쪽에 위치하므로 찾아진 범위들을 비교하여 정의할 수 있다. 각각의 구해진 범위로부터 ROI는 식 (3)에 의해 구해지고 Fig. 2(d)와 2(e)는 그 예를 보인다.

$$ROI = (m, n) | T_{min} \leq I(m, n) \leq T_{max} \quad (3)$$

여기에서  $T_{min}$ 은 최소 분할값,  $T_{max}$ 는 최대 분할값, 그리고  $I(m, n)$ 은 화소값이다.

2) 척추 분할(Spine Segmentation)

복부의 모폴로지컬 특성을 이용한 척추 분할은 척추간 구조를 추출하기 위한 기하학적 위치의 정보를 제공하기 때문에 본 연구에서 매우 중요하다. 기준점을 찾기 위

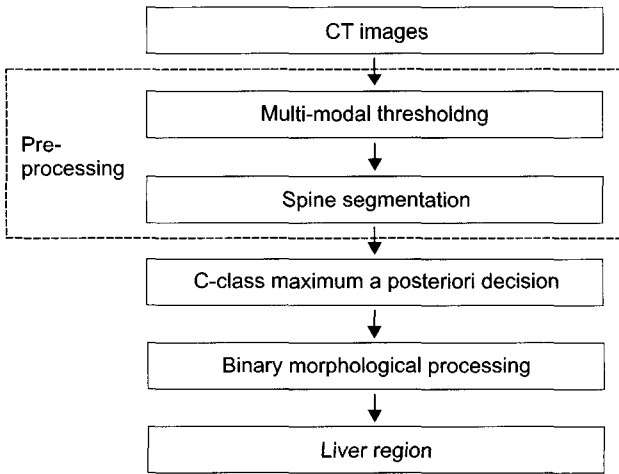


Fig. 1. Block diagram of the proposed algorithm.

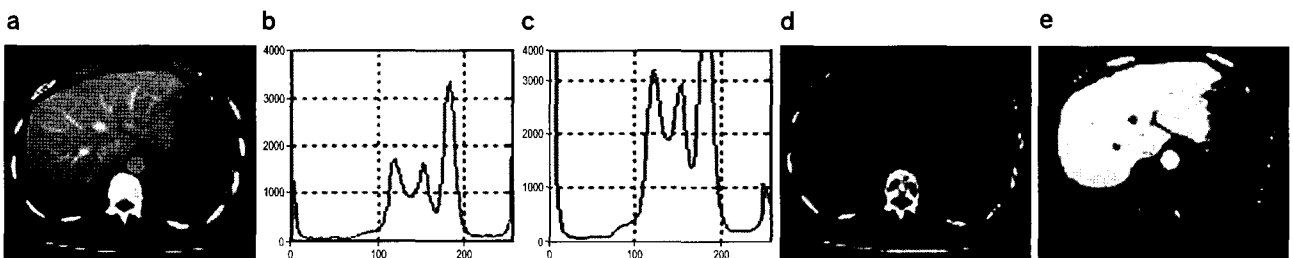


Fig. 2. Pre-processing : (a) Gray-level CT image (b) histogram (c) transformed histogram (d) ROI of the spine (e) ROI of the liver.



Fig. 3. Spine segmentation: (a) binary image, (b) patient's table removal, (c) small objects removal, (d) rib removal, (e) a reference point.

한 방법으로 피부의 특정위치를 이용할 경우 복잡한 분할 처리와 환자의 호흡에 의한 위치의 변동으로 정확한 분할을 수행하는 데 어려움이 있다. 그러나 해부학적 기준점으로 척추를 이용할 경우 호흡 또는 환자의 움직임으로부터 영향을 덜 받을 뿐만 아니라 중앙에 위치하기 때문에 기준점으로 적당하다. 또, 척추는 가장 밝은 화소값을 가지므로 피부보다 쉽게 분할된다. 우선 척추를 추출하기 위해서 식 (3)의 ROI는 식 (4)에 의해서 Fig. 3(a)와 같이 이진화한다.

$$B = \begin{cases} 1 & \text{if } T_{min} \leq I(m, n) \leq T_{max} \\ 0 & \text{if } otherwise \end{cases} \quad (4)$$

여기에서 B는 이진 영상,  $T_{min}$ 은 최소 분할값,  $T_{max}$ 는 최대 분할값, 그리고  $I(m, n)$ 은 화소값이다.

Fig. 3(b)의 환자 테이블은 상대적으로 가장 긴 길이를 갖기 때문에 수평 길이의 비교에 의해 제거한다. 작은 영역을 가진 혈관과 같은 장기들은 척추 추출에 영향을 주지 않으므로 Fig. 3(c)와 같이 제거한다. 또, 왼쪽과 오른쪽의 늑골들은 식 (5)의 무게중심을 이용하여 Fig. 3(d)와 같이 제거한다.<sup>7)</sup>

$$(\bar{m}, \bar{n}) = \left( \frac{1}{a} \sum_{(m,n) \in B} m, \frac{1}{a} \sum_{(m,n) \in B} n \right) \quad (5)$$

식 (5)에서  $a$ 는 면적이고 B는 이진 영상이다. 다음으로 척추의 무게 중심을 Fig. 3 (e)와 같이 기준점으로 정의한다.

## 2. C-class Maximum a Posteriori 결정

전처리과정을 거쳐 획득된 Fig. 2(e)의 명암 레벨 영상 ROI는 식 (6)을 사용하여 이진 영상으로 변환한다.

$$B = \begin{cases} 1 & \text{if } T_{liver\_l} \leq I(m, n) \leq T_{liver\_u} \\ 0 & \text{if } otherwise \end{cases} \quad (6)$$

여기에서 B는 이진 영상,  $T_{liver}$ 은 최소 분할값,  $T_{max}$ 는 최대 분할값, 그리고  $I(m, n)$ 은 화소값이다.

식 (6)에서 B는 작은 장기들이 제거된 후의 영상으로 간, 위, 심장, 그리고 신장으로 이루어진다. 따라서 B는 음과 같이 정의할 수 있다.

$$B = \{ B_1, B_2, \dots, B_c \} \quad (7)$$

식 (7)에서  $B_c$ 는 복부내부의 장기들이다.

C-class MAP (C-class maximum a posteriori ;C-class MAP) 결정은 이진 간 영역을 찾기 위해 제안한다. 복부내부 장기들의 기하학적 위치 정보를 통해서 간은 기준점의 오른쪽에 위치하고 다른 어느 장기들보다 면적이 크다는 것을 알 수 있다. 기준 지역 R을 기준점의 오른쪽 지역으로 정의하면 기준 지역에서 간은 가장 큰 영역을 차지한다. 즉,  $B_c$ 의 가장 큰 영역을 R에서 선택하면 가장 큰 posterior로서  $B_c$ 을 간으로 간주한다. 이 기준을 사용하면 간 구조를 찾기 위한 C-class MAP 결정<sup>10)</sup>은 식 (8)과 같이 정의할 수 있다.

$$B_{liver} \text{ exists if } P(B_u | R) > P(B_v | R) \text{ for all } u \neq v \quad (8)$$

위의 식에서  $P(B_u | R)$ 는 a posteriori probabilities이다.

## 3. 이진 모폴러지(Binary Morphology)필터링

선택된  $B_{liver}$ 는 더욱 충실한 분할을 하기 위해 이진모폴러지 필터링(BM filtering)을 수행한다.  $B_{liver}$ 는 일부 피부, 늑골등의 불필요한 장기를 포함할 수 있으므로 BM

filtering을 수행하여 제거한다. BM filtering은 생물학적 구조와 수학적 세트 이론들의 조합<sup>11)</sup>으로부터 유도되었으며, 다양한 모폴로지 연산들을 통하여  $B_{liver}$ 와 SE (Structure Element)를 조합하기 위해 사용한다. 본 연구에서 공간 마스크로서 8연결 SE를 사용한다.  $SE_2$ 는 원소가 1인  $2 \times 2$  행렬이고  $SE_3$ 는 원소가 1인  $3 \times 3$  행렬이다. 기본적으로 사용한 BM filtering은 dilation, erosion, 그리고 opening<sup>8,12)</sup>이다. 각각의 필터링은 다음과 같이 정의한다.

$$D^i(B) = \{ \dots((B \oplus SE) \oplus SE) \dots \oplus SE \} \quad (9)$$

$$E^i(B) = \{ \dots((B \ominus SE) \ominus SE) \dots \ominus SE \} \quad (10)$$

$$OP^i(B) = \{ \dots((B \cdot SE) \cdot SE) \dots \cdot SE \} \quad (11)$$

여기에서  $B$ 는 이진 영상,  $SE$ 는 Structure Element, 그리고  $i$ 는 반복 횟수이다. 또한 여기서  $D^1(B)=D$ ,  $E^1(B)=E$ ,  $OP^1(B)=OP$ ,  $D^i(B)=D^i$ ,  $E^i(B)=E^i$ ,  $OP^i(B)=OP^i$ 라고 정의하며, 각 필터링의 조합순서가 영역확장과 축소에 영향을 주므로 매우 중요하다.  $CO(B)$ 가 BM filtering의 조합순서의 합수라면 본 연구에서 사용한  $CO(B)$ 는  $OP, E, D$ 이다. 일반적으로 이진 영상  $B$ 는 많은 불규칙하고 미세한 돌출 부위가 있는 경계선을 갖는다. 돌출 부위의 경계를 평활히 하기 위해  $SE_3$ 의  $OP^{10}$ 에 의한 필터링을 한 후에  $SE_2$  필터링을 수행하여 피부와 늑골 같은 작은 영역을 제거한다. 또,  $SE_2$ 에 의해서 축소된 영역을 확대하기 위해  $D^2$ 를 수행한다.

BM filtering에 의해 획득된 이진 영상은 명암 값을 갖는 영상으로 식 (12)에 의해 변환한다.  $B$ 와  $I$ 는 같은 크기를 가진다고 가정하면  $I_{liver}$ 는 화소와 화소의 곱에 의해 식 (12)와 같이 구할 수 있다.

$$I_{liver} = \{ (m, n) | B(m, n) \otimes I(m, n) \} \quad (12)$$

위의 식에서  $B$ 는 이진영상이고  $I$ 는 CT 영상이다. Fig.

4는 분할된 간의 영상을 보인다. (a)는 간의 ROI를 이진 영상으로 변환된 것을 보이고, (b)는 척추에 의해 설정된 기준점을 보이며, (c)는 기준영역  $R$ 을 그리고 (d)는 C-class MAP결정에 의해 추출한 이진 간 영상  $B_{liver}$ 를 보인다. (d)에서는 명암 레벨을 가진 간 영상  $I_{liver}$ 를 보인다.

#### 4. 평가 방법

본 연구에서는 자동 분할 영역(ASR; Automatic Segmentation Region) 및 수동 분할 영역(MSR; Manual segmentation Region)을 비교 평가하기 위하여 영역 에러율(Average Error Rate' AER)과 회전 이진영역 투영 매칭법(Rotational Binary Region Projection Matching; RBRPM)을 사용한다.

##### 1) 영역 에러율(Area Error Rate)

영역 에러율은 가장 일반적으로 사용하는 의료 영상 평가 방법으로 두 영상의 영역의 차이를 계산한다.  $B$ 와  $B'$ 는 자동과 수동 분할된 이진 간 영역을 나타낸다.  $B \cup B'$ 는  $B$ 와  $B'$ 의 합집합 영역(UR)이고  $B \cap B'$ 는 교집합 영역(IR)이면 AER을 다음과 같이 정의한다.

$$AER = \frac{a_{B \cup B'} - a_{B \cap B'}}{a_{MSR}} \times 100\% \quad (13)$$

윗 식에서  $a_{B \cup B'}$ 는 UR,  $a_{B \cap B'}$ 는 IR, 그리고  $a_{MSR}$ 는 자동 분할 면적이다.

##### 2) 회전 이진영역 투영 매칭(Binary Region Projection Matching)

두 이진 영상을 비교하기 위하여 회전 이진영역투영매칭(Binary region projection matching; RBRPM) 방법을 사용하였다. RBRPM 방법은 두 이진 영상의 수평과 수직으로 투영된 히스토그램<sup>7,13)</sup>을 회전하면서 상관 관계의 정도를 평가하는 방법이다. 두 이진 영상을 비교하기 위해서는 픽셀이 없는 빈 공간이 없어야 할 뿐만 아니라 수평과 수직

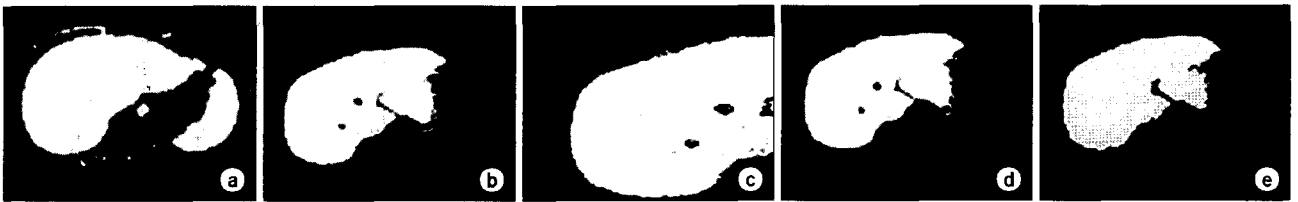


Fig. 4. Liver segmentation: (a) binary image,  $B$ , (b) reference point in  $B$ , (c) reference region,  $R$ , (d) extracted liver,  $B_{liver}$ , by the C-class MAP decision, (e) gray-level liver,  $I_{liver}$  after BM filtering.

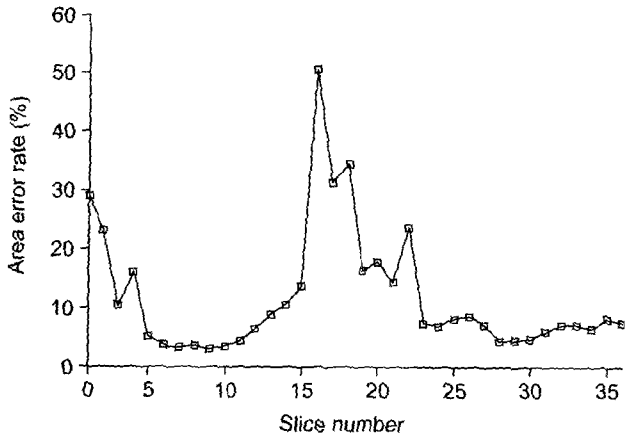


Fig. 5. Area error rate.

투영 히스토그램들은 동일한 크기의 기준 축을 가져야 한다. 회전 각도는  $0^\circ < \theta \leq 90^\circ$  이내이어야 하며, 수평 상관 계수  $cc_x(\theta)$ 는 다음과 같다.

$$cc_x(\theta) = \frac{\sum (h_x(m, \theta) - \mu_x(\theta))(h'_x(m, \theta) - \mu'_x(\theta))}{\sqrt{(\sum (h_x(m, \theta) - \mu_x(\theta))^2)(\sum (h'_x(m, \theta) - \mu'_x(\theta))^2)}} \quad (14)$$

윗 식에서  $h_x(m, \theta)$ 는 ASR의 회전한 수평 히스토그램,  $\mu_x(\theta)$ 는 ASR 수평 히스토그램 평균,  $h'_x(m, \theta)$ 는 MSR의 회전한 수평 히스토그램,  $\mu'_x(\theta)$ 는 MSR 수평 히스토그램 평균, 그리고  $\theta$ 는 회전 각도이다. 또한 수직 상관 계수  $cc_y(\theta)$ 는 식 (15)와 같다.

$$cc_y(\theta) = \frac{\sum (h_y(n, \theta) - \mu_y(\theta))(h'_y(n, \theta) - \mu'_y(\theta))}{\sqrt{(\sum (h_y(n, \theta) - \mu_y(\theta))^2)(\sum (h'_y(n, \theta) - \mu'_y(\theta))^2)}} \quad (15)$$

윗 식에서  $h_y(n, \theta)$ 는 ASR의 회전한 수직 히스토그램,  $\mu_y(\theta)$ 는 ASR 수직 히스토그램 평균,  $h'_y(n, \theta)$ 는 MSR의 회전한 수직 히스토그램,  $\mu'_y(\theta)$ 는 MSR 수직 히스토그램 평균, 그리고  $\theta$ 는 회전 각도이다.

### 결과 및 고찰

본 연구에서 사용한 CT 영상을 획득하기 위하여 Light-Speed Qx/i (GE Medical Systems)를 사용하였으며, 관전류 230 mAs, FOV 30 cm, 단면 두께 5 mm, 그리고 테이블 스

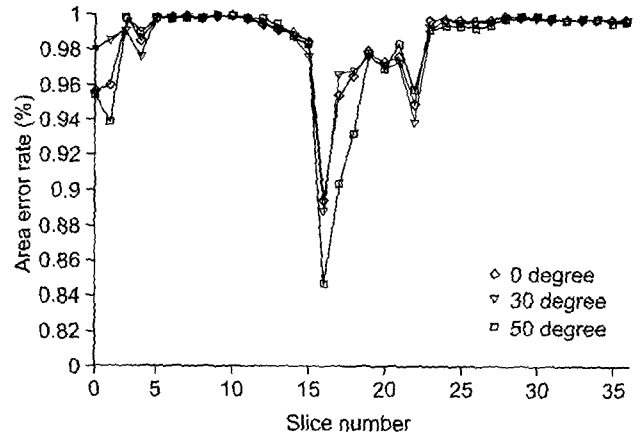


Fig. 6. Horizontal correlation coefficient.

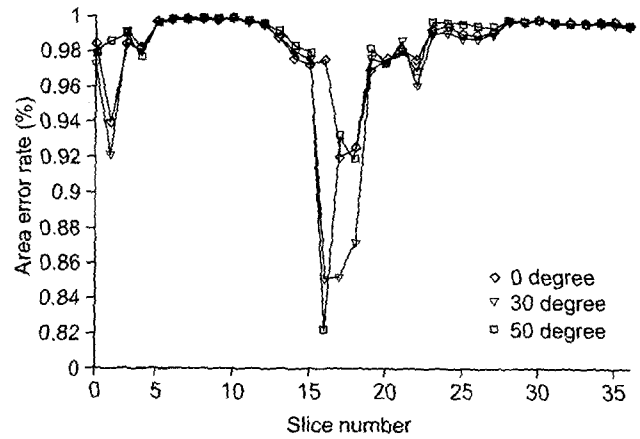


Fig. 7. Vertical correlation coefficient.

피드는 15 mm/sec (pitch factor, 1 : 3)의 촬영 조건으로 조영제 주입 전후의 영상을 획득하였다.

조영제 주입 후 획득된 36개의 단면 영상을 이용하여 제안된 알고리즘으로 간 구조의 자동분할을 수행한 후 수동분할과 비교 평가하기 위하여 숙련된 진단방사선과의사에 의해서 수동분할을 수행하였다. 일반적으로 환자의 단면 영상의 상층 부분은 간과 심장이 이웃하고, 중간 부분은 췌장과 이웃하며 하단은 오른쪽 신장과 경계를 이룬다. 따라서 간 분할의 에러율은 주로 이 세 가지의 장기로부터 기인한다. 이것은 복부의 상층부에서 시작된 각 단면 영상의 수동과 자동 분할 영역 에러율(AER)을 Fig. 5에서도 관찰할 수 있다. 에러율이 가장 높은 부분이 췌장과 이웃한 부분이었다고 그 다음으로 심장과 이웃한 부분이었다. 췌장과 심장으로부터 야기된 단면 영상의 에러율은 또한

수평과 수직 상관 계수에서도 뚜렷이 나타났다.

Fig. 6과 7은 이진 간 영상을 0°, 30°, 그리고 60°로 회전하여 계산한 수평과 수직의 상관 계수를 보인다. 여기에서도 심장과 췌장으로 인하여 상관 계수가 매우 낮음을 볼 수 있다. 그러나 일부를 제외한 대부분의 에러율은 10% 이하로 나타났으며, 평균 영역 에러율(AER)은 11.86%로 레퍼런스 영상을 사용한 Bae 등<sup>2)</sup>의 평균 에러율인 10%에 근접했다. 또한 수동과 자동의 평균 수평과 수직 상관 계수는 0.9847과 0.9817였고 토탈 평균 상관 계수는 0.9832였다. 이들 상관 계수가 0.95 이상으로서 수동 간 분할 영역과 본 논문에서 제안한 알고리즘을 이용한 완전 자동 간 분할영역이 매우 유사한 수행도를 보임을 알 수 있다.

### 결 론

본 논문에서는 복부의 모포리지컬 특성을 이용한 새로운 자동 간 분할 방법을 제안하였다.

전처리 과정으로서 컨벌루션과 스케일링 히스토그램 변환을 하였고, 간 영역의 분할 범위를 찾기 위하여 Multi-modal 히스토그램 분할을 수행하였다. 또한 해부학적 기준점을 척추로 설정하여 척추를 추출하여 기준점으로 사용하였다. 간을 추출하기 위하여 이진변환, C-class maximum a posteriori decision, BM 필터링, 그리고 명암 레벨 변환을 차례로 수행하였다.

제안된 방법의 수행능력을 검증하기 위해 간 전체를 포함하는 단면 영상을 선택하여 숙련된 진단방사선과 의사에 의한 수동 간 분할이 수행되었다. 자동과 수동 간 분할을 비교하기 위해 영역 에러율과 회전 이진 영역 투영매칭(Binary region projection matching)법에 의한 상관 계수를 사용하였다. 실험 결과 평균영역 에러율(AER)은 11.86%이고 평균 상관 계수는 0.9832이었다. 이것은 제안된 알고리즘이 간과 이웃하는 췌장과 심장을 제외하고는 자동분할

과 수동분할이 매우 유사한 수행능력을 가졌음을 알 수 있다.

추후 간과 심장 사이의 모호한 경계면에 대한 명확한 분할과 CAD (Computer Aided Diagnosis)를 위한 간 내부의 종양 분할에 대한 연구를 계속해야할 것으로 생각한다.

### 참 고 문 헌

1. Parkin DM: Global cancer statistics in the year 2000. *Lancet Oncology* 2:533-543 (2001)
2. Lee HS, **Liver Cancer**: The Korean Society of Gastroenterology, Seoul, Korea (2001)
3. Bae KT, Giger ML, Chen CT, Kahn Jr. CE: Automatic segmentation of liver structure in CT images. *Med Phys* 20: 71-78 (1993)
4. Pan S, Dawant BM: Automatic 3D segmentation of the liver from abdominal CT images: a level set approach. *Proc. of SPIE* 4322:128-138 (2001)
5. Tsai D: Automatic segmentation of liver structure in CT images using a neural network. *IEICE Trans. Fundamentals* E77-A, 11:1892-1895 (1994)
6. Husain SA, Shigeru E: Use of neural networks for feature based recognition of liver region on CT images, *Neur Networks for Sig. Proc.-Proceedings of the IEEE Work* 2:831-840 (2000)
7. Shapiro LG, Stockman GC: *Computer vision*, prentice-hall. Upper Saddle River. NJ (2001)
8. Pitas I: *Digital Image processing algorithms and applications*, Wiley & Sons. Inc New York NY (2000)
9. Schilling RJ, Harris SL: *Applied numerical methods for engineers*, brooks/cole publishing com., Pacific Grove, CA (2000)
10. Ludeman LC: *Random processes: Filtering, Estimation, and Detection*, Wiley & Sons, Inc., Hoboken, NJ (2003)
11. Gonzalez RC, Woods RE: *Digital image processing*, 2nd., Prentice-Hall Inc., Upper Saddle River, NJ (2002)
12. Jahne B: *Digital image processing*, 5th., Springer-Verlag, Berlin Heidelberg (2002)
13. Sonka M, Hlavac V, Boyle R: *Image processing, analysis, and machine vision*, 2nd., Brooks/Cole Publishing Com., Pacific Grove, CA (1999)

## Fully Automatic Liver Segmentation Based on the Morphological Property of a CT Image

Kyung-Sik Seo\*, Seung-Jin Park<sup>†</sup> and Jong An Park<sup>‡</sup>

\*Electrical & Computer Engineering, New Mexico State University, Las Cruces, USA. <sup>†</sup>Dept. of Biomedical Engineering, Chonnam Univ. Hospital, Gwangju, Korea. <sup>‡</sup>Electronics Information & Communications Engineering, Chosun University, Gwangju, Korea

The most important work for early detection of liver cancer and decision of its characteristic and location is good segmentation of a liver region from other abdominal organs. This paper proposes a fully automatic liver segmentation algorithm based on the abdominal morphology characteristic as an easy and efficient method. Multi-modal threshold as pre-processing is performed and a spine is segmented for finding morphological coordinates of an abdomen. Then the liver region is extracted using C-class maximum a posteriori (MAP) decision and morphological filtering. In order to estimate results of the automatic segmented liver region, area error rate (AER) and correlation coefficients of rotational binary region projection matching (RBRPM) are utilized. Experimental results showed automatic liver segmentation obtained by the proposed algorithm provided strong similarity to manual liver segmentation.

---

**Key Words:** CT, Binary morphology filtering, Binary region projection matching