

Determination of Tumor Boundaries on CT Images Using Unsupervised Clustering Algorithm

Kyung Hoo Lee, Young Hoon Ji, Dong Han Lee, Seoung Yul Yoo,
Chul Koo Cho, Mi SooK Kim, Hyung Jun Yoo, Soo Il Kwon*
and Jun Chul Chun*

Dept. of Radiation Oncology, Korea Cancer Center Hospital

Dept. of Medical Physics, Kyonggi University*

비교사적 군집화 알고리즘을 이용한 전산화 단층영상의 병소부위 결정에 관한 연구

이경후 · 지영훈 · 이동한 · 류성렬 · 조철구 · 김미숙 · 유형준 · 권수일* · 전준철*

원자력병원 방사선종양학과, 경기대학교 의학물리학과*

(2000년 12월 29일 접수, 2001년 4월 25일 채택)

Abstract - It is a hot issue to determine the spatial location and shape of tumor boundary in fractionated stereotactic radiotherapy (FSRT). We could get consecutive transaxial plane images from the phantom (paraffin) and 4 patients with brain tumor using helical computed tomography(HCT). K-means classification algorithm was adjusted to change raw data pixel value in CT images into classified average pixel value. The classified images consists of 5 regions that are tumor region (TR), normal region (NR), combination region (CR), uncommitted region (UR) and artifact region (AR). The major concern was how to separate the normal region from tumor region in the combination area. Relative average deviation analysis was adjusted to alter average pixel values of 5 regions into 2 regions of normal and tumor region to define maximum point among average deviation pixel values. And then we drawn gross tumor volume (GTV) boundary by connecting maximum points in images using semi-automatic contour method by IDL(Interactive Data Language) program. The error limit of the ROI boundary in homogeneous phantom is estimated within $\pm 1\%$. In case of 4 patients, we could confirm that the tumor lesions described by physician and the lesions described automatically by the K-mean classification algorithm and relative average deviation analyses were similar. These methods can make uncertain boundary between normal and tumor region into clear boundary. Therefore it will be useful in the CT images-based treatment planning especially to use above procedure apply prescribed method when CT images intermittently fail to visualize tumor volume comparing to MRI images.

Key words : region of interest(ROI), K-mean algorithm, gross tumor volume(GTV), combination region, average deviation analysis

요약 - 정위적분할방사선치료(FSRT)는 병소경계에 대한 공간상위치와 형태를 정확히 결정하는 것이 큰 쟁점이다. 본 연구는 나선형 CT를 이용하여 4명의 뇌종양 환자와 팬텀(파라핀)으로부터 연속적인 횡측 단면상을 얻었다. K-mean 분류 알고리즘을 적용하여 CT영상의 초기정보값을 평균화소값으로 변화시켰다. 영상의 구성은 병소영역, 정상영역, 혼합영역, 바탕영역, 가음영역의 5영역으로 분류하였다. 주된 관심은 혼합영역 내에서 정상영역과 혼합영역을 어떻게 분리하는 가였다. 5영역 평균화소값 중에서 정상영역과 병소영역에 상대적인 평균편차 분석법을 적용하여 2영역 평균편차 화소값 사이의 최대점을 구하였다. IDL 프로그램을 이용한 반자동윤곽법으로 혼합영역내의 최대점을 연결함으로써 GTV의 경계선을 그렸다. 균일한 팬텀의 관심영역 경계선은 $\pm 1\%$ 이내의 오차로 평가되었다. 환자 4명의 경우는 방사선 전문의들이 그린 병소영역과 K-mean 알고리즘과 상대적인 평균편차 분석법에 의해 자동적으로 묘사된 병소영역과 거의 일치하였다. 이러한 방법들을 사용하여 불분명한 정상영역과 병소영역의 경계선을 명확하게 나타낼 수 있었다. 그러므로 CT 영상이 MRI 영상과 비교하여 간헐적으로 병소윤곽을 보여주지 못할 경우 이 방법은 치료계획을 결정할 때 유용한 CT영상 자료로 활용될 수 있음을 확인하였다.

중심어 : 관심영역(ROI), K-mean 알고리즘, gross tumor volume(GTV), 혼합영역, 평균편차분석법

서론

방사선치료는 병소 부위에 정확한 선량을 균일하게 조사하면서 정상조직에는 최소한의 선량이 들어가는 것이다. 따라서 기하학적 정확성뿐만 아니라 병소 크기를 사실적으로 그려내는 것이 무엇보다 중요하다. 병소의 크기는 ICRU(International Commission on Radiation Units and Measurements, 국제방사선단위, 측정위원회)보고서 50[1]을 보면 자세히 설명되어 있다. Gross tumor volume(GTV)은 손으로 만질 수 있거나 눈으로 볼 수 있는 종양으로 보는 주관에 따라 병소의 크기와 모양이 다르게 그려질 수 있다. Clinical target volume(CTV)은 현미경적 악성종양의 크기를 의미하고 잠재적으로 진전할 수 있는 영역까지 포함한 병소 크기이다. Planning target volume(PTV)은 CTV 크기를 포함한 영역에 장기들의 움직임과 환자의 치료자세에 따른 오차까지를 고려한 포괄적 영역 크기이다[2,3,4].

1951년 Wheatley가 아날로그 컴퓨터를 이용하여 치료범위에 대한 조사선량을 계산하기 시작하였으며, 컴퓨터를 이용한 치료계획을 1955년 Tsien이 최초로 시도한 것이 모태가 되었다. 이후 1970년대부터 2차원 단면상을 얻을 수 있는 컴퓨터단층촬영(computed tomography, CT)과 자기공명영상장치(magnetic resonance imaging, MRI)등, 고해상도의 진단영상장비가 개발되면서 병소 크기를 정확하게 묘사할 수 있는 여건이 조성되었다. 1990년대 초부터는 3차원 치료법들이 두각을 나타내면서 Conformal 치료와 정위방사선치료(stereotactic radiotherapy, SRT)등과 같은 치료방법들이 대두되었다. 특히 이런 새로운 치료법은 병소부위에 고선량을 주어 치료효율을 높이는 치료법으로 종양의 위치 및 크기를 정확히 결정하는 것이 매우 중요하다. 종양의 크기를 추출함으로써 정상조직의 선량을 최소화 할 수 있으며 병변에 고선량을 조사 할 수 있다. 기존의 CT와 MRI 영상으로 병소경계를 결정짓는 Bressenham's 알고리즘[5,6]과 Robust 알고리즘[6,7] 그리고 Austin-Seymour 알고리즘[8] 등은 병소의 침윤성을 고려한 GTV 결정에 적절한 방법들을 제시하였다. 이처럼 병소의 크기 및 형태를 결정하는 알고리즘들은 다양하게 있지만, 어떻게 디지털화된 영상화소 내에서 병소세포와 정상세포간의 경계선을 명확하게 구분 짓는가에 따라 각양각색의 결과를 유출할 수 있다.

본 연구는 정상조직과 병소조직 사이의 불명확

한 경계선을 인위적으로 극대화시키는 상대적인 평균편차 분석 알고리즘(relative average deviation analysis algorithm)을 자체 개발하고 IDL(Interactive Data Language, Version 5.2 1998, Research System Inc., USA)로 프로그램화 하여 혼합되어 있는 정상조직과 병소 조직사이의 불분명확 경계영역을 GTV 크기로 가시화 함으로써 임상에 응용하고자 한다.

대상 및 방법

CT 영상은 고분해능 단면영상으로 기하학적 정확성과 체적에 대한 유용한 정보를 담고 있다 [9,10]. 본 연구는 균일한 팬텀 안에 관심영역을 삽입하여 경계선 윤곽을 정량적으로 측정하기 위해 인체두부 팬텀(humanoid-skull phantom, USA)의 2번째 단면부를 파라핀으로 제작하였다. 단면부 팬텀의 구성은 파라핀과 아크릴계통의 폴리아크릴을 사용하여 자체제작 하였다. 파라핀과 폴리아크릴을 사용한 목적은 두 물질의 밀도차이에 따른 농도값을 명확하게 구분짓기 위함이다. CT는 나선형CT(CT-I, GE Medical, USA)을 사용하였고 스캔한 영상은 DICOM 버전 3.0 (digital imaging and communications in medicine)을 이용하여 압축되지 않은 초기정보 파일로 수집하였다.

팬텀을 스캔 할 때 CT번호보다는 관심영역 경계선의 화소값(노이즈가 포함된 값)을 얻기 위해 10클래스 K-mean 분류 방법 프로그램을 만들어 초기 정보(raw data)를 평균화소값(average pixel value, P#)으로 바꿨다. 특히, 관심영역 주변을 평균화소값에 따라 5영역으로 클래스화 시켰다. 클래스화 시킨 각 영역별 분류기준은 자체 제작한 팬텀내 관심영역의 경계화소를 평균화소값으로 다시 계산하여 P#을 결정하였다. P#의 계산결과에 따라 "50<P#<100"일 때 정상영역(normal region NR), "0<P#<49"일 때 병소영역(tumor region, TR), "40<P#<60"일 때 혼합영역 (combination region, CR), "P#=0"일 때 바탕영역(uncommitted region, UR), "0>P# 또는 P#>100 일 때 가음영영역(artifact region, AR)이라고 각각 분류하였다. 5영역으로 분류된 병소 경계선의 윤곽은 화소값의 상대적인 평균편차(average deviation) 분석방법으로 최종 처리하였다.

영상처리

비교사적 군집화 알고리즘은 자동 영상분석 방법으로 인위적인 병소 크기를 지정하여 군집화를 계산하는 교사적 방법이 아닌, 임의의 클래스를 설정하여 병소의 크기와 모양을 분석하는 비교사적 방법이다[11]. K-mean 알고리즘은 통계적인 분석 방법으로 대조군과 실험군 사이의 발현 양상을 비교하는 가장 대표적인 방법으로 1990년대 중반부터 생물학과 또는 전산과에서 통계적인 메카니즘으로 사용하던 알고리즘이었다. 본 연구에서는 K-mean 알고리즘이 임의의 중심값을 기준으로 새로운 중심값을 계산하면서 화소들의 영역 클래스를 분류한다는 특징을 알고서 CT영상에 적극 응용한 것이다. 임의로 설정된 화소 위치보다 병소 주변의 영역을 세분화하여 영역의 크기를 화소의 한 점(point)에서 평균화시킬 수 있었다. 이 알고리즘은 전체 화소의 군집화를 수렴반복 계산한다. 특히, 초기 군집 중심을 어떻게 선택하는가에 따라 성능이 변하게 된다. 팬텀의 경우는 10클래스로 정하여 계산을 하였지만, 실제 계산된 값은 정상영역과 관심영역, 그리고 혼합영역의 3클래스의 변동 값을 나타내게 하였고, 환자의 경우는 클래스를 어떻게 잡는가에 따라 병소의 위치나 윤곽이 바뀌고 있음을 알 수 있었다.

DICOM으로 저장 받은 영상을 클래스화 하여 임의영역을 지정하고 지정된 영역을 반복 계산하여 새로운 영역영상을 얻었다. 임의영역은 병소영역, 정상영역, 혼합영역, 바탕영역, 가움영역의 5영역으로 각각 지정하여 화소의 정보값을 분류하였다. 바탕영역의 기본값은 5영역 중에서 가장 먼저 안정된 평균 화소값으로 결정 되어야 하므로 화소크기 내의 바탕영역은 팬텀은 행렬크기를 기준으로 위치를 결정하였다. 팬텀의 기준좌표는 X와 Z축의 2차원 단면상을 설정하였다. 행렬 내에서 병소 부위와 관계없는 영역들의 좌표값은 모두 '0'으로 지정하였다. 또한 균일한 평균값이 되도록 관심영역의 기준 좌표(X축 42 mm, Y축 56 mm)를 결정 한 뒤 실행하였고, 환자들의 영상은 환자의 병소 특성에 따라 각각 다르게 적용하였다.

화소들의 전체합 $\sum_{i=1}^k M_k$ 에서 화소들의 개수 N 으로 나눈 평균값이 반복횟수에 관계없이 항상 '0'이 되기 위해서 화소들의 전체 합에서 화소의 개수를 나눈값이 $\frac{1}{N_i} \sum_{x \in S(k)} x \leq 0$ 일 때 그 값을 '0'으로 지정하여, 영상의 변형이나 왜곡을 최대한

적게 하였다. 왜곡은 CT영상을 스캔할 때 자주 발생되는 요소 중의 하나로 영상의 질을 저하시키는 화소값을 갖고 있다. CT영상에서 영상의 질을 좌우하는 인자들로 공간 분해능, 대조도 분해능, 노이즈, 왜곡 등이 있으며[12,13], 두 조건(정상영역, 병소영역)의 차이는 CT 영상이 갖고 있는 HU(Hounsfield Unit; CT number) [10,14,15]의 지정된 전자밀도의 크기 때문이며, 팬텀과 환자영상을 처리함에 있어서 무엇보다 중요한 것은 K-mean 영상처리를 어떻게 적용시키는가에 주안점을 두었다 [16].

병소 경계의 선량 흡수값을 노이즈 측면에서 수치화 하면,

$$\sigma^2 (\mu) \approx \frac{kT}{(Rtd^\beta)} \tag{1}$$

식(1)과 같이 나타낸다.

$\alpha(\mu)$ 는 잡음에 의해 변화되는 값, T는 X선의 투과량, k는 피부선량을 흡수선량으로 바꿔주는 인자, t는 단면 두께, d는 화소크기, R은 선량이다.

본 연구에서는 노이즈에 따른 화소값의 변동으로 병소 경계를 결정짓는데 초점을 맞추었다. 팬텀의 가움영역 영역은 환자의 가움영역 영역 보다 큰 값으로 계산되었다. 팬텀의 가움영역 매개변수는 '0'으로 설정하여, 물리적인 왜곡 값은 환자영상과 마찬가지로 X축 57 mm지점 Y축 233 mm지점으로 각각 지정하였다. 임의의 5영역을 보면, 병소영역은 실제 팬텀에 삽입한 사각형과 구형의 관심영역이며, 환자는 종양이 분포하는 영역을 의미한다. 정상영역은 팬텀의 경우 파라핀으로 굳은 단면적이 된다. 환자는 전이(metastasis)가 되지 않은 정상세포의 영역이다. 혼합영역은 정상영역과 병소영역이 혼합되어 있는 현미경적 영역까지를 지정하되 육안으로 식별하기 어려운 경계선 영역까지 지정하였다. 환자의 경우는 CTV 영역까지를 기준으로 하여 경계를 잡았고, 팬텀은 관심영역의 경계선을 기준으로 ± 0.5 cm의 원을 그어 원의 단면적을 혼합영역으로 잡았다[6]. 바탕영역은 정상영역이나 병소영역과는 상관없는 영역으로 조사면 크기에 포함되는 환자의 뼈(bone)나 팬텀의 외곽선 밖의 영역을 설정하였다. 각각의 평균화소들의 상대적인 평균편차를 계산하면 그림 1과 같이 화소경계의 분류도로 표현할 수 있다.

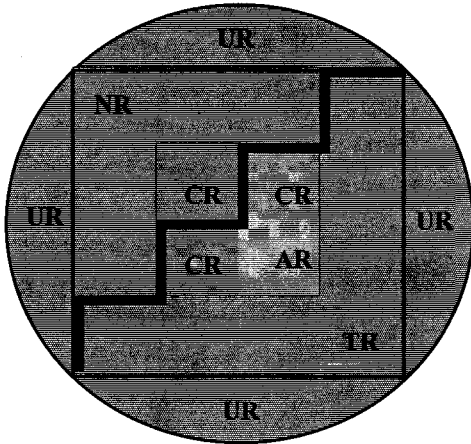


Fig. 1. Classification of optional 5 regions display; TR(tumor region), NR(normal region), CR(combination region), AR(artifact region), UR(uncommitted region)

분석 알고리즘

영상처리 결과에 대한 경계선을 비교하기 위해 팬텀 영상의 관심영역과 환자영상의 GTV 영역을 수동과 자동 윤곽선으로 10회 이상 반복하여 측정하였다. 그리고 평균편차(σ)분석 방법으로 최종적인 경계선을 잡아 두 영상의 결과를 비교 분석한다. 평균편차분석 방법은 식(2)와 같이 10 클래스화 하여 결과를 계산하였다.

$$\sigma = \sqrt{\frac{\sum(X_i - \bar{X})^2}{n-1}} \quad (2)$$

n : 영역내의 화소들의 총 개수

X_i : 각 영역에 대한 화소값

\bar{X} : 평균 화소값 (K-mean에 의해 계산된 값)

팬텀은 관심영역 내 화소들의 평균편차값을 이용하여 사각형과 구형의 면적을 계산하였다. 면적은 극한의 개념을 이용하여 계산하였다. 일반적으로 환자의 병소 형태는 규격화, 정량화 되어 있지 않기 때문에 팬텀을 기준으로 정량적인 측정값을 구하여 환자의 실제 병소영역을 추정하였다. 따라서 Fubini 정리 [17]을 이용하여 팬텀 및 환자의 병소영역을 2차원 좌표상에서 극한의 개념으로 계산하였다. 화소의 형태를 유계영역 B 의 변수로 설정하여 $f(x, y)$ 의 이중적분의 함수로 정의하기

위해 화소의 크기를 좌표축에 평행한 격자눈금으로 설정하여 영역 P 로 구분하였다. GTV 경계선 P 의 영역에 완전히 포함되는 $\Delta A = \Delta x \cdot \Delta y$ 의 면적 순서를 정하여 급수를 취하고, ΔA_k 에서 점 (x_k, y_k) 를 택하였다. 격자눈금 면적의 합이 GTV 경계선 B 의 전체영역이 되지 않을 수도 있기 때문에 P 의 영역 및 경계선을 잘게 미분하여, 급수 S_n 의 항들을 늘렸다. 만일 f 가 연속이고 영역 B 의 경계선이 유한개의 미분 가능한 곡선들로 이루어져 있다면, Δx 와 Δy 가 0에 수렴하게 되고, S_n 은 극한값을 갖게 된다.

$$\iint_B f(x, y) dA = \lim_{\Delta A \rightarrow 0} \sum_{k=1}^n f(x_k, y_k) \Delta A_k \quad (3)$$

식(3)과 같이 정의하여 계산할 수 있었다. 따라서 병소 영역의 면적 B 을 나타내면,

$$B = \lim_{\Delta x \rightarrow 0} \sum_{k=1}^n f(x_k, y_k) \Delta A_k = \iint_P dA \quad (4)$$

식(4)와 같이 화소들의 모든 영역의 면적을 간단한 이중적분에 의한 경계선 알고리즘으로 계산할 수 있다. 따라서 Fubini 알고리즘을 적용한 경계선의 최대 함수값은 5영역에 대한 상대적인 평균편차로 분석하여 자체 제작한 프로그램에서 함수의 최대점을 연결한 경계선 영상을 결정하였다. 이 경계선 영상을 GTV라고 명명하였다.

결과 및 고찰

기존의 CT영상을 이용하여 병소경계를 결정짓는 Bressenham's 알고리즘은 비트맵(bitmap) 영역으로부터 외곽선을 추출하는 방법이며, Robust 알고리즘은 CT단면영상에 종양을 직접 그려내는 방법을 이용하였다. 그리고 Austin-Seymour 알고리즘은 '원통확장법'이라 하여 y축을 기준으로 x축과 z축의 가장자리를 확장시켜 가면서 그려내는 방법이다. 이처럼 병소의 크기 및 형태를 결정하는 알고리즘들은 매우 다양하다. 따라서 디지털화된 영상화소 내에서 경계선을 어떻게 구분 짓는가에 따라 수많은 결과를 얻어낼 수 있다.

본 연구는 정상조직과 병소조직 사이의 불명확한 경계선을 인위적으로 극대화시키는 상대적인 평균편차 분석 알고리즘을 팬텀의 관심영역과 환

자의 혼합영역을 대상으로 화소값에 대한 경계선 모듈을 IDL 프로그램으로 평가 분석하였다. 4명의 환자 중에서 K-mean header size가 비교적 균일한 환자를 대상으로 GTV의 경계선을 결정하였다. 팬텀은 구형과 사각형의 관심영역이 동시에 보이는 4 mm 와 8 mm의 두 영상을 이용하여, 경계선 크기를 계산하였다. 환자는 병소영역의 경우 병소 크기가 3cm 이상이거나 정상조직과 병소조직간의 P#이 상대적으로 클 때 병소 윤곽이 뚜렷하게 보이기 때문에 이 조건을 만족하는 환자를 대상으로 경계선을 계산하였다. 팬텀의 관심영역과 환자의 병소영역의 경계선 길이는 Fubini 알고리즘을 적용한 상대적인 평균편차분석 방법으로 정량적인 수치로 계산되었다 (표1).

Table 1. Comparing CT with K-mean images average deviation (단위 : mm)

Object		Region	AR	TR	CR	NR	UR
Patient	B	K-mean	1.10	0.58	0.57	0.13	0.03
		CT	0.12	0.06	0.06	0.01	0.00
	C	K-mean	1.22	0.01	1.85	0.25	2.57
		CT	0.13	0.00	0.20	0.03	0.27
Phantom		K-mean	0.03	0.21	1.73	4.71	5.17
		CT	0.00	0.02	0.18	0.50	0.55

관심영역의 경계선 크기는 사각형의 경우 3 mm 절편두께일 때 99.6 %, 4 mm는 99.4 %, 8 mm는 99 %이고 (그림 2), 구형의 경우 절편두께 8 mm 와 12 mm에서는 실제 크기와 비교해 볼 때 K-mean에 의해 얻어진 경계선 크기와 $\pm 1\%$ 범위내의 오차를 나타내었다 (그림 3). 환자 영상은 4 mm 간격으로 스캔된 영상으로 실제 병소 크기를 확인 할 방법이 없어 K-mean 결과와는 비교하지 않았다. 환자의 영상은 GTV 크기를 기준으로 비교하였다

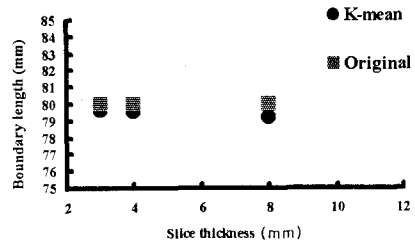


Fig. 2. Comparison of GTV boundaries length of square ROI

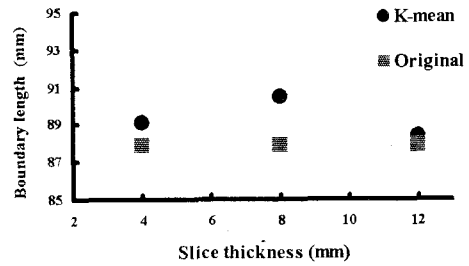


Fig. 3. Comparison of GTV boundaries length of sphere ROI

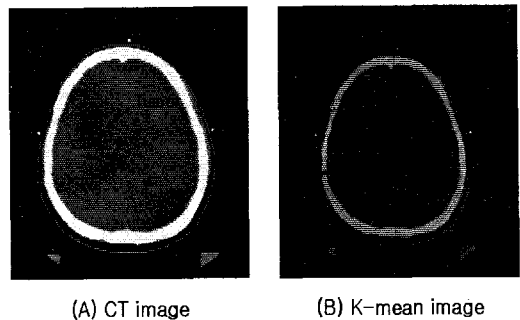


Fig. 4. Determination of tumor boundary images

영상은 C환자의 4 mm 절편수의 영상으로 CT 영상과 K-mean 영상을 비교하였다 (그림 4). 팬텀 경우는 혼합영역과 정상영역, 바탕영역 순으로

화소값에 대하여 전반적으로 증가추세를 보였다 (그림 5). 평균편차에 대한 결과로서, 팬텀의 경우는 혼합영역 보다 정상영역에서 노이즈가 많이 발생되었다. 그 이유는 파라핀에 불순물이 섞여 있거나 균열 때 외부의 온도변화에 따라 균일하게 만들어지지 않았을 것으로 추정된다. 파라핀으로 만든 팬텀 내의 관심영역으로 중앙세포의 실효원자번호를 고려한 물질로 대체하여 사용하였는데, 혼합영역에서 평균편차(노이즈)에 의한 확률분포 함수 형태를 나타내지 못한 것은 관심영역의 경계선 영역의 편차가 거의 없기 때문에 그림 5처럼 상대적인 평균편차 분포가 수렴하지 않는 함수로 나타난다. 환자의 경우 혼합영역에서 CT 영상보다는 K-mean 영상의 화소값에서 상대적인 평균편차 분포함수의 형태를 보였다.

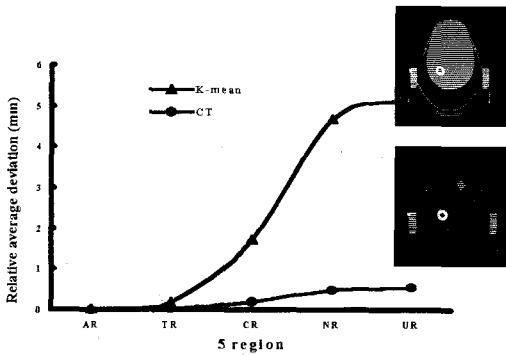


Fig. 5. Average deviation analysis function and images of phantom

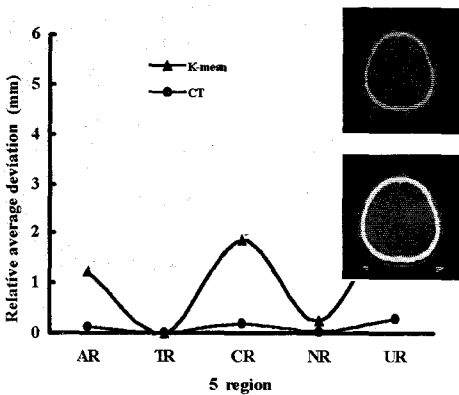
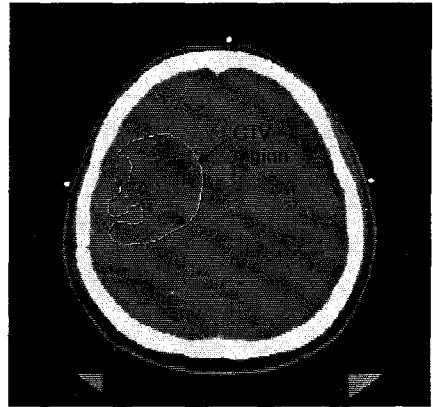
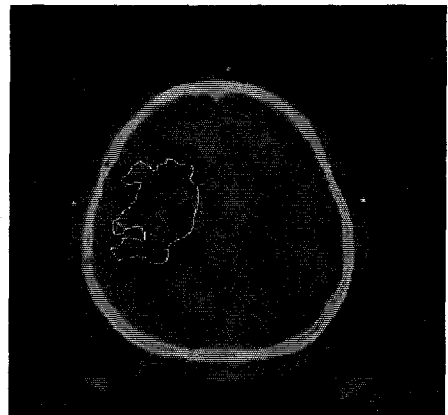


Fig. 6. Average deviation analysis function and images of patient



(A) GTV boundaries region of CT image



(B) GTV boundaries region of K-mean image

Fig. 7. GTV (gross tumor volume) boundaries of patient (A) CT image (B) K-mean image

Fubini 알고리즘에 의한 화소들의 평균편차 값의 최대값은 식(4)을 이용하여 각각 계산하였다. 그림 6은 우상부(右相部)에 뇌종양이 분포된 환자 C의 K-mean 영상을 평균편차(노이즈)에 의한 확률분포함수로 나타낸 영상이다. 상대적인 평균편차 분포함수가 정상영역과 병소영역 사이에서 수렴형태의 함수분포를 나타냄으로서 평균화소의 최대점을 얻을 수 있다. 혼합영역의 평균편차가 확률분포함수의 형태를 이루고 있으며, 분포함수의 최대점을 연결함으로써 GTV 경계선 윤곽을 K-mean 영상에서 결정할 수 있다 (그림 7). CT 영상을 GTV 영역으로 분석하는 상용화된 프로그램과 호환이 되지 않아 직접 비교할 수 없었다.

따라서 CT 영상의 GTV 경계선은 방사선 종양학과 전문의에게 의뢰하여 결정하였고, K-mean 영상은 자체 제작한 프로그램에서 자동으로 결정한 GTV 경계선 윤곽을 보여주고 있다. 일반적인 CT 영상에서는 정상영역과 병소영역 사이의 경계선 영역이 분명하게 구분 짓기 어렵기 때문에 GTV를 결정하기가 상당히 어렵다. 보통 전문의들의 주관적인 관점에서 임상경험을 바탕으로 그리고 있는 실정이다. 그러나 자체 제작한 프로그램에 의해 얻은 K-mean 영상은 객관화된 정량적인 제원을 기초로 평균편차화소들의 최대점을 연결하여 혼합영역의 적절한 경계선 지점을 결정할 수 있다.

결론

본 연구에서는 환자의 혼합영역을 K-mean 분석방법을 적용함으로써 적절한 GTV 경계선 윤곽을 구현하였다. 환자는 방사선종양학과 전문의가 그린 GTV 크기와 K-mean 분석방법에 의한 GTV 크기를 서로 비교하였다. 다만 CT영상이 MRI 영상과 비교하여 간헐적으로 병소 윤곽을 보여주지 못할 때 이러한 방법들을 병행하여 이용함으로써 CT영상도 치료계획을 구현하는데 보다 유용한 정보를 담고 있음을 확인 할 수 있었다.

감사의 글

이 논문은 원자력중장기과제에서 시행한 연구과제의 일환으로 수행되었습니다.

참고문헌

1. Prescribing, Recording, and Reporting Photon Beam Therapy, ICRU Report 50,(1993).
2. A. Bel, M. van Herk, J.V Lebesque "Target margins for random geometrical treatment uncertainties in conformal radiotherapy," Med. Phys., 23(9), 1537-1545(1996).
3. Ernesto Fontenla, Charles A. Pelizzari, George T.Y. Chen "Implications of 3-dimensional target shape and motion in aperture design," Med. Phys. 23(8), 1431-1441(1996).
4. Faiz M. Khan, Treatment Planning in Radiation Oncology, pp. 123-124 Williams & Wilkins(1998).
5. D. F. Rogers, Procedural Elements for

- Computer Graphics (McGraw-Hill, New York,(1985).
6. J. L. Bedford, G. S. Shentall "A digital method for computing target margins in radiotherapy," Med. Phys. 25(2), 224-231(1998).
7. Peyton H. Bland, Charles R. Meyer, "Robust three-dimensional object definition in CT and MRI," Med. Phys. 23(1), 99-107 (1996).
8. M. Austin-Seymour, I. Kalet, J. McDonald, S. Kromhout-Schiro, J. Jacky, S. Hummel, and J. Unger, "Three dimensional planning target volumes: a model and a software tool," Int. J. Radiat. Oncol., Biol., Phys. 33, 1073-1080(1995).
9. Laith A. Farjo, David M. Williams, Peyton H. Bland, Isaac R. Francis, Charles R. Meyer, "Determination of Liver Volume from CT Scans Using Histogram Cluster Analysis," J Comput Assist Tomogery, 16(5), 674-683(1992).
10. Martin S. Weinhaus, Radiation oncology image and image processing, Advances in radiation oncology physics Dosimetry, treatment planning; and Brachy therapy, Medical Physics Monograph No.19, 948-965(1990).
11. 김상운, 식별 알고리즘을 중심으로 한 패턴 인식 입문, 홍릉과학출판사(1995).
12. R A. Robb, R. L. Morin, "Principles and instrumentation for dynamic x-ray computed tomography," in: Marcus JL, et al.(eds.), "Cardiac Imaging, A Comparison to Braunwald's, Heart Disease," Philadelphia, W.B. Saunders, 634-668(1991).
13. Francois O. Bochud, Jean-Francois Valley, Francis R. Verdun, Christian Hessler, Pierre Schnyder, "Estimation of the noisy component of anatomical backgrounds," Med. Phys. 26(7), 1365-1370(1999).
14. S. J. Thomas, "Relative electron density calibration of CT scanners for radiotherapy treatment planning," The British Journal of Radiology, 72, 781-786(1999).
15. 전만진, 박성욱, 이재완, 홍시영, 전산화단층촬영학, 대학서림, 19-41(1994).
16. Junchul Chun, "Classification of Multi-

Echo MR Image using Gibbs Distributions,”
41-52(1995).

17. Thomas, Finney, Calculus and Analytic
Geometry, 8th, 970-1031, Addison-Wesley
(1992).