

MR 영상에서 밝기값 분포 및 기울기 정보를 이용한 활성형상모델 기반 전립선 자동 분할 (Automatic Prostate Segmentation in MR Images based on Active Shape Model Using Intensity Distribution and Gradient Information)

장 유 진 [†]
(Yujin Jang)

홍 헬 렌 ^{**}
(Helen Hong)

요약 본 논문에서는 MR 영상에서 밝기값 분포와 기울기 정보를 이용한 전립선 자동 분할 기법을 제안한다. 첫째, 적응적 밝기값 프로파일과 다해상도 기법을 이용하는 활성형상모델을 통해 전립선 표면을 추출한다. 둘째, 표면 형상의 지역적 최적화로 인한 홀을 방지하기 위하여 기하학 정보를 이용한 홀 제거 기법을 수행한다. 셋째, 해부학적으로 변이가 큰 표면 형상은 2차원 기울기 정보를 이용하여 보정한다. 이 때, 보정된 표면 형상은 한정된 정점의 개수로 산정되어 매끄럽게 표현되지 않기 때문에 표면재구성 및 평활화 기법을 이용하여 부드러운 형상으로 표현한다. 제안방법의 평가를 위하여 육안평가와 정확성 평가 그리고 수행시간을 측정하였다. 정확성 평가는 두 명의 임상전문의의 수동분할 결과와 자동분할 결과 간의 평균거리차이와 중복블룸비율을 측정하였다. 실험 결과 평균거리차이는 $0.3\pm 0.21\text{mm}$ 측정되었고, 중복블룸 비율은 $96.31\pm 2.71\%$ 측정되었다. 20명의 환자 데이터에 대한 전체 수행시간은 평균 16초로 측정되었다.

키워드 : 자동분할, 활성형상모델, 형상 정보, 기하학 정보, 전립선, 자기공명영상

Abstract In this paper, we propose an automatic segmentation of the prostate using intensity distribution and gradient information in MR images. First, active shape model using adaptive intensity profile and multi-resolution technique is used to extract the prostate surface. Second, hole elimination using geometric information is performed to prevent the hole from occurring by converging the surface shape to the local optima. Third, the surface shape with large anatomical variation is corrected by using 2D gradient information. In this case, the corrected surface shape is often represented as rugged shape which is generated by the limited number of vertices. Thus, it is reconstructed by using surface modelling and smoothing. To evaluate our method, we performed the visual inspection, accuracy measures and processing time. For accuracy evaluation, the average distance difference and the overlapping volume ratio between automatic segmentation and manual segmentation by two radiologists are calculated. Experimental results show that the average distance difference was $0.3\pm 0.21\text{mm}$ and the overlapping volume ratio was $96.31\pm 2.71\%$. The total processing time of twenty patient data was 16 seconds on average.

Key words : Automatic Segmentation, Active Shape Model, Shape Information, Geometry Information, Gradient Information, Prostate, MRI

* 본 연구는 2009학년도 서울여자대학교 컴퓨터과학연구소 교내학술연구비의 지원에 의해 수행되었습니다. 본 논문에서 사용한 MR 데이터 및 연구를 위해 조인을 주신 분당서울대병원 영상의학과 이학중 교수님과 황성일 교수님께 감사의 말씀을 전합니다.

[†] 학생회원 : 서울여자대학교 컴퓨터학과
yujin.jang@swu.ac.kr

^{**} 정 회 원 : 서울여자대학교 미디어학부 교수
hhong@swu.ac.kr
(Corresponding author)

논문접수 : 2009년 4월 14일
심사완료 : 2009년 11월 13일

Copyright©2010 한국정보과학회 : 개인 목적이나 교육 목적인 경우, 이 저작물의 전체 또는 일부에 대한 복사본 혹은 디지털 사본의 제작을 허가합니다. 이 때, 사본은 상업적 수단으로 사용할 수 없으며 첫 페이지에 본 문구와 출처를 반드시 명시해야 합니다. 이 외의 목적으로 복제, 배포, 출판, 전송 등 모든 유형의 사용행위를 하는 경우에 대하여는 사전에 허가를 얻고 비용을 지불해야 합니다.

정보과학회논문지 : 소프트웨어 및 응용 제37권 제2호(2010.2)

1. 서론

전립선암이나 전립선 비대증과 같은 전립선질환 진단과 방사선 치료 계획 그리고 영상유도수술 계획 등을 위하여 자기공명영상(MRI: Magnetic Resonance Imaging)에서 전립선을 분할하는 것은 우선적으로 수행해야 할 과정이다. 병원에서 임상적에 의해 일반적으로 이루어지는 수동분할의 경우 시간이 오래 걸리고, 분할하는 임상적에 따라서 서로 다른 분할 결과를 보이므로 자동으로 재현성 있게 분할하는 기법이 필요하다. 그러나, 그림 1과 같이 MR 영상에서 전립선은 주변 조직의 밝기값과 유사하게 나타나고, 임상적으로 전립선의 형태가 다양하기 때문에 자동으로 분할하는데 한계가 있다.

MR 영상에서 전립선을 반자동 혹은 자동으로 분할하는 기존 연구로는 크게 밝기값 및 기울기 기반 분할기법, 통계정보 기반 분할기법 그리고 형태정보 기반 분할기법으로 나누어볼 수 있다. 먼저, 밝기값 기반 자동분할 기법으로 Allen[1] 등은 밝기값 정보를 기반으로 하는 복셀 분포 분류법(voxel classification)을 사용하여 전립선의 중심대영역(CG: Central Gland)과 말초대영역(PZ: Peripheral Zone) 그리고 배경영역으로 분류했다. 복셀 분포 분류법은 영상의 히스토그램을 세 개의 가우시안 모델로 표현함으로써 밝기값 분포에 따라 분류하고자 하는 영역에 속할 수 있는 확률을 계산하여 분류하는 것으로 활성형상모델 기반 분할의 초기 분할 정보

로 사용된다.

기울기 정보 기반 분할 기법으로 Samiee[2] 등은 MR 영상의 융선(ridge) 정보를 이용하여 외곽선에 대한 방향성 정보를 산정하여 분할하는 반자동 기법을 제안했다. Zwiggelaar[3] 등은 극좌표 변환을 적용하여 영상을 변환한 후, 변환된 영상에서 캐니검출기법을 적용하여 얻은 기울기 정보를 추적하여 분할하는 반자동 기법을 제안했다. Vikal[4] 등은 영상강화(image enhancement)를 시킨 후, 캐니검출기법을 이용하여 기울기 정보를 산정하고, 전립선 형태에 대한 사전 지식을 기반으로 잘못된 기울기 정보를 제외시켜나감으로써 외곽선을 검출했다. Jang[5] 등은 영상의 중심에서 일정 간격으로 방사선을 생성하여 기울기 및 밝기값 정보를 기반으로 외곽지점을 검출하고, B-스플라인 기법으로 잘못 검출된 지점을 보정하여 분할하였다. 이와 같은 밝기값이나 기울기 정보 기반의 분할기법은 주변 조직과 유사한 밝기값을 가지는 부위에서 경계 정보가 불명확하기 때문에 정확하게 분할하기 어려운 문제점을 가진다.

통계정보 기반 분할 기법으로 Fan[6] 등은 통계정보를 기반으로 하는 MCMC(markov chain monte carlo) 알고리즘을 기반으로 분할하고자 하는 객체를 나타내는 이상적인 제안분포도를 정의하고, 이로부터 랜덤모수를 추출하여 사전확률에 따라 수렴하거나 배제함으로써 분할하는 기법을 제안했으나, 통계정보 기반의 분할기법은 오랜 반복적 계산과정과 정확한 수락확률을 정의하기



(a) 전립선 경계가 불명확한 영상



(b) 전립선 형태가 다양한 영상

그림 1 MR 영상에서 전립선 부위 예

어려운 문제점을 가진다.

형태정보 기반 분할기법으로 Klein[7,8] 등은 사전에 정의된 아틀라스(atlas) 영상을 이용하여 B-스플라인 기반의 비강체 정합기법을 제안했다. 이 때, 여러 개의 아틀라스 영상을 이용하여 해부학적으로 다양한 형상을 가짐으로써 발생하는 한계점을 해결하고자 했다. Betrouni[9] 등은 형상정보를 기반으로 분할 한 후, 퍼지집합(fuzzy set) 기법을 이용하여 분할 정보를 보정하는 기법을 제안했다. Yanong[10] 등은 2차원과 3차원 활성형상모형을 혼합하여 분할하는 기법을 제안했다. Toth[11] 등은 전립선 부위의 특징을 나타내는 여러 개의 영상 정보를 이용한 활성형상모형 기반의 분할기법을 제안했다. 이 때, 분할하고자 하는 데이터의 영상과 특징 정보를 나타내는 여러 개의 영상 간 유사성을 측정하는 상호 정보(mutual information) 기법을 제안했다. Duay[12] 등은 사전에 정의한 아틀라스 영상과 분할하고자 하는 데이터 간의 B-스플라인 기반의 전역적 정합을 수행하고, 정합된 영상에 대하여 레벨-셋 속도 함수를 기반으로 하는 지역적 정합을 통하여 전립선 분할을 시도했다. 이와 같은 형상정보 기반 분할기법은 훈련 집합의 형상 정보에 분할 정확성의 영향을 많이 받는 한계점을 가진다.

따라서 본 논문에서는 3차원 전립선 형상 표면의 밝기값 분포와 2차원 기술기 정보를 이용한 활성형상기반 분할 기법을 제안한다. 형상정보 기반의 활성형상모형을 이용하여 전립선의 밝기값이 주변과 유사하게 나타나는 부위에서도 정확하게 분할하고, 기하학적 정보를 이용한 홀 방지 기법을 제안함으로써 활성형상모형의 지역적 최적화 문제로 발생하는 홀을 방지한다. 또한, 형상정보를 사용하는 한계점을 해결하기 위하여 기술기 정보를 이용한 경계선 보정 기법을 제안함으로써 형상이 다양하더라도 견고하게 분할하고자 한다.

논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 활성형상모형 기반의 기하학적 정보와 기술기 정보를 이용한 전립선 자동 분할 기법을 설명하고, 3장에서는 본 제안방법을 MR 전립선 영상에 적용한 결과를 제시하며, 분할결과

에 대한 육안 평가와 정확성 평가를 위하여 두 명의 임상 의에 의한 분할 결과와 제안방법을 통한 분할 결과 간의 평균거리차이, 중복분류비율 및 수행시간을 제시한다. 마지막으로 4장에서 본 논문에서 제안한 밝기값 분포 및 기술기 정보를 사용한 활성형상모형 기반의 전립선 자동분할 기법에 대한 결론을 맺는다.

2. 밝기값 분포 및 기술기 정보를 이용한 활성형상모형 기반의 자동 분할

그림 2는 본 제안방법의 순서도로 밝기값 분포 및 기술기 정보를 이용한 활성형상모형 기반의 전립선 자동 분할 기법을 나타낸다. 첫째, 전립선의 밝기값이 주변 조직과 유사하게 나타나는 부위에서도 정확하게 분할하기 위하여 적응적 밝기값 프로파일 기법을 이용한 형상정보 기반의 3차원 활성형상모형에 의해 적합(fitting)한다. 둘째, 활성형상모형을 이용한 분할 과정에서 지역적 최적화의 영향으로 홀이 발생하는 문제점을 해결하기 위하여 전립선의 해부학적 형상을 나타내는 기하학적 정보를 이용한 홀 방지 기법을 제안한다. 마지막으로, 활성형상모형 기법을 사용하여 분할 시, 통계형상모형과 변이가 큰 데이터에 대해서 견고하게 분할하기 어려운 문제점을 해결하기 위하여 2차원 기술기 정보를 이용한 경계선 보정 기법을 제안한다. 특히, 형상표면을 구성하는 정점이 통계형상모형의 정점 개수로 한정되어 표현되기 때문에 분할하고자 하는 데이터의 형상이 평균 크기보다 큰 경우 매끄럽지 못하게 표현되는 문제점을 표면 재구성 및 평활화 과정을 통해 해결한다.

2.1 활성형상모형 기반 형상 적합

전립선의 밝기값이 주변 조직과 유사하게 나타나는 부위에서 경계 정보가 불명확하므로, 밝기값이나 기술기 정보로 분할 시 발생하는 한계점을 극복하기 위하여 형상정보 기반의 활성형상모형을 이용한 적합 기법을 제안한다.

활성형상모형 기법을 사용한 자동 분할을 수행하기 위해서는 훈련 집합을 구성하여 통계형상모형 및 평균

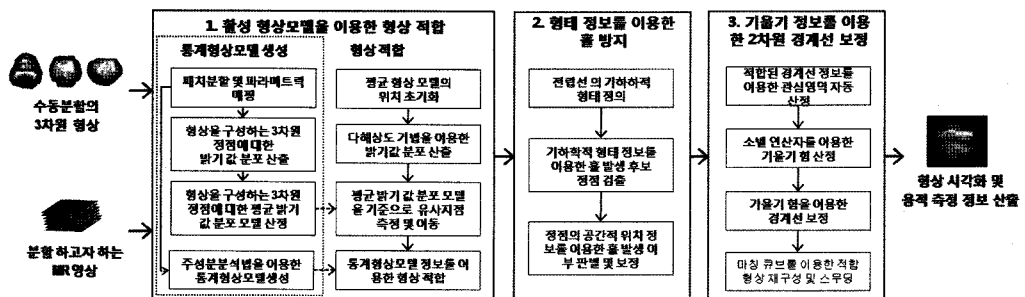


그림 2 제안방법의 순서도

밝기값 분포 모델을 생성하는 과정이 필요하다. 이를 통해 생성되는 통계형상모델은 평균형상(mean shape)과 주변형 성분(principal axis) 및 변형 모드(variation mode)로 표현되는 방법으로 수동 분할된 정보를 기반으로 생성한 3차원 형상에 대하여 패치분해(patch decomposition) 및 파라메트릭 매핑(parametric mapping) 후, 주성분 분석(principal component analysis) 기법을 적용하여 생성하며[13], 본 논문에서는 이전 연구로 수행된 통계형상모델 생성 기법[14,15]을 적용하여 전립선 통계형상모델을 생성한다.

형상정보 기반의 활성형상모델을 이용한 적합 과정은 밝기값 분포 생성, 형상 예측 및 변형으로 이루어진다. 그림 3은 밝기값 분포 생성과정을 나타내며, 분할하고자 하는 데이터의 밝기값 분포와 통계형상모델에 대한 평균 밝기값 분포 생성은 식 (1)을 적용하여 산정할 수 있다.

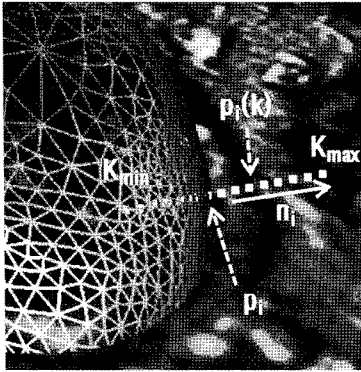


그림 3 법선 방향의 밝기값 분포 생성

$$I(p_i(k)) = p_i + \sum_{j=0}^k n_j, \quad (k_{\min} \leq k \leq k_{\max}) \quad (1)$$

$$I_m(p_i(k)) = \frac{1}{N_m} \sum_{j=1}^m p_i^j(k)$$

이 때, $I(p_i(k))$ 는 분할하고자 하는 데이터에서 추출한 밝기값이고, $I_m(p_i(k))$ 는 훈련 집합의 평균 밝기값이다. $p_i(k)$ 는 형상을 구성하는 i 번째 3차원 정점 p_i 를 기준으로 법선벡터 n 방향으로 k 번째 샘플링 복셀 좌표를 의미하며, k_{\min} 과 k_{\max} 은 정점 p_i 를 기준으로 전면과 후면의 프로파일 길이이다. N_m 은 훈련 집합을 구성하는 데이터들의 개수이고, $j=1, 2, \dots, N_m$ 이다.

밝기값 프로파일 길이와 다해상도 접근 기법에 따른 각 해상도의 복셀 크기는 적응적 밝기값 추출 기법을 통해서 산정한다. 적응적 밝기값 추출 기법은 프로파일 길이 산정시, 분할하고자 하는 객체의 크기가 평균형상과 차이가 큰 경우 넓은 밝기값 프로파일 범위에서 최

적의 위치를 탐색하고, 평균형상과 유사한 크기를 가지는 경우 상대적으로 좁은 밝기값 프로파일 범위에서 최적의 위치를 탐색함으로써 잡음의 영향을 최소화 할 수 있도록 한다. 다해상도 기법은 저해상도에서 어느 정도 외곽선을 추정한 후, 고해상도로 이동하면서 형상의 외곽선 분할의 정확도를 향상시켜가는 기법으로 원 영상, 1/2, 1/4 해상도를 가지는 3단계 해상도를 사용한다.

형상 예측 과정은 분할하고자 하는 객체의 밝기값 분포와 평균 밝기값 분포 모델 간의 유사성 측정을 통해 최적화된 지점으로 정점을 이동함으로써 활성형상을 예측한다. 활성형상모델에서 유사성 측정 기법은 일반적으로 두 패턴 사이의 상관성을 나타내는 마할라노비스 거리(mahalanobis distance)를 사용하지만, 공분산 행렬의 불안정성과 데이터가 가우시안 분포를 따라야하는 마할라노비스 거리 측정법의 기본 가정을 항상 만족하기는 어렵기 때문에[16] 본 논문에서는 평균 밝기값 분포 모델의 분산에 반비례하는 정규화된 유클리디안 거리(normalized euclidean distance)를 사용한다. 정규화된 유클리디안 거리는 식 (2)와 같다.

$$\tilde{p}_i^t = n_i d_i + p_i^t \quad (2)$$

$$d_i = \frac{1}{N} \sqrt{\sum_{k=0}^N \left(\frac{I(p_i(k)) - I_m(p_i(k))}{\sigma} \right)^2}$$

이 때, \tilde{p}_i^t 은 t 시점에서 활성형상표면을 구성하는 i 번째 정점의 예측된 지점으로, 정점 p_i^t 에서 법선 벡터 n 방향으로 정규화된 유클리디안 거리 d 를 이용하여 산출된 최적의 지점으로부터 떨어진 거리만큼 정점을 이동한다. 정규화된 유클리디안 거리 d 는 분할하고자 하는 데이터의 밝기값 프로파일과 평균 밝기값 프로파일 간의 밝기값 차이를 나타낸다. σ 은 훈련 집합에서 i 번째 정점의 평균 밝기값에 대한 표준편차이고, N 은 밝기값 프로파일 길이를 나타낸다.

형상 변형 과정에서는 통계형상정보를 이용하여 활성형상을 변형시키기 위해 예측 형상을 표현하는 변형모드를 산정한다. 변형모드는 예측형상과 활성형상의 각 정점간 거리 차의 제곱합 D^{t+1} 을 최소로 하는 식 (3)을 통해 산정할 수 있다.

$$X_{t+1} = \bar{X} + P b_i^{t+1} \quad (3)$$

$$D^{t+1} = \| \bar{X} + P b^{t+1} - \tilde{X}^t \|^2$$

$$b^{t+1} = P^T (\tilde{X}^t - \bar{X})$$

이 때, \bar{X} 은 평균형상이고, \tilde{X}^t 은 t 시점에서 최적화된 예측형상이며, 주변형 성분 행렬 P 는 역행렬이 전치행렬 P^T 과 같은 직교행렬로 산정된 변형 모드 b^{t+1} 을 적

용하여 통계형상정보를 만족하면서 평균 밝기값 분포에 유사하게 변형하는 $t+1$ 시점의 활성형상을 산출한다. 이 과정은 통계형상정보에 의해 변형된 활성형상이 일정 이하로 변화가 없거나 최대 반복횟수를 만족할 때까지 수행한다.

3차원 형상정보와 형상표면의 밝기값 분포 정보를 이용한 활성형상모델을 적용하여 주변조직과 유사한 밝기값을 가지는 부위에서도 정확하게 적합하고, 적응적 밝기값 프로파일 생성 기법을 이용하여 분할하고자하는 데이터의 크기를 고려한 프로파일 길이를 적응적으로 산정함으로써 잡음의 영향을 최소화하며, 다중 해상도 접근기법을 사용하여 평균형상의 초기위치 영향을 최소화한다.

2.2 기하학 정보를 이용한 홀 방지

3차원 활성형상모델을 이용한 형상 적합 단계에서 지역적 최적화의 영향으로 홀이 발생하는 문제를 해결하기 위하여 기하학 정보를 이용한 홀 방지 기법을 제안한다. 홀 발생은 형상을 구성하는 점들의 z 축 변위 정보에 의한 것으로, 일반적으로 임의의 슬라이스 와 인접한 슬라이스는 유사한 분할정보를 가지는데, 예외적으로 인접한 슬라이스에서의 분할 정보가 갑자기 손실되는 부위에서 나타난다.

기하학 정보를 이용한 홀 방지 기법은 2차원 영상 단위로 적용되며 기하학적 형태 정의, 후보 정점 검출, 정점 판별 및 보정으로 이루어진다. 기하학적 형태 정의 과정에서는 적합 된 경계선을 표현하는 형태를 정의하기 위하여, 해부학적으로 전립선이 가지고 있는 밤틀모양의 둥근 형상을 고려한 원의 형태로 정의한다. 원의 형태는 적용되는 영상을 중심으로 일정한 공간 범위에 해당하는 3차원 정점들의 2차원 위치 정보를 이용하여 산정한다. 식 (4)는 원의 중심과 반지름을 산정하는 수식이다.

$$P = \{x_1, x_2, x_3, \dots, x_n, y_1, y_2, y_3, \dots, y_n\} \tag{4}$$

$$C(x, y) \begin{cases} x = \frac{1}{2}(MINx(P) + MAXx(P)) \\ y = \frac{1}{2}(MINy(P) + MAXy(P)) \end{cases}$$

$$R = \frac{1}{2}(ED(C(x), MINx(P)) + ED(C(y), MINy(P)))$$

이 때, P 는 현재 적용되는 영상에서 공간적으로 일정한 범위 내에 속하는 3차원 정점의 2차원 위치 정보만을 가지는 정점 집합이고, $C(x, y)$ 와 R 은 원의 중심과 반지름을 의미한다. $MINx(P)$ 과 $MAXx(P)$ 는 집합 P 에서 최소값과 최대값을 갖는 x 좌표를 나타내며, $MINy(P)$ 와 $MAXy(P)$ 는 집합 P 에서 최소값과 최대값을 갖는 y 좌표를 나타낸다. ED 는 유클리디안 거리로, 원의 x 축 중심 $C(x)$ 에서 가장 멀리 떨어져 있는 정점과의 거리

와 y 축 중심 $C(y)$ 에서 가장 멀리 떨어져 있는 정점과의 거리에 대한 평균으로 반지름을 산정한다.

후보 정점 검출 과정에서는 정의된 원의 형태 정보를 이용하여 원 내부에 속하는 정점에 대하여 홀을 발생시키는 후보 정점으로 검출한다. 식 5는 원 형태의 반지름 정보를 이용하여 후보 정점을 검출하는 수식이다.

$$\begin{cases} p \in F, & ED(C(x, y), p) < R \\ p \notin F, & ED(C(x, y), p) \geq R \end{cases} \tag{5}$$

이 때, F 는 보정해야할 후보 정점의 집합으로, 현재 적용되는 영상에서 공간적으로 일정한 범위 내에 속하는 정점 p 가 원의 중심 $C(x, y)$ 로부터 떨어진 거리를 원의 반지름 R 과 비교하여 검출한다.

홀을 발생시키는 정점 판별 및 보정 과정에서는 산출된 후보 정점이 실제 홀을 발생시키는지 판별하고, 판별된 정점의 공간적 위치 정보를 보정함으로써 홀 발생을 방지한다. 식 (6)은 홀을 발생시키는 정점을 판별하고 보정하는 수식이다.

$$\tilde{p}_z = \begin{cases} p_z \pm w, & Thr_{slice} < p_z \leq S_{current} \\ p_z, & Thr_{slice} \geq p_z > S_{current} \end{cases} \tag{6}$$

이 때, $S_{current}$ 는 현재 적용되는 슬라이스 영상의 z 축 위치 정보이고, Thr_{slice} 는 $S_{current}$ 로부터 일정간격 떨어진 z 축 정보를 나타내는 값이다. \tilde{p}_z 은 보정된 정점의 공간적 위치 정보를 나타내고, p_z 는 홀을 발생시키는 후보 정점의 공간적 위치 정보이다. 홀을 발생시키는 정점으로 판별될 경우, 정점의 공간적 위치 정보를 w 만큼 일정하게 보정함으로써 홀의 발생을 방지한다. w 는 실험을 통해 얻은 상수로 해부학적 정보를 고려하여 홀이 발생한 부위가 기저부일 경우에는 $-w$ 을 적용하고, 중앙부와 첨단부의 경우는 $+w$ 을 적용한다.

분할하고자 하는 데이터가 가지고 있는 해부학적 특징을 고려한 기하학 정보를 기반으로 홀의 발생을 방지함으로써 활성형상모델을 이용한 적합 과정에서의 정확성을 높인다.

2.3 기울기 정보를 이용한 경계선 보정

전립선의 첨단부는 형상이 다양할 뿐 아니라 비대로 인한 형상 변형이 다양하게 나타난다. 활성형상기반의 분할 시도 시, 통계형상모델과 비교하여 변이가 큰 형상에 대해서 정확하게 분할하기 어려운 한계점을 해결하기 위하여 2차원 영상의 기울기 정보를 이용한 경계선 적합 기법을 제안한다. 비대로 인해 변형된 전립선의 첨단부는 영상에서 높은 밝기값으로 표현되는 방광과 함께 나타나기 때문에 외곽선에 존재하는 기울기 정보를 이용하여 경계선을 보정함으로써 정확성을 높인다. 분할하고자 하는 데이터는 전립선을 중심으로 촬영한 영상으로, 전체 영상 데이터와 실제 전립선이 나타나는 영상

데이터 간의 비율을 이용하여 형상의 크기에 대한 변이를 자동 판별하여 평균 이상의 크기를 가지는 전립선 데이터일 경우 추가적으로 본 과정을 수행한다.

기울기 정보를 이용한 2차원 경계선 보정은 관심 영역 산정, 기울기 힙 산정 및 보정, 재구성 과정으로 이루어진다. 관심 영역 산정은 잡음의 영향을 최소화 하고, 기울기 힙을 산정하는데 있어서 계산 비용을 줄이기 위함으로 적합한 경계선에서 일정 상수만큼 확장하여 최적의 관심영역을 정의한다.

기울기 힙 산정 및 보정 과정은 적합한 경계선 위의 각 정점에 기울기 힙을 부여하여 경계선을 보정한다. 적합한 경계선의 위치 정보는 사슬코드(chain code)[17] 기법을 이용하여 정의하고, 기울기 정보는 자동 산정된 관심 영역에서 산정한다. 기울기 정보 산정 시, 주변 잡음의 영향력을 이차적으로 감소시키기 위하여 소벨 연산자[18]를 사용한다. 산정된 기울기 정보는 ICP(Iterative closest point)[19]기법을 이용하여 경계선 위의 정점과 대응시켜 식 (7)과 같이 적합한 경계선 위의 각 정점이 이동해야 할 방향과 힙의 크기를 정의한다.

$$\tilde{p}_j = p_j + GUV(p_j) \parallel \operatorname{argmin}_d(d(g, p_j)) \parallel \quad (7)$$

이 때, \tilde{p}_j 는 경계선 위의 j 번째 정점 p_j 에 정의된 기울기 힙에 의해 보정된 위치를 나타낸다. GUV 는 해당 정점에 부여된 기울기 힙의 방향을 나타내는 단위 벡터이고, $\|\cdot\|$ 은 기울기 힙의 크기를 나타내는 놈(norm)이며, d 는 일정 이상의 기울기 정보가 존재하는 위치 g 와 경계선 위의 정점 p_j 간의 유클리디언 거리(euclidean distance)이다.

마지막으로, 형상을 구성하는 정점의 개수는 통계형상모델의 정점 개수로 한정되어 표현되기 때문에 분할하고자 하는 데이터의 형상이 평균 크기보다 큰 경우, 때때로 표현되는 문제점을 해결하기 위하여 마칭큐브[20] 기법을 이용한 표면 재구성[21] 및 평활화[22] 과정을 통해 매끄러운 형상을 표현한다.

2차원 영상의 기울기 힙을 이용하여 적합한 경계선을 보정함으로써 통계형상모델과 변이가 큰 데이터에서 견고하게 분할하고, 특히 해부학적으로 변이가 큰 첨단부에서 정확하게 분할한다.

3. 실험 및 결과

본 실험에서 사용한 데이터는 PHILIPS Gyroscan Intera 3.0T MR에서 촬영된 서로 다른 환자로부터 획득한 20개의 전립선 MR영상을 사용하였다. 영상 크기는 512×512, 픽셀 크기는 0.29×0.29mm 또는 0.31×0.31mm, 슬라이스 간격은 4.0mm 또는 3.9mm인 슬라이스 24~28장의 전립선암 환자데이터를 사용하였다. 본

제안방법의 정확성을 평가하기 위하여 육안평가와 임상 의의 수동분할 결과와 제안방법간의 평균거리차이, 중복 볼륨비율을 측정하였다.

그림 4는 일반적인 크기와 비대한 크기를 가지는 전립선에 대한 분할 결과로 각 행은 서로 다른 데이터에 대한 결과이고, 각 열은 전립선의 기저부, 중앙부, 첨단부에서의 2차원 분할결과와 3차원 표면렌더링 결과를 나타낸다. 일반 전립선 크기를 가지는 데이터에 대한 분할 결과를 통하여 활성형상모델을 통한 적합 과정과 홀보정기법을 적용함으로써 전립선의 주변과 유사한 밝기 값을 가지는 부위 및 전립선의 기저부와 중앙부 그리고 첨단부에서 모두 정확하게 분할됨을 알 수 있고, 기울기 정보를 이용한 경계선 적합 기법을 추가적으로 적용함으로써 통계형상모델과 변이가 큰 형상의 중앙부 뿐 아니라 다양한 형상을 가지는 기저부와 첨단부에서 견고하게 분할되었음을 알 수 있다.

그림 5는 비대한 전립선 데이터에서 형상의 변이가 큰 첨단부의 2차원 분할결과로 상단 행은 기존의 활성형상모델을 통한 분할 결과이고, 하단 행은 제안방법을 통한 분할 결과이다. 활성형상모델은 변이가 큰 형상에 대하여 정확하게 분할하기 어려운 문제점을 가지고 있기 때문에 정확성이 떨어지는 분할 결과를 볼 수 있으나 제안방법을 통하여 형상의 변이가 큰 첨단부에서도 정확하게 분할할 수 있었다.

정확성 평가 중 평균거리차이는 두 명의 임상전문가가 자체 개발 분할수정 소프트웨어인 Arche를 사용하여 수동분할한 결과와 제안방법을 이용하여 자동 분할한 결과인 전립선의 외곽선 간 거리를 식 (8)과 같이 측정한다.

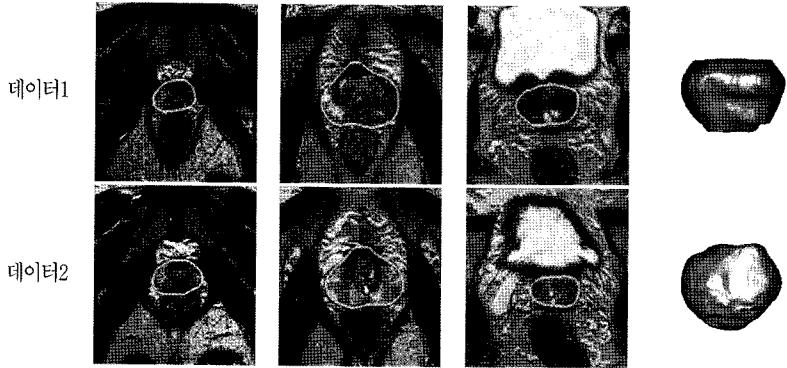
$$ADD = \frac{1}{N} \sum_{i=0}^N D(A_i, B_i) \quad (8)$$

$$D(A_i, B_i) = \sqrt{(A_{i,x} - B_{i,x})^2 + (A_{i,y} - B_{i,y})^2}$$

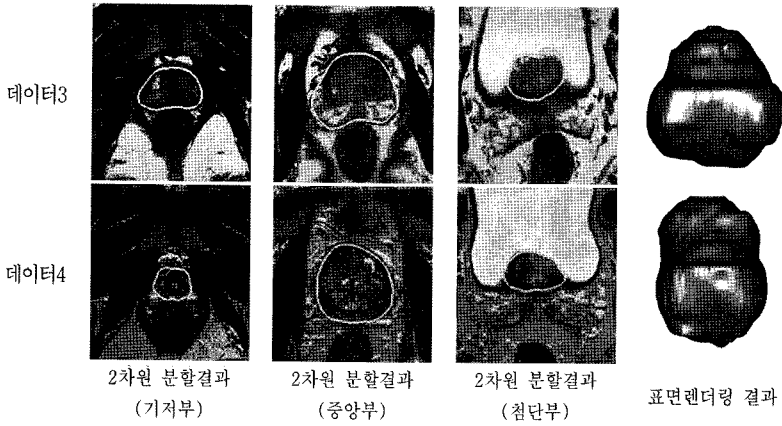
이 때, A 는 자동 분할한 경계선 상의 i 번째 정점을 나타내고 B 는 수동 분할 한 경계선 상의 정점을 나타내며, N 은 자동 분할 한 경계선을 구성하는 정점의 수를 나타낸다. D 는 자동 분할한 외곽선 위의 정점과 수동 분할한 경계선 위의 정점 사이의 유클리디언 거리이다.

그림 6은 본 실험에서 사용된 20개의 실험데이터에 대하여 분할된 경계선 간 평균 거리 차이를 박스 plot으로 나타낸 그래프이다.

실험 결과 수동분할1, 수동분할2, 자동 분할에 대한 외곽선 간 평균 거리 차이와 표준편차는 수동분할1 : 자동 분할에서 0.28±0.22, 수동분할2 : 자동 분할에서 0.31±0.19, 그리고 수동분할1 : 수동분할2는 0.27±0.16로 측정되었다. 이는 픽셀 크기보다 작거나 유사한 수치로 제안



(a) 일반 전립선 크기 데이터 분할 결과



(b) 전립선 비대 데이터 분할 결과

그림 4 전립선 분할 결과

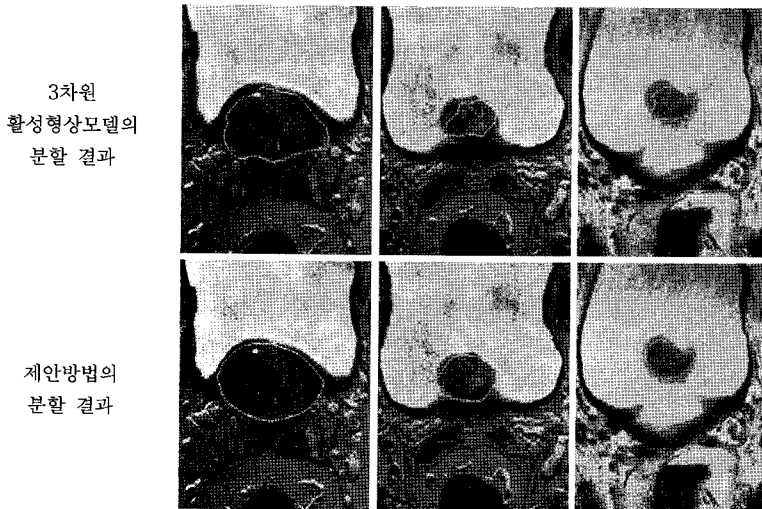


그림 5 기존 활성형상모델 방법과 제안방법의 분할 결과

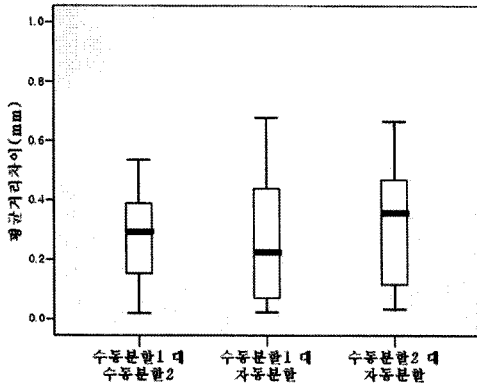


그림 6 분할된 전립선 간 평균 거리 차이 측정 결과

방법을 통하여 정확하게 분할되었음을 알 수 있다. 평균 거리차이가 0.3mm 이상 차이를 보이는 데이터의 경우 평균형상모델 크기와 차이를 가지고 있었고, 두 전문가에 의한 수동 분할 간 차이는 주로 다양한 형상으로 나타나는 전립선의 첨단부에서 발생하였다.

정확성 평가 중 중복분류비율은 두 명의 임상 전문가가 분할 한 결과와 제안방법을 적용한 결과의 분류 간 중복 비율을 식 (9)와 같이 측정한다.

$$\Omega = \frac{TP}{TP+FP+TN} \times 100\% \quad (9)$$

이 때, TP(true positive)는 제안방법과 수동분할에서 모두 분할된 영역이고, FP(false positive)는 제안방법은 분할되었지만 수동분할은 분할되지 않은 영역을 나타낸다. TN(true negative)은 수동분할은 이루어졌지만 제안방법에서는 분할되지 않은 영역을 나타낸다.

그림 7은 분할 된 전립선 분류에 대한 중복 비율의 측정 결과를 박스 plot으로 나타낸 그래프이다.

측정된 중복분류비율의 평균과 표준편차는 수동분할1 : 자동 분할에서 96.15±2.79%, 수동분할2 : 자동분할에

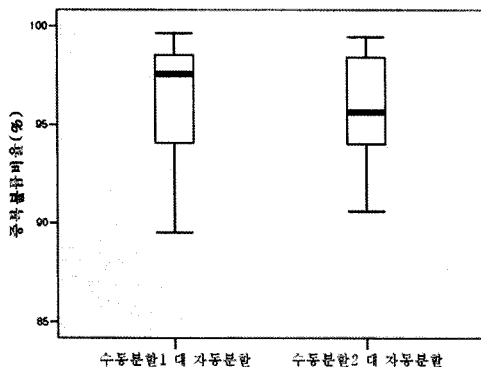


그림 7 수동분할과 자동분할 분류 간의 중복 비율 측정 결과

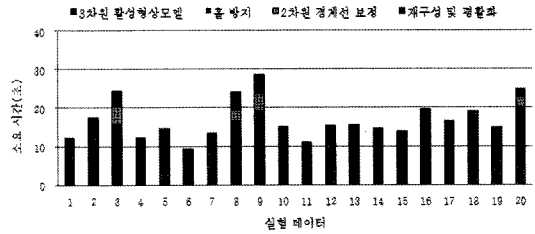


그림 8 제안방법의 수행시간 측정 결과

서 95.66±2.46로 측정되었다. 수동분할과 제안방법을 적용한 자동분할 간의 유사성을 통계적으로 평가하기 위하여 대응표본 T검정(paired T-test)을 이용하여 비교 분석한 결과, 수동분할1 : 자동분할과 수동분할2 : 자동분할에서 유의확률은 각각 0.369와 0.24로 0.05보다 크게 측정되었기 때문에 수동분할과 자동분할 결과 간의 차이가 없음을 알 수 있다.

본 실험은 인텔 코어2쿼드 6600 2.4GHZ CPU와 3.0GB 메모리를 장착한 PC에서 수행하였다. 그림 8은 제안방법의 활성형상모델을 이용한 적합 단계, 기하학 정보를 이용한 홀 방지 단계, 기울기 정보를 이용한 경계선 보정 단계 그리고 표면재구성 및 평활화 단계로 구분하여 수행시간을 측정한 결과이다. 제안방법의 평균 수행시간은 16.7초이며, 3차원 활성형상모델 수립 이후 수행되는 홀 방지 단계에서는 아주 적은 수행시간을 필요로 했다. 전립선 비대가 있는 데이터에 대하여 추가 적용되는 2차원 경계선 보정 단계와 재구성 및 평활화 단계에서는 평균 4초 정도의 추가 수행시간이 필요했다.

4. 결론

본 논문에서는 MR 영상에서 밝기값 분포와 기울기 정보를 이용한 활성형상모델 기반의 전립선 자동 분할 기법을 개발하였다. 전립선 분할을 위하여 제안한 밝기값 분포 정보를 이용한 3차원 활성형상모델을 통해 주변과 유사한 밝기값을 가지는 부위에서도 정확하게 분할 할 수 있었고, 지역적 최적화 문제를 해결하기 위하여 제안한 기하학 정보를 이용한 홀 방지 기법으로 홀이 생기는 부위를 보정함으로써 홀의 발생을 방지할 수 있었다. 또한 형상정보를 사용하는 활성형상모델의 한계점을 해결하기 위하여 제안한 2차원 기울기 정보를 이용한 경계선 보정 기법으로 통계형상모델과 변이가 큰 데이터도 견고하게 분할하고, 특히 해부학적으로 다양한 형상으로 나타나는 전립선의 첨단부에서 정확하게 분할 할 수 있었다. 이 때, 보정된 경계선 정보를 이용하여 형상의 표면재구성 및 평활화 과정을 통해, 통계형상모델과 변이가 큰 형상의 경우 제한된 점정에 의해 매끄럽지 못하게 표현되는 한계점을 해결하였다. 제안방법의

정확성 평가 결과 평균거리차이는 $0.3 \pm 0.21\text{mm}$ 측정되었고, 중복볼륨비율은 $96.31 \pm 2.71\%$ 로 95%이상의 중복비율이 측정되었다. 이 때, 대응표본 T검정을 이용하여 수동분할과 제안방법 간의 결과가 유사함을 통계적으로 검증하였다. 또한, 제안방법을 적용한 자동분할의 수행시간은 평균 16.7초로 20초 이내의 빠른 수렴을 보였다. 본 제안방법은 전립선암이나 비대증과 같은 질한 진단과 방사선 요법을 이용한 전립선암 치료 그리고 영상보조수술 계획에 활용될 수 있으며, 전립선 데이터 뿐 아니라 분할하고자 하는 객체의 밝기값이 주변과 유사하고 다양한 형상을 가지는 객체에 대하여 정확하게 분할하고자 할 때 응용될 수 있다.

참 고 문 헌

- [1] P. D. Allen, J. Graham, D. C. Williamson, C. E. Hutchinson, "Differential Segmentation of the Prostate in MR Images Using Combined 3D Shape Modelling and Voxel Classification," *ISBI IEEE*, pp.410-413, 2006.
- [2] M. Samiee, G. Thomas, R. Fazel-Rezai, "Semi-Automatic Prostate Segmentation of MR Images Based on Flow Orientation," *IEEE International Symposium on Signal Processing and Information Technology*, pp.203-207, 2006.
- [3] R. Zwigelaar, Y. Zhu, S. Williams, "Semi-automatic Segmentation of the Prostate," *Lecture Notes in Computer Science 2652, Springer-Verlag, Berlin Heidelberg New York*, pp.1108-1116, 2003.
- [4] S. Vikal, S. Haker, C. Tempny, G. Fichtinger, "Prostate contouring in MRI guided biopsy," *MICCAI 2008 Prostate Workshop*, 2008.
- [5] Y. Jang, H. Jo, H. Hong, "Automatic Segmentation of the Prostate in MR Images using Image Intensity and Gradient Information," *Journal of KIISE: Computing Practices and Letters*, vol.15, no.9, pp.695-699, 2009.
- [6] A. C. Fan, J. W. Fisher, W. M. Wells, J. J. Levitt, A. S. Willsky, "MCMC Curve Sampling for Image Segmentation," *MICCAI*, vol.10, no.Pt2, pp.477-485, 2007.
- [7] S. Klein, UA. Van der Heide, IM. Lips, M. Van Vulpen, M. Staring, JP. Pluim, "Automatic segmentation of the prostate in 3D MR images by atlas matching using localized mutual information," vol.35, no.4, pp.1407-1417, 2008.
- [8] S. Klein, UA. Van der Heide, IM. Lips, M. Van Vulpen, M. Staring, JP. Pluim, "Automatic segmentation of the prostate in 3D MR images by atlas matching using localized mutual information," *Medical Physics*, vol.35, no.4, pp.1407-1417, 2008.
- [9] N. Betrouni, P. Puech, A. Dewalls, R. Lopes, P. Dubois, M. Vermandel, "3D automatic segmentation and reconstruction of prostate on MR images," *Conf. Proc. IEEE EMBS*, vol.1, pp.5259-5262, 2007.
- [10] Y. Zhu, S. Williams, R. Zwigelaar, "A Hybrid ASM Approach for Sparse Volumetric Data Segmentation," *Proc. of Medical Image Understanding and Analysis*, vol.17, no.2, pp.252-258, 2007.
- [11] R. Toth, J. Chappelow, M. Resen, S. Pungavkar, A. Kalyanpur, A. Madabhushi, "Multi-Attribute Non-Initializing Texture Reconstruction Based Active Shape Model(MANTRA)," *Lecture Notes in Computer Science*, vol.5241, pp.653-661, 2008.
- [12] V. Duay, N. Houhou, J. Thiran, "ATLAS-BASED SEGMENTATION OF MEDICAL IMAGES LOCALLY CONSTRAINED BY LEVEL SETS," *ICIP, IEEE*, vol.2, pp.II: 1286-1289, 2005.
- [13] M. B. Stegmann, D. D. Gomez, "A Brief Introduction to Statistical Shape Analysis," *Image Analysis and Computer Graphics*, 2002.
- [14] J. Yoo, H. Hong, "Building a Robust 3D Statistical Shape Model of the Mandible," *Journal of KIISE : Software and Applications*, vol.35, no.2, pp.118-127, 2008.
- [15] H. Hong, J. Lee, H. Jo, J. Yoo, "Automatic Generation of the Mandible Bones using Statistical Shape Model in CT Dataset," *Proceeding of CARS 2007*, vol.2, pp.522-526.
- [16] R. Toth, P. Tiwari, P. Rosen, M. Kalyanpur, A. Pungavkar, S. Madabhushi, A., "A multimodal prostate segmentation scheme by combining spectral clustering and active shape models," *Proceedings of the SPIE*, vol.6914 pp.69144S-69144S-12, 2008.
- [17] Z. Cai, "Restoration of Binary Images Using Contour Direction Chain Codes Description," *Computer Vision Graphics and Image Processing*, vol.41, pp.101-106, 1988.
- [18] J. Matthews, "An introduction to edge detection: The Sobel Edge Detector," Available at <http://www.generation5.org/content/2002/im01.asp>
- [19] P. J. Besl, N. D. McKay, "A Method for Registration of 3-D Shapes," *IEEE*, vol.14, no.2, pp.239-256, 1992.
- [20] W. Elorensen, H. E. Cline, "Marching cubes: A high resolution 3D surface construction algorithm," *Proceedings of SIGGRAPH'87*, pp.163-169, 1987.
- [21] B. Lichtenbelt, R. Crane, S. Naqvi, "Introduction to volume rendering," *Prentice-Hall, Inc. Upper Saddle River, NJ, USA*.
- [22] W. Schroeder, J. Zarge, W. Lorensen, "Decimation of triangle meshes," *ACM SIGGRAPH Computer Graphics*, vol.26, no.2, pp.65-70, 1992.



장 유 진

2007년 2월 서울여자대학교 멀티미디어
통신공학과 학사. 2009년 2월 서울여자
대학교 컴퓨터학과 석사. 2009년 3월~
현재 서울여자대학교 컴퓨터학과 박사과
정. 관심분야는 의료영상처리, 컴퓨터 그
래픽스, HCI

홍 헬 렌

소프트웨어 및 응용
제 37 권 제 1 호 참조