

논문 2006-43SC-3-9

초음파 볼륨에서 웨이브렛 변환을 이용한 전립선 객체 추출

(Prostate Object Extraction in Ultrasound Volume Using Wavelet Transform)

오 종 환*, 김 상 현**, 김 남 철***

(Jong Hwan Oh, Sang Hyun Kim, and Nam Chul Kim)

요 약

본 논문에서는 웨이브렛 변환과 SVM 분류기를 이용하여 3차원 초음파 볼륨으로부터 전립선 객체를 추출하는 방법을 제안한다. 제안한 방법에서는 웨이브렛 변환의 수평 수직 방향의 상세 영상들의 평균치들로부터 웨이브렛 변환 모듈러스 영상을 구함으로써 잡음전력 대비 전립선 윤곽에 대한 국부 최대치들의 첨예도가 큰 모듈러스 영상을 얻을 수 있다. 또한 전립선의 밝기 변이 특성 및 전립선 내외부의 질감 차이 등을 특징으로 한 SVM 분류기를 이용함으로써 전립선 윤곽 추출의 정확도를 크게 향상시킬 수 있다. 실험 결과, 제안한 방법을 이용하여 전립선 윤곽을 찾을 경우 전문가에 의하여 추출된 윤곽과 비교하여 절대 평균 거리가 1.89로 나타났다.

Abstract

This thesis proposes an efficient method for extracting a prostate volume from 3D ultrasound image by using wavelet transform and SVM classification. In the proposed method, a modulus image for each 2D slice is generated by averaging detail images of horizontal and vertical orientations at several scales, which has the sharpest local maxima and the lowest noise power compared to those of all single scales. Prostate contour vertices are determined accurately using a SVM classifier, where feature vectors are composed of intensity and texture moments investigated along radial lines. Experimental results show that the proposed method yields absolute mean distance of on average 1.89 pixels when the contours obtained manually by an expert are used as reference data.

Keywords : 전립선, 웨이브렛 변환, 모듈러스, SVM 분류기, 방사선

I. 서 론

전립선 관련 질병은 노인 남성들에게 흔하게 발생하는 것으로 알려져 있으며, 실례로 미국의 경우를 보면 전립선암으로 인한 사망자의 수가 매년 전체 암 중에서

두 번째로 높은 것으로 나타나는 실정이다^[1-4]. 국내에서도 인구의 노령화와 식생활의 서구화 및 경제 수준의 향상 등을 고려할 때 향후 지속적인 전립선 관련 질병 환자의 증가가 예상된다. 그러나 전립선 관련 질병, 특히 전립선암의 경우에도 조기에 발견될 경우 치료가 가능하기 때문에 조기진단이 무엇보다도 중요하다^[5].

전립선 관련 질병의 진단에는 전립선의 부피 정보 및 형태 정보가 중요시 된다. 이러한 정보를 얻는 데 저렴한 가격, 이동성 그리고 실시간 이미징 등의 장점 때문에 초음파 영상 장비가 주로 사용된다^[6-8]. 하지만 초음파 영상에는 스펙클 잡음이 강하게 나타나고 영상의 대비가 약해서 객체의 윤곽이 분명하지 않은 경우가 흔하다. 따라서 현재 대부분의 병원에서는 각각의 전립선

* 정희원, (주)삼성전자 정보통신총괄
(Telecommunication Network, Samsung Electronics)

** 정희원, 영산대학교 멀티미디어공학부
(Department of Multimedia Engineering, Youngsan University)

*** 정희원, 경북대학교 전자공학과
(Department of Electronic Engineering, Kyungpook National University)

접수일자: 2006년2월1일, 수정완료일: 2006년5월8일

단면 영상에 대하여 초음파 영상 장비의 화면상에서 숙련된 전문가가 직접 수동으로 윤곽을 추출하고 이를 토대로 부피 정보를 계산하고 있는 실정이다. 이렇게 수동으로 윤곽을 추출할 경우 시간이 많이 소모될 뿐만 아니라 동일한 사용자가 같은 단면 영상에서 반복적으로 윤곽을 추출할 경우에, 또는 여러 사용자가 동일한 단면에서 윤곽을 추출할 경우에 상이한 결과를 얻을 수도 있는 단점이 있다^{9, 10}.

최근 학계에서는 가능한 한 사용자의 개입을 줄이고 자동 또는 반자동으로 초음파 전립선 객체를 추출하고자 하는 연구가 활발히 진행되고 있다. 이 방법들은 크게 에지 기반 방법과 모델 기반 방법으로 구분할 수 있다. 에지 기반 방법의 예로는 Pathak 등⁹의 방법을 들 수 있다. 이 방법에서는 초음파 단면 영상으로부터 Canny 연산자를 이용하여 얻은 전립선의 에지를 사용자가 연결하여 전립선의 윤곽을 추출한다. 이 방법은 사용자가 바뀌더라도 거의 정확하고 동일한 결과를 얻을 수 있는 장점이 있지만, 윤곽을 잇는 과정에서 모든 초음파 단면 영상에 대하여 사용자가 개입해야 하기 때문에 시간이 많이 소모되고 번거롭다는 단점이 있다.

모델 기반 방법에서는 스네이크(snakes)라 불리는 변형 윤곽 모델¹¹을 이용한다. 이러한 예로서는 Zhao 등¹²이 제안한 Mallat의 웨이브렛 변환¹³과 스네이크 알고리즘을 이용한 초음파 단면 영상에서의 전립선 객체 추출 방법을 들 수 있다. 이 방법에서는 웨이브렛 대역간의 상관도를 이용하여 윤곽의 타당성을 검토할 수 있는 장점이 있다. 반면에 스네이크 알고리즘의 특성상 모든 초음파 단면 영상에 사용자가 초기 윤곽을 일일이 직접 설정해야 하며, 정확한 윤곽을 얻기 위해서는 초기 윤곽을 객체 윤곽 근처에 설정해야 하는 제약이 있다.

이러한 한계를 극복하기 위하여, 본 논문에서는 웨이브렛 변환 모듈러스 영상과 SVM 분류기를 이용하여 전립선 중심으로부터 바깥쪽으로 가는 방사선들을 따라 전립선 윤곽 상의 정점(vertex)들을 찾는 전립선 윤곽 추출 기법을 제안한다. 제안한 방법에서는 먼저 초음파 볼륨으로부터 얻은 모든 단면 영상들의 평균 및 표준편차가 같아지도록 정규화한다. 다음, 정규화된 각각의 단면 영상으로부터 웨이브렛 변환을 통해 얻은 각 스케일의 수평, 수직 방향의 상세 영상들을 각각 평균하고 이들로부터 모듈러스 영상을 얻는다. 이어서 앞서 얻은 모듈러스 영상과 개략 영상, 그리고 정규화된 단면 영상으로부터 SVM 분류기 및 후처리 기법 등을 이용하

여 전립선 윤곽과 전립선 중심점으로부터 바깥쪽으로 가는 방사선들 간의 교차점인 윤곽정점(vertex)들을 찾고, 그 정점들을 3차원 랜더링하여 최종적인 전립선 볼륨을 얻는다.

II장에서는 웨이브렛 변환과 SVM 분류기, 그리고 특징 벡터 구성에 사용되는 BDIP 및 BVLC 등에 대하여 설명한다. III장에서는 본 논문에서 제안한 초음파 전립선 객체 추출 방법을 설명하며, IV장에서는 제안한 방법의 각 단계별 결과를 제시하고 성능을 분석한다. 마지막으로 V장에서는 결론을 맺는다.

II. 웨이브렛 변환과 SVM 분류기

1. 웨이브렛 변환

본 논문에서는 웨이브렛 모듈러스 영상을 얻기 위하여 다중 스케일 에지 추출을 목적으로 고안된 Mallat과 Zhong의 웨이브렛¹³을 사용하였다.

표 1은 이러한 웨이브렛으로부터 유도한 디지털 필터들의 계수들을 보여준다. 여기서 $h(n)$ 는 LPF로서 신호를 평활하는 역할을 하고, $g(n)$ 은 HPF로서 신호를 미분하는 역할을 함을 알 수 있다. 이러한 디지털 필터들을 이용하여 이산 신호 $f(n)$ 을 웨이브렛 변환함으로써 다음과 같이 상세 신호 $W_{2^j}f(n)$ 과 개략 신호 $S_{2^j}f(n)$ 을 구할 수 있다.

$$W_{2^j}f(n) = S_{2^{j-1}}f(n) * g(n/2^{j-1}) \quad (1)$$

$$S_{2^j}f(n) = S_{2^{j-1}}f(n) * h(n/2^{j-1}) \quad (2)$$

그림 1은 원 신호 $f(n)$ 에 대하여 2^2 스케일까지 웨이브렛 변환하여 상세 신호 $W_{2^2}f(n)$ 과 개략 신호 $S_{2^2}f(n)$ 을 얻는 과정을 보여준다. 그림 1에서 볼 수 있

표 1. Mallat과 Zhong이 다중스케일 에지 추출에 사용한 디지털 필터들의 계수들

Table 1. Filter coefficients of digital filters used for extracting multiscale edges by Mallat and Zhong.

n	$h(n)$	$g(n)$
-3		
-2		
-1	0.125	
0	0.375	-2.0
1	0.375	2.0
2	0.125	

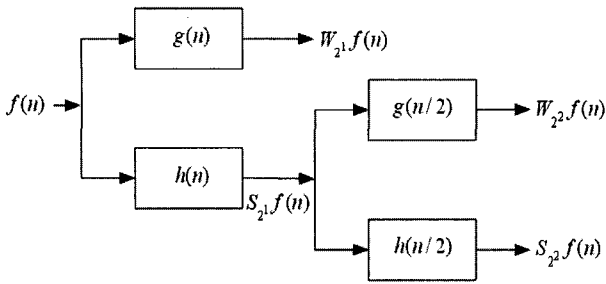


그림 1. Mallat의 디지털 필터를 이용한 2^2 스케일까지의 웨이브렛 변환에 대한 블록도
 Fig. 1. Block diagram of the discrete wavelet transform implemented up to 2^2 scale with Mallat's digital filters.

듯이 일반적인 웨이브렛 변환과는 다르게 필터링된 신호를 간축하지 않고 대신에 필터 계수들 사이에 0을 삽입하여 컨벌루션을 수행한다. 이렇게 각각의 신호들을 같은 크기로 유지하는 것은 스케일의 변화에 따른 에지의 진화 특성을 고려하여 신호 내에서의 잡음을 제거하기 위해서이다.

2. SVM 분류기

SVM(support vector machine)은 벡터 공간에서 최적의 경계를 찾아 훈련 집단(training set)을 두 개의 집단으로 분류하는 방법으로서, 패턴 인식, 기계 학습, 그리고 데이터 마이닝 등의 분야에서 뛰어난 성능을 보이는 것으로 알려져 있다^[14, 15]. 본 논문에서는 전립선 윤곽점들을 정확하게 분류해내기 위하여 SVM 분류기를 사용하였다.

가. SVM 분류기

$\{(x_i, y_i), i=1, \dots, N\}$ 을 훈련 집단이라 하자. 이 때 훈련 집단의 각 성분들에 대한 특징 벡터인 $x_i \in \mathbb{R}^N$ 는 다음의 선형 함수의 출력 값에 의하여 $y_i \in \{\pm 1\}$ 로 구분된 클래스들로 분류된다.

$$f(x) = w \cdot x + b \quad (3)$$

여기서 x 는 $x_i, i=1, \dots, N$ 로 이루어진 벡터를 의미하며 w 와 b 는 각각 가중 벡터와 역치를 나타내는 계수이다. 즉 x_i 는 $f(x_i) \geq 0$ 일 경우에는 $y_i = +1$ 인 클래스로, $f(x_i) \leq 0$ 일 경우에는 $y_i = -1$ 인 클래스로 분류된다.

훈련 집단을 두 개의 집단으로 분류하는 경계는 많이

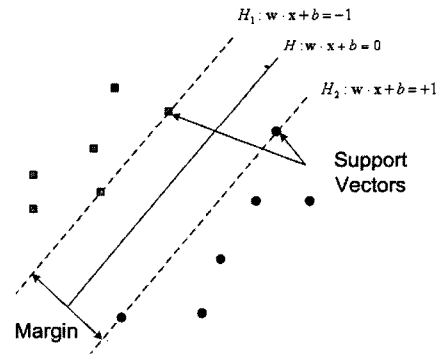


그림 2. 선형 SVM 분류기를 이용한 분류
 Fig. 2. Classification using linear SVM classifier.

존재할 수 있다. 하지만 그림 2에서와 같이 초월평면 H_1 과 H_2 사이에는 특징 벡터가 존재하지 않고 이 두 평면들 사이의 마진(margin)이 최대가 되어야 한다는 제한을 두면 하나의 평면 H 만을 얻게 된다. 이 선형 평면을 분리 초월평면(separating hyperplane)이라 한다.

그러나 실제로 훈련 집단을 선형적으로 잘 분류하기는 매우 힘들다. 따라서 일반적인 훈련 집단에 대하여 SVM 분류기를 이용하기 위하여 입력 특징 벡터들을 고차원의 특징 공간으로 사상시킬 필요가 있으며 이를 통해서 비선형적인 특징 벡터들을 선형적 특징 벡터와 같은 방식으로 분류할 수 있다. 이러한 사상을 위하여 일반적으로 사용되는 커널로는 다항식, 가우시안 RBF(Radial Basic Function), 그리고 tag-sigmoid 등이 있다. 이 때의 사상 함수를 $\phi(\cdot)$ 라 하면 비선형 SVM 분류기는 다음과 같이 정의된다.

$$f(x) = w \cdot \phi(x) + b \quad (4)$$

결과적으로 SVM에 특징벡터 x_i 가 입력되면 (4)식에 의하여 $f(x_i) \geq 0$ 일 경우에는 x_i 는 $y_i = +1$ 인 클래스로, $f(x_i) \leq 0$ 일 경우에는 $y_i = -1$ 인 클래스로 분류됨을 알 수 있다.

나. SVM 분류기에 사용되는 특징들

본 논문에서는 전립선 윤곽 주위에서 나타나는 영상 밝기의 변이 특징과 최근에 내용기반 영상 검색에 사용되어 질감 추출성능이 우수한 것으로 알려진 BDIP (block difference of inverse probabilities)와 BVLC (block variation of local correlation coefficients)^[16] 등을 이용하여 SVM 특징 벡터 x 를 구성한다. 본 절에서는 BDIP와 BVLC에 대하여 설명한다.

(1) BDIP 질감특징

화소의 밝기가 급격히 변화하여 물체와 물체간의 경계를 나타내는 에지와 주위 화소들에 비해서 상대적으로 밝기가 어두운 벨리는 영상에 있어서 매우 중요한 특징들이다. BDIP는 영상 내의 국부적 밝기가 고려된 에지 뿐만 아니라 벨리를 잘 측정하는 특징으로 다음과 같이 표현된다.

$$BDIP = \frac{\frac{1}{|B|} \sum_{(i,j) \in B} [\max_{(i,j) \in B} \{I(i,j)\} - I(i,j)]}{\max_{(i,j) \in B} \{I(i,j)\}} \quad (5)$$

여기서 $I(i,j)$ 는 (i,j) 위치의 화소 밝기를 나타내고 B 는 $W \times W$ 크기의 블록을 나타낸다.

(2) BVLC 질감특징

BVLC는 하나의 영상 블록 내에서 거친 정도를 측정한다. BVLC는 네 방위 ($-90^\circ, 0^\circ, -45^\circ, 45^\circ$)에 대한 국부상관계수의 변화로서 정의할 수 있다. 각각의 방위 (k,l) 에서 국부상관계수는 다음과 같이 주어진다.

$$p(k,l) = \frac{\frac{1}{W^2} \sum_{(i,j) \in B} I(i,j)I(i+k, j+l) - \mu_{0,0}\mu_{k,l}}{\sigma_{0,0}\sigma_{k,l}} \quad (6)$$

여기서 $\mu_{0,0}$ 와 $\sigma_{0,0}$ 는 각각 B 의 국소 평균과 표준 편차를 의미하고, 결과적으로 $\mu_{k,l}$ 와 $\sigma_{k,l}$ 는 각각 $(k,l) \in O_4 = \{(0,1), (1,0), (1,1), (-1,1)\}$ 이다. 따라서 BVLC의 값은 다음과 같이 표현된다.

$$BVLC = \max_{(k,l) \in O_4} [\rho(k,l)] - \min_{(k,l) \in O_4} [\rho(k,l)] \quad (7)$$

여기서 블록의 크기는 동일하게 5×5 를 채택하였다.

III. 제안한 초음파 전립선 볼륨 추출 기법

제안한 초음파 전립선 볼륨 추출 기법은 전처리, 웨이브렛 변환 모듈러스 영상 생성, 전립선 윤곽점 결정, 그리고 3차원 렌더링 과정 등으로 구성된다.

1. 전처리 과정

먼저 그림 3과 같이 3차원 데이터로부터 회전축을 중

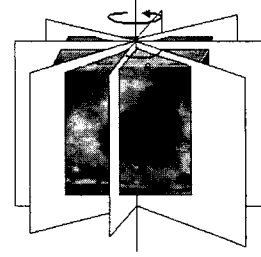


그림 3. 3차원 데이터에서 일정한 각도로 회전하면서 2차원 단면 영상을 얻는 방법

Fig. 3. Method of getting 2D images by rotating regular angle degree from 3D volume data.

심으로 일정한 각도로 회전하면서 2차원 단면 영상들을 얻는다. 이 방법을 이용하여 2차원 단면 영상들을 얻을 경우 한 번만 기준점을 정해주면 같은 볼륨으로부터 얻은 모든 단면 영상들 내에서 전립선의 중심점을 얻을 수 있다. 다음, 이렇게 얻은 단면 영상들의 평균 및 표준 편차가 일정한 값을 갖도록 정규화한다.

2. 웨이브렛 변환 모듈러스 영상 생성

가. 2차원 웨이브렛 변환의 모듈러스 영상 생성

전처리된 단면 영상들을 Π 장에서 소개한 1차원 웨이브렛 변환을 수평, 수직 방향으로 독립적으로 적용하여 다음과 같이 웨이브렛 분해한다.

$$W_{2^j}^H f(m,n) = S_{2^{j-1}} f(m,n) * g(m/2^{j-1}) * \delta(n) \quad (8)$$

$$W_{2^j}^V f(m,n) = S_{2^{j-1}} f(m,n) * \delta(m) * g(n/2^{j-1}) \quad (9)$$

$$S_{2^j} f(m,n) = S_{2^{j-1}} f(m,n) * h(m/2^{j-1}) * h(n/2^{j-1}) \quad (10)$$

여기서 $*$ 는 컨볼루션을 의미하며, $f(m,n)$ 은 전처리된 영상을 나타내고, 첨자 H 와 V 는 각각 수평, 수직 방향으로의 필터링을 뜻한다. $W_{2^j}^H f(m,n)$ 와 $W_{2^j}^V f(m,n)$ 는 각각 전처리된 영상 $f(m,n)$ 에 대한 2^j 스케일에서의 수직, 수평 에지 정보가 담긴 고대역 영상을 의미하고 $S_{2^j} f(m,n)$ 는 2^j 스케일에서의 저대역 영상을 나타내며 $S_{2^0} f(m,n)$ 는 $f(m,n)$ 과 동일한 것으로 간주한다.

다음, 앞서 얻은 수평, 수직 상세 영상들을 다음 식을 이용하여 각각 평균한다.

$$\overline{Wf}(m,n) = \frac{1}{K} \sum_{j=L_1}^{L_2} W_{2^j}f(m-d_{2^j}, n-d_{2^j}) \quad (11)$$

여기서 L_1 과 L_2 는 각각 평균하고자 하는 스케일들 중에서 가장 작은 스케일의 지수와 가장 큰 스케일의 지수를 나타내며, $K=L_2-L_1+1$ 는 평균하고자 하는 상세 영상들의 총 개수이고, $Wf(m,n)$ 는 상세 영상들을 평균하여 얻은 영상을 나타낸다. 그리고 (8)-(10)식의 디지털 필터들은 표 1에서 볼 수 있듯이 필터의 중심이 1/2만큼 지연되어 있으므로 평균을 하기 전에 각 스케일의 상세 영상들을 $d_{2^j} = \sum_{n=1}^j 2^{n-2}$ 만큼씩 수평, 수직으로 보상해야 전립선 경계의 공간상 위치가 스케일에 관계없이 동일하게 된다.

그림 4는 분산이 960인 스펙클 잡음이 가해져서 훼손

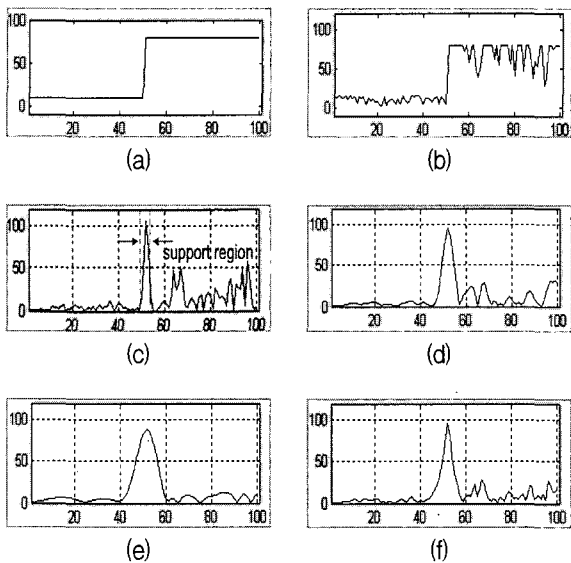


그림 4. 1차원 스텝 에지 신호에 대한 $|W_{2^j}f(n)|_{2 \leq j \leq 4}$ 및 $W_{2^j}f(n)_{2 \leq j \leq 4, j \in \mathbb{Z}}$ 의 평균의 절대치 신호의 비교: (a) 원 신호 $f_0(n)$; (b) 원 신호에 분산이 960인 스펙클 잡음이 가해진 결과 신호 $f(n)$; (c) $|W_{2^2}f(n)|$; (d) $|W_{2^3}f(n)|$; (e) $|W_{2^4}f(n)|$; (f) $W_{2^j}f(n)_{2 \leq j \leq 4, j \in \mathbb{Z}}$ 을 평균하여 얻은 $|\overline{Wf}(n)|$
 Fig. 4. Comparison of $|W_{2^j}f(n)|_{2 \leq j \leq 4}$ and the absolute of the average of $W_{2^j}f(n)_{2 \leq j \leq 4, j \in \mathbb{Z}}$. (a) Original signal $f_0(n)$, (b) a signal $f(n)$ which is the result of adding speckle noise of variance=960 to the original signal, (c) $|W_{2^2}f(n)|$, (d) $|W_{2^3}f(n)|$, (e) $|W_{2^4}f(n)|$, and (f) the absolute of the average of $W_{2^j}f(n)_{2 \leq j \leq 4, j \in \mathbb{Z}}$.

된 스텝 에지 신호에 대하여 웨이브렛 변환 상세 신호들을 평균했을 때 얻을 수 있는 효과를 보여준다. 여기서 (11)식의 L_1 과 L_2 는 각각 2와 4이다.

그림 4의 (c), (d), (e)를 보면 스케일이 작을수록 신호의 국부 최대치에서의 변화가 첨예하지만 잡음의 평균 전력이 큰 반면, 스케일이 클수록 잡음의 평균 전력이 작아지는 반면에 에지가 너무 뭉뚱해져서 신호의 국부 최대치의 위치를 정확하게 구분할 수 없다. 따라서 잡음 전력에 대한 국부 최대치의 첨예도를 측정하기 위하여 다음과 같은 양을 정의한다.

$$\eta = \frac{\sum_{i \in SR} \{|W_{2^j}f(i_{\max})| - |W_{2^j}f(i)|\}^2}{N\sigma_{n,2^j}^2} \quad (12)$$

여기서 SR 은 평균하는 스케일들 중에서 가장 작은 스케일에서의 서포트 영역을 나타내는데, 그림 4의 경우에는 2^2 스케일의 서포트 영역이 SR 이다. i_{\max} 는 SR 내에서 $|W_{2^j}f(i)|$ 의 국부 최대치가 존재하는 위치를 의미하고 N 은 SR 내의 샘플의 개수를 나타낸다. 또한 $\sigma_{n,2^j}^2$ 는 2^j 스케일에서의 잡음의 평균 전력을 의미한다.

표 2는 그림 4의 (c), (d), (e), (f)에 대한 η 를 보여준다. 표에서 볼 수 있듯이 상세 신호들을 평균한 신호인 (f)의 η 가 다른 것들에 비하여 더욱 크게 나타나는 것을 알 수 있다.

다음, 앞서 얻은 수평 수직 상세 영상들의 평균으로부터 다음과 같이 모듈러스 영상 $Mf(m,n)$ 을 구한다.

$$Mf(m,n) = \sqrt{|W^H f(m,n)|^2 + |W^V f(m,n)|^2} \quad (13)$$

그림 5는 2차원 단면 영상에 대하여 수평, 수직 각각의 상세 영상들을 평균한 영상들로부터 모듈러스 영상을 구했을 때 얻을 수 있는 효과를 보여준다. 여기서 (11)식의 L_1 과 L_2 는 각각 2와 4이며, 그림 5의 좌형들에 나타나있는 화살표들은 전립선 윤곽에 의한 국부 최대치

표 2. $2^2 \sim 2^4$ 스케일의 상세 신호 및 이들을 평균한 신호에 대한 η

Table 2. η for detail signals at $2^2 \sim 2^4$ scales and for the result of averaging the signals.

scale	2^2	2^3	2^4	average
η [dB]	25.706	24.557	7.376	29.997

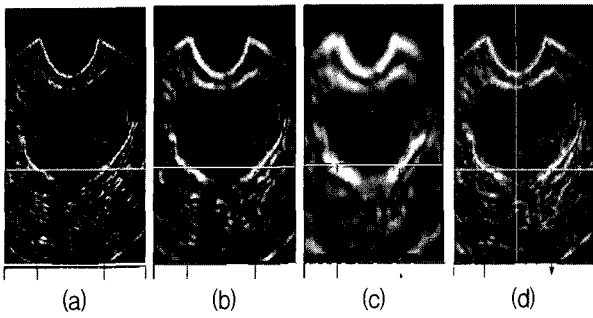


그림 5. $\{M_{2^j}f(m, n)\}_{2 \leq j \leq 4}$ 와 $Mf(m, n)$ 의 비교: (a)-(c)는 각각 $M_{2^2}f(m, n)$, $M_{2^3}f(m, n)$, $M_{2^4}f(m, n)$ 및 각 영상의 125번째 수평선 파형들; (d) $Mf(m, n)$ 및 125번째 수평선 파형
 Fig. 5. Comparison of $\{M_{2^j}f(m, n)\}_{2 \leq j \leq 4}$ and $Mf(m, n)$: (a)-(c) are $M_{2^2}f(m, n)$, $M_{2^3}f(m, n)$, and $M_{2^4}f(m, n)$, respectively, with their waveform of 125th horizontal lines, (d) $Mf(m, n)$ with the waveform of its 125th horizontal line.

를 가리키며 이 외의 국부 최대치들은 잡음에 의한 것들이다. (a), (b), (c)를 보면, (a)에서는 국부 최대치에서의 변화가 첨예하지만 잡음의 전력도 크게 나타나고, 큰 스케일에서는 잡음의 전력은 작아지지만 에지가 너무 뭉통해져서 전립선 경계의 위치를 정확하게 구분할 수 없게 됨을 알 수 있다. 이에 반하여, 그림 5(d)의 파형을 보면 (b)와 (c)에 비하여 전립선의 윤곽에 의한 국부 최대치의 변화가 첨예하면서도 (a)에 비하여 잡음의 전력이 작아진 것을 볼 수 있다.

3. 전립선 윤곽정점 결정

본 단계에서는 앞서 얻은 모듈러스 영상과 개략 영상, 그리고 정규화된 영상 등을 이용하여 전립선 윤곽정점을 찾는 것이 목적이다. 여기서 전립선 윤곽정점이란 전립선의 윤곽과 전립선의 중심으로부터 바깥쪽으로 그은 방사선과의 교차점을 의미한다. 이러한 전립선 윤곽정점 결정과정은 전립선 윤곽정점 후보선정, SVM 분류기를 이용한 전립선 윤곽정점 결정, 그리고 전립선 윤곽정점의 위치 재조정 순서로 행해진다.

전립선 윤곽정점의 후보들을 선정하는 과정에서는 먼저 그림 6(a)에서와 같이 전립선 윤곽 상에 사용자가 설정한 두 기준점 v_1 과 v_2 의 중점인 o 를 구한다. 다음, 중점 o 에서 일정한 각도 θ 간격으로 영상의 바깥쪽으로 향하는 방사선을 그는다. 이렇게 방사선을 그은 이유는 일반적으로 전립선이 호도와 유사한 모양이어서

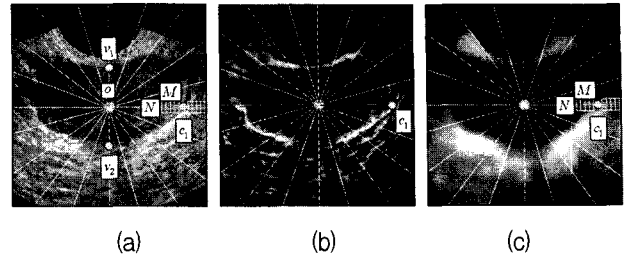


그림 6. $f(m, n)$ 및 $Mf(m, n)$ 와 $S_{2^3}f(m, n)$ 에 놓인 방사선: (a) $f(m, n)$; (b) $Mf(m, n)$; (c) $S_{2^3}f(m, n)$
 Fig. 6. Radial lines overlaid on $f(m, n)$, $Mf(m, n)$, and $S_{2^3}f(m, n)$: (a) $f(m, n)$, (b) $Mf(m, n)$, (c) $S_{2^3}f(m, n)$.

전립선의 중심점으로부터 전립선의 바깥쪽으로 정점을 탐색할 경우 각각의 방사선에 대하여 전립선 윤곽정점이 일대일 대응되는 장점이 있기 때문이다. 또한 초음파 영상에서 전립선은 경계를 중심으로 내부에서 외부로 갈수록 어둡다가 밝아지는 특징이 있다고 알려져 있는데, 방사선 방향으로 전립선 윤곽정점 후보를 탐색할 경우에 이러한 밝기 변이 특성을 이용하는 것도 수월하다.

방사선을 그고 난 후, 전립선 윤곽정점 후보를 선정하는 과정은 다음과 같다. 먼저 그림 6(b)의 c_1 과 같이 $Mf(m, n)$ 에서 각 방사선 방향을 따라 값이 역치보다 큰 점들을 찾고, 그림 6(c)에서와 같이 그 점들 주위에 방사선 방향으로 $N \times M$ 크기의 내부 창과 외부 창을 씌운다. 다음, 각 창 내의 $S_{2^3}f(m, n)$ 의 평균을 비교하여 외부 창에 대한 평균이 더 밝은 점을 전립선 정점 후보로 선정한다. 여기서 $S_{2^3}f(m, n)$ 을 사용한 이유는 $S_{2^2}f(m, n)$ 에 비해서 잡음이 적고, $S_{2^4}f(m, n)$ 에 비해서 전립선의 윤곽이 더욱 선명하기 때문이다.

다음, 앞서 얻은 전립선 정점 후보들 중에서 전립선 윤곽 상의 정점으로 판단되는 점들을 찾는다. 이 때 윤곽 상에 위치하는지의 여부는 SVM을 이용해서 조사한다.

이를 위해 각각의 후보점들의 특징벡터를 구성하는 방법은 다음과 같다. 먼저 그림 6(a)에서와 같이 $f(m, n)$ 에서 각 후보점들에 대하여 방사선 방향을 따라 점의 내부와 외부에 방사선 방향으로 $N \times M$ 크기의 창을 씌운다. 그 후 두 창 내에서 $f(m, n)$ 의 평균 및 표준편차, 그리고 앞서 II장에서 소개한 BDIP와 BVLC의 평균 등을 구하여 다음과 같이 특징 벡터를 구성한다.

$$\mathbf{x} = [\mu_{out}(f), \mu_{in}(f), \sigma_{out}(f), \sigma_{in}(f), \mu_{out}(D), \mu_{in}(D), \mu_{out}(V), \mu_{in}(V)] \quad (14)$$

여기서 $\mu_{out(in)}(\cdot)$ 및 $\sigma_{out(in)}(\cdot)$ 는 외부(내부) 창 의 (\cdot) 에 대한 평균 및 표준 편차를 나타낸다. 또한 f, D, V 는 각각 전처리된 영상과 $f(m, n)$ 에 대한 BDIP 와 BVLC를 의미한다. 이렇게 모든 정점 후보들에 대한 특징 벡터들을 구성한 후에, 특정한 성분이 SVM 분류 기의 분류에 지배적인 영향을 미치는 것을 막기 위해 \mathbf{x} 의 각 성분들을 훈련 벡터들의 성분별 표준 편차로 정규화한다.

다음, 훈련된 SVM 분류기를 이용하여 각 방사선의 정점 후보들 중 $Mf(m, n)$ 에서 값이 가장 큰 점부터 분류하다가 가장 먼저 전립선 윤곽정점으로 분류되는 점을 그 방사선 방향의 정점으로 결정한다. 이 때 모든 정점 후보들이 전립선 윤곽정점이 아닌 것으로 분류되는 방사선에 대해서는 주위에 있는 두 개의 전립선 윤곽정점들을 이 방사선 상으로 회전이동한 후, 이 점들의 위치를 평균하여 정점의 위치를 결정한다. 여기서 SVM 분류기 훈련에 사용되는 훈련 집단은 사용자가 인위적으로 추출한 전립선 윤곽정점의 특성을 만족하는 점들, 즉, 그 점을 중심으로 내부에서 외부로 갈수록 어둡다가 밝아지는 밝기 변이 특성을 보이는 점들과 그렇지 않은 점들로 구성된다. 이러한 훈련 집단에 속하는 점들로부터 (14)식을 이용해서 특징 벡터들을 추출하여 SVM 분류기를 훈련시킨다.

다음, 전립선의 윤곽은 부드럽게 변한다는 가정 하에 연속된 두 정점들 간의 거리가 역치 이상인 경우에는 그 점 근처에서 방사선 방향을 따라 일정 거리 내에서 가장 강한 에지가 존재하는 점을 전립선 윤곽정점으로 결정한다. 만약 그 범위 내에 에지가 존재하지 않을 경우에는 주위의 전립선 윤곽정점들의 위치를 평균해서 정점의 위치를 결정한다.

4. 3차원 랜더링

본 단계에서는 표면 기반 랜더링 기법을 사용하여 모든 단면 영상의 최종 결정된 전립선 윤곽정점들로부터 3차원 전립선 볼륨을 랜더링한다^[17]. 먼저, 모든 단면 영상들의 정점들을 사용하여 다면체들로 이루어진 진단 객체의 3차원 철선 프레임(wire frame)을 구성한다. 다음, 각 다면체에 대한 정점들의 법선 벡터를 구하며 각 법선 벡터에 Phong 셰이딩(Phong shading) 기법을 적용하여 밝기값을 구한다. 마지막으로 이러한 화소들의 밝기

값들을 사용하여 3차원 전립선 볼륨을 랜더링한다.

IV. 실험 결과 및 고찰

실험에서는 한 장의 2차원 모의 영상 및 하나의 3차원 볼륨으로부터 그림 3의 기준축을 30도씩 회전하면서 얻은 6장의 단면 영상들을 사용하였다. 이 영상들의 크기는 200×200이다. 정규화 과정에서는 기준 평균과 표준 편차를 실험적으로 각각 70과 40으로 설정하였다. 그리고 (11)식의 L_1 과 L_2 는 각각 2와 4로 정했으며, 하나의 단면 영상 당 40개의 전립선 윤곽정점을 추출하였다. 또한 SVM 훈련을 위하여 실험 영상들 이외의 영상들로부터 인위적으로 전립선 윤곽정점 특성을 만족하는 점 60개와 그렇지 않은 점 60개를 추출하여 훈련 집단을 구성하였으며, 전립선 윤곽정점 결정 과정에서 특징 벡터를 추출하기 위하여 영상에 씌운 창의 크기는 방사선 방향으로 3×5로 설정하였다.

실험 결과를 객관적으로 평가하기 위하여 다음과 같이 절대 평균 거리^[9]를 정의하였다.

$$e_M = \frac{1}{N} \sum_{i=0}^{N-1} \min_{j \in \{0, \dots, N-1\}} |b_j - a_i| \quad (15)$$

여기서 a_i 와 b_j 는 각각 수동으로 추출한 정점들과 자동으로 추출한 정점들을 나타내고, N 은 윤곽 당 총 정점의 개수를 의미한다. 따라서, 절대 평균 거리란 수동으로 추출한 윤곽의 각 정점에 대하여 자동으로 추출한 윤곽의 정점들 중에서 가장 가까이에 있는 한 점과의 거리를 모든 정점들에 대하여 평균한 것이다.

그림 7은 제안한 방법의 성능을 검증하기 위하여 만든 2차원 모의 영상을 보여 준다. 여기서 (b)의 영상은 배경의 밝기가 160이고 물체의 밝기가 40인 (a)의 원 영상에 분산이 4,320인 스펙클 잡음을 가하여 생성하였다. 표 3은 이 모의 영상에 대하여 $2^2 \sim 2^4$ 스케일의 상세 신호를 이용하여 전립선 윤곽정점을 얻었을 경우들과 이들을 평균한 영상을 이용하였을 경우에 계산한 절대 평균 거리를 보여준다. 표 3을 통해 상세 영상들을 평균한 경우가 그렇지 않은 경우들에 비하여 약 0.4~0.57 화소 정도 절대 평균 거리가 짧은 것을 볼 수 있다. 이는 상세 영상들을 평균함으로써 객체의 윤곽에 의한 국부 최대치의 변화가 첨예하면서도 잡음의 전력이 작아진 영상을 얻을 수 있음을 의미한다.

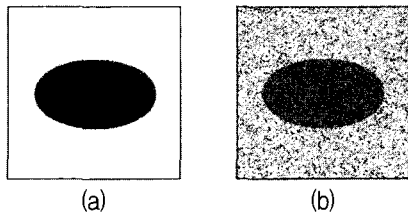


그림 7. 2차원 모의 영상들: (a) 원 영상; (b) 원 영상에 분산이 4,320인 스펙클 잡음을 가한 영상

Fig. 7. 2D artificial images. (a) Original image, (b) a image which is the result of adding speckle noise of variance=4,320 to the original image.

표 3. 그림 7의 (b)에 대한 $2^2 \sim 2^4$ 스케일의 상세 영상들 및 이들을 평균한 영상을 이용하였을 경우에 구한 e_M

Table 3. e_M computed for the image of Fig. 7(b) when detail images at $2^2 \sim 2^4$ scales and the result of averaging the images are used.

scale	2^2	2^3	2^4	average
e_M [pixels]	0.851	0.877	1.021	0.453

1. 단계별 실험 결과 고찰

그림 8은 실제 3차원 초음파 데이터로부터 얻은 2차원 단면 영상들을 보여준다. 그림 9는 그림 8의 각 단면 영상들에 대하여 웨이블릿 변환의 수평, 수직 상세 영상들을 평균한 후 이들로부터 얻은 $Mf(m, n)$ 들을 보여준다. (a), (b), (f)의 경우에는 영상 내에서 전립선의 경계가 비교적 명확하게 구분되는 반면에 (c), (d), (e)의 경우에는 전립선의 오른쪽과 아래쪽 경계가 불분명한 것을 볼 수 있다.

그림 10은 SVM 분류기 및 누락된 전립선 윤곽정점에 대한 추정 방법을 이용하여 정점을 결정한 결과를 보여준다. 그림 10의 영상들을 보면 몇몇 점들을 제외하고는 대부분의 점들이 전립선의 윤곽 상에 놓여있는 것을 볼 수 있다. 따라서 본 논문에서 사용된 SVM 분류기의 특징 벡터 요소들, 즉 밝기의 평균 및 표준 편차와 BDIP 및 BVLC의 평균 등이 전립선의 윤곽 주위의 특성을 묘사하는 데 효과가 있음을 알 수 있다. 그림 11은 전립선의 윤곽은 부드럽게 변한다는 가정 하에 앞서본 그림 10의 정점들의 위치를 재조정된 결과를 보여준다.

그림 11에서 흰색으로 표현된 점들은 제한한 방법의 의하여 자동으로 결정된 정점들을 나타내며 검은색의 점들은 전문가에 의하여 수동으로 추출된 정점들이다.

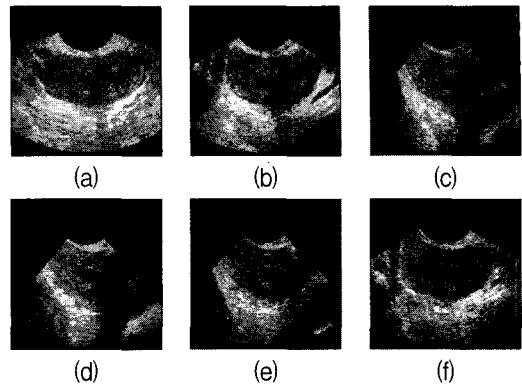


그림 8. 3차원 초음파 데이터로부터 얻은 2차원 단면 영상들: (a) 0도; (b) 30도; (c) 60도; (d) 90도; (e) 120도; (f) 150도

Fig. 8. 2D images obtained from a 3D ultrasound volume data. (a) 0° , (b) 30° , (c) 60° , (d) 90° , (e) 120° , and (f) 150° .

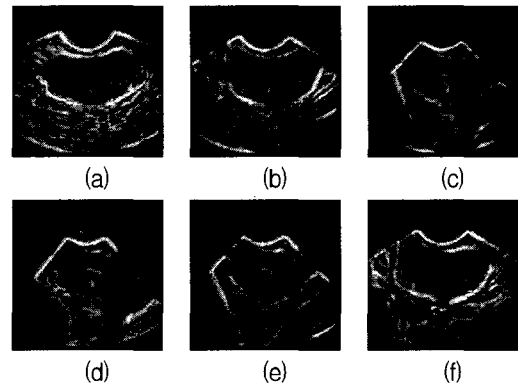


그림 9. 그림 8의 각 단면 영상들에 대한 $Mf(m, n)$ 들

Fig. 9. $Mf(m, n)$ images for the images in Fig. 8.

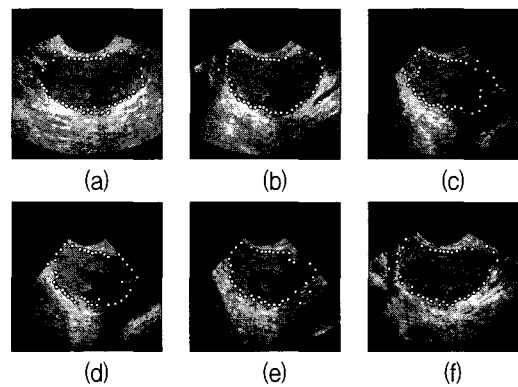


그림 10. 그림 8의 각 단면 영상에 대하여 SVM 분류기 및 정점 추정 방법을 이용하여 전립선 윤곽정점을 얻은 결과 영상들

Fig. 10. Prostate contour vertices obtained by SVM classifier and the method of estimation of vertices for the images in Fig. 8.

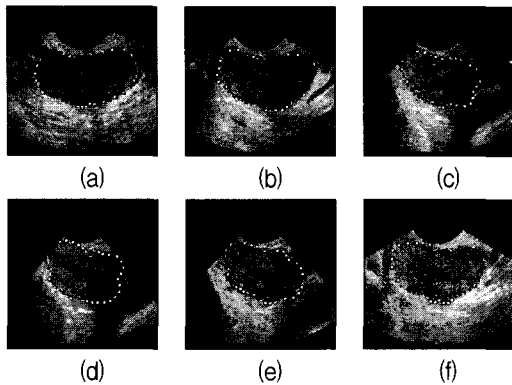


그림 11. 그림 10의 전립선 윤곽정점들의 위치를 재조정
한 결과

Fig. 11. Results of rearranging the locations of prostate contour vertices in Fig. 10.

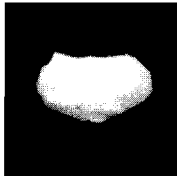


그림 12. 그림 11의 전립선 윤곽정점들을 이용하여 3차
원 랜더링한 초음파 전립선 볼륨

Fig. 12. 3D ultrasound prostate volume obtained by
rendering prostate contour vertices in Fig. 11.

두 가지 정점들의 위치를 서로 비교해 보면 자동으로
추출한 정점들과 수동으로 추출한 정점들 사이의 오차
가 크지 않음을 알 수 있다.

마지막으로 그림 12는 그림 11의 전립선 윤곽정점들
로부터 표면 기반 랜더링을 이용하여 3차원 전립선 볼
륨을 추출한 결과를 보여준다. 알려진 바와 같이 전립
선 볼륨의 모양이 호도와 유사함을 알 수 있다.

2. 상세 영상의 평균과 SVM 분류기의 효과 검토

본 절에서는 상세 영상들을 평균하는 방식과 SVM 분
류기가 그림 8의 단면 영상들에 대하여 전립선 윤곽정점
을 찾는 데 얼마나 효과가 있는 지 알아본다.

그림 13은 단순히 2^2 스케일의 상세 영상들로부터
얻은 모듈러스 영상을 이용한 경우의 정점들을 보여준
다. 앞서 본 그림 11의 결과와 비교해 보면, 특히 (a)의
우측 상단 부분과 (c), (e)의 좌측 상단 부분에서 오차가
크게 나타나는 것을 볼 수 있는데, 이는 전립선 내부에
있는 잠음성의 국부 최대치가 정점의 후보로 선정되었기
때문인 것으로 판단된다.

그림 14는 SVM 분류기를 사용하지 않고 전립선 윤
곽정점 후보들 중에서 각 방사선 방향을 따라 전립선의

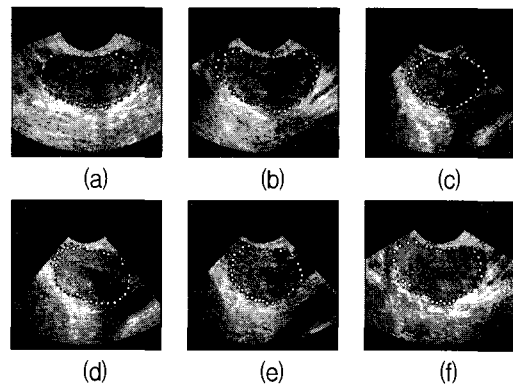


그림 13. 그림 8의 영상들에 대하여 2^2 스케일의 모듈
러스 영상을 이용하여 결정한 전립선 윤곽정점
들

Fig. 13. Prostate contour vertices which are determined
when modulus image at 2^2 scale are used for
the images in Fig. 8.

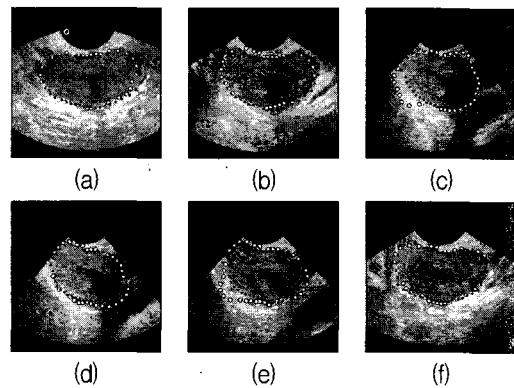


그림 14. 그림 8의 영상들에 대하여 SVM 분류기를 이용
하지 않았을 경우에 결정된 전립선 윤곽정점

Fig. 14. Prostate contour vertices which are determined
without SVM classifier for the images in Fig. 8.

밝기 변이 특성을 만족하면서 가장 큰 에지를 갖는 점
을 정점으로 선정했을 경우의 결과를 보여준다. 그림
14를 보면 전립선의 경계가 비교적 명확하게 나타나는
(a), (b), (f)에 비해 상대적으로 전립선의 경계가 불명
확하게 나타나는 (c), (d), (e)에서 자동으로 추출한 전립선
윤곽정점들과 수동으로 뽑은 정점 사이의 오차가 크게
나타나는 것을 확인할 수 있다.

표 4는 앞서 그림 11, 그림 13, 그리고 그림 14를 통
해서 보았던 세 가지 경우의 결과들로부터 산출한 절대
평균 거리를 보여준다. 표 4를 보면 수평, 수직 방향의
상세 영상들을 평균함으로써 단순히 2^2 스케일의 상세
영상들을 이용하였을 경우에 비해 절대 평균 거리가 평
균적으로 0.88 화소 짧아진 것을 알 수 있다. 또한 전립
선 윤곽정점의 결정을 위해서 SVM 분류기를 사용함으

표 4. 제안한 방법에서 상세 영상들을 평균하는 방식과 SVM 분류기의 효과

Table 4. Effects of averaging detail images and SVM classifier in the proposed method.

case image	Original	Using $M_{2^2}f(m, n)$ instead of $Mf(m, n)$	Without SVM classification
0°	1.28	2.06	2.49
30°	1.59	2.37	2.74
60°	1.54	3.59	5.91
90°	2.35	2.49	3.42
120°	2.36	3.16	5.59
150°	2.21	2.93	2.54
average e_M	1.89	2.77	3.78

로써 그렇지 않았을 경우에 비해서 절대 평균 거리가 평균적으로 1.89 화소 짧아진 것을 볼 수 있다. 이렇게 SVM의 사용 여부에 따라서 성능의 차이가 크다는 것은 전립선 윤곽 주위의 특성을 나타내기 위하여 SVM 분류기의 특징으로 사용한 BDIP, BVLC, 그리고 전립선 경계에서의 밝기 변이에 대한 모멘트 등이 특징 벡터 요소로서 효과적이었음을 알 수 있다. 이러한 두 가지 결과를 토대로 수평, 수직 방향의 상세 영상들을 평균한 방식과 전립선 윤곽점 결정 과정에서 SVM 분류기를 사용하는 것이 제안한 방법의 성능에 중요한 역할을 하는 것을 알 수 있다.

V. 결 론

본 논문에서는 웨이브렛 변환 모듈러스 영상과 SVM 분류기를 이용하여 3차원 초음파 볼륨으로부터 전립선 볼륨을 추출하는 방법을 제안하였다. 이 때 웨이브렛 변환 모듈러스 영상은 수평 수직 방향의 상세 영상들의 평균치들로부터 구했으며, SVM 분류기의 특징벡터는 전립선 경계에서의 밝기 변이에 대한 모멘트와 BDIP, BVLC 등으로 구성하였다.

실험 결과, 제안한 알고리즘을 이용할 경우에 $Mf(m, n)$ 대신에 $M_{2^2}f(m, n)$ 을 이용할 경우와 SVM 분류기를 사용하지 않을 경우 비하여 절대 평균 거리가 전체 단면 영상들에서 평균적으로 각각 0.88 화소와 1.89 화소 짧은 것을 볼 수 있었다. 그리고 제안한 방법에서 사용자가 개입하는 부분도 기존의 모델 기반 방법들에 비해서 사용자의 개입을 대폭 줄일 수 있었다. 이

렇게 제안한 전립선 추출 방법이 안정적인 성능을 보이고 기존의 모델 기반 방법에 비하여 사용자의 개입도 줄일 수 있으므로 이 방법이 현재 병원에서 사용하는 수동 추출 방법을 대체할 수 있을 것으로 기대된다.

참 고 문 헌

- [1] American cancer society homepage [Online]. Available: <http://www.cancer.org>
- [2] A. Fenster, S. Tong, H. N. Cardinal, C. Blake, and D. B. Downey, "Three-dimensional ultrasound imaging system for prostate cancer diagnosis and treatment," *IEEE Trans. Instrum. and Measur.*, vol. 47, pp. 1439-1447, Dec. 1998.
- [3] L. Gong, S. D. Pathak, D. H. Haynor and Y. Kim, "Parametric shape modeling using deformable superellipses for prostate segmentation," *IEEE Trans. Med. Imaging*, vol. 23, pp.340-349, Mar. 2004.
- [4] D. Shen, Y. Zhan, and C. Davatzikos, "Segmentation of prostate boundaries from ultrasound images using statistical shape model," *IEEE Trans. Med. Imaging*, vol. 22, pp. 539-551, Apr. 2003.
- [5] B. Nacim, V. Maximilien, P. David, M. Salah, and R. Jean, "Segmentation of abdominal ultrasound images of the prostate using a priori information and an adapted noise filter," *Comput. Med. Imaging Graphic.*, vol. 29, pp. 43-51, 2005.
- [6] S. D. Pathak, P. D. Grimm, V. Chalana, and Y. Kim, "Pubic arch detection in transrectal ultrasound guided prostate cancer therapy," *IEEE Trans. Med. Imaging*, vol. 17, pp. 762-771, Oct. 1998.
- [7] B. Chiu, G. H. Freeman, M. M. A. Salama, and A. Fenster, "Prostate segmentation algorithm using dyadic wavelet transform and discrete dynamic contour," *Phys. Med. Biol.*, vol. 49, pp. 4943-4960, Oct. 2004.
- [8] F. Shao, K. V. Ling, W. S. Ng, and R. Y. Wu, "Prostate boundary detection from ultrasonographic images: review article," *Jour. Ultrasound Med.*, vol. 22, pp. 605-623, 2003.
- [9] S. D. Pathak, V. Chalana, D. R. Haynor, and Y. Kim, "Edge-guided boundary delineation in prostate ultrasound images," *IEEE Trans. Med. Imaging*, vol. 19, pp. 1211-1219, Dec. 2000.
- [10] R. Sahba, H. R. Tizhoosh, and M. M. A. Salama, "A coarse-to-fine approach to prostate boundary segmentation in ultrasound images," *BioM. Eng. Online*, vol. 4, pp. 58, Oct. 2005.

[11] M. Kass, A. Witkin, and D. Terzopoulos, "Snakes: Active contour models." *Int. Jour. Computer Vision*. vol. 1, pp. 321-331, 1987.

[12] Z. Fangwei and C. J. S. deSilva, "Contour extraction in prostate ultrasound images using the wavelet transform and snakes," *Proc. Int. Conf. Engin. in Medicine and Biol. Society*, vol. 3, Istanbul, Turkey, Oct. 2001, pp. 2641-2544.

[13] S. Mallat and S. Zhong, "Characterization of signals from multiscale edges," *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.*, vol. 14, pp. 710-731, July 1992.

[14] I. El-Naqa, Y. Yongyi, M. N. Wernick, N. p. Galatsanos, and R. M. Nishikawa, "A support vector machine approach for detection of microcalcifications," *IEEE Trans. Med. Imaging*, vol. 21, pp. 1552-1563, Dec. 2002.

[15] K. R. Muller, S. Mika, G. Ratsch, K. Tsuda, and B. Scholkopf, "An introduction to kernel-based learning algorithms," *IEEE Trans. Neural Networks*, vol. 12, pp. 181-201, Mar. 2001.

[16] Y. D. Chun, S. Y. Seo, and N. C. Kim, "Image retrieval using BDIP and BVLC moments," *IEEE Trans. Circuits Syst. Video Technol.*, vol. 13, pp. 951-957, Sep. 2003.

[17] E. Steen and B. Olstad, "Volume rendering of 3D medical ultrasound data using direct feature mapping," *IEEE Trans. Med. Imaging*, vol. 13, pp. 517-525, Sep. 1994.

저 자 소 개



오 종 환(정회원)
 2004년 경북대학교 전자전기
 공학부 학사 졸업.
 2006년 경북대학교 전자공학과
 석사 졸업.
 2006년~현재 (주)삼성전자
 정보통신총괄 연구원

<주관심분야 : 영상처리, 영상분할, 웨이브렛변환>



김 상 현(정회원)
 1991년 경북대학교 전자공학과
 학사 졸업.
 1993년 경북대학교 전자공학과
 석사 졸업.
 1998년 경북대학교 전자공학과
 박사 졸업.

1998년 3월~2001년 8월 (주)메디슨 선임연구원
 2001년 9월~현재 영산대학교 멀티미디어학부
 조교수

<주관심분야 : 영상처리, 컴퓨터비전, 컴퓨터그래픽스>



김 남 철(정회원)
 1978년 서울대학교
 전자공학과 학사 졸업.
 1980년 한국과학기술원 전기 및
 전자공학과 석사 졸업.
 1984년 한국과학기술원 전기 및
 전자공학과 박사 졸업.

1984년~현재 경북대학교 전자전기공학부 교수
 1994년 1월~1996년 12월 한국통신학회 및
 대한전자공학회 편집위원

1997년 1월~1998년 12월 한국통신학회
 신호처리연구회 위원장

2002년 9월~2004년 8월 경북대학교 전자전기
 컴퓨터 학부장

2002년 9월~2004년 8월 경북대학교 BK21
 정보기술인력양성사업단 단장

2005년 1월~현재 대한전자공학회 협동이사,
 경북대 직장대표

2004년 12월~현재 모바일 단말 상용화센터
 인력양성사업 경북대학교 사업책임자

2005년 9월~현재 경북대학교 정보전산원장

<주관심분야 : 영상처리, 영상압축, 영상복원, 컴
 퓨터 비전>