

혈관 내 초음파 영상에서 내강 경계면 자동 분할

박 준 오[†] · 고 병 철^{**} · 박 희 준^{***} · 남 재 열^{****}

요 약

혈관 내 초음파 영상(IVUS: Intravascular ultrasound images)에서 내강(Lumen) 경계 영역을 검출하는 것은 환자의 심혈관 상태를 파악하는데 중요한 정보를 제공하며, 이를 통해 심혈관계 질환을 예측하고 진단할 수 있다. 따라서 정확하게 내강 경계를 분할하는 것은 매우 중요한 단계이다. 본 논문에서는 비모수적 확률 밀도 함수와 스무딩 함수를 사용하여 자동으로 내강 영역을 분할하는 기법을 제안한다. 각각의 혈관 내 초음파 영상들을 극좌표 이미지로 변환 후 웨이블릿 변환을 적용하여 초기 관심 점들을 검출한다. 초기 관심점들 중에서 잡음과 칼슘에 의해 발생된 뒤는 점들을 제거하기 위해 비모수적 밀도 함수와 스무딩 함수를 이용하여 뒤는 점들을 제거하고 경계면에 해당하는 중요 관심 점만을 남긴다. 마지막으로, 다항곡선 적합(Polynomial curve fitting) 함수를 정의하고 다항식과 실제 내강 경계선에 적합된 관심 점을 이용하여 자연스러운 내강 경계면을 추정한다. 본 논문에서 제안한 방법을 다양한 초음파 영상에 대해 실험한 결과, 기존에 제안된 방법 보다 정확하게 경계면을 검출함을 알 수 있었다.

키워드 : 혈관 내 초음파 영상, 웨이블릿 변환, 비모수적 밀도함수, 스무딩 함수, 다항곡선 적합 함수

Automatic Identification of the Lumen Border in Intravascular Ultrasound Images

Jun-Oh Park[†] · ByoungChul Ko^{**} · Hee-Jun Park^{***} · Jae-Yeal Nam^{****}

ABSTRACT

Accurately segmenting lumen border in intravascular ultrasound images (IVUS) is very important to study vascular wall architecture for diagnosis of the cardiovascular diseases. After each of IVUS image is transformed to a polar coordinated image, initial points are detected using wavelet transform. Then, lumen border is initialized as the set of important points using non parametric probability density function and smoothing function by removing outlier initial points occurred by noises and artifacts. Finally, polynomial curve fitting is applied to obtain real lumen border using filtered important points. The evaluation of proposed method was performed with related method and the proposed method produced accurate lumen contour detection when compared to another method in most types of IVUS images.

Keywords : IVUS, Wavelet Transform, Non Parametric Probability Density Function, Smoothing Function, Polynomial Curve Fitting

1. 서 론

전형적인 혈관 내 초음파 영상(IVUS: Intravascular ultrasound images)은 초음파를 이용하여 진동이 전달되고 초음파가 수신되는 사이에 경과되는 시간으로 거리나 깊이를 측정하여 혈관 내부를 2차원 단면 이미지로 렌더링하고 내강과 관상 동맥벽에 관한 정보를 제공하는 도뇨관(Catheter)

기반의 기술이다[1]. 사람의 관상 동맥은 일반적으로 직경 3mm 전후로 나타난다. 따라서 (그림 1(a))과 같이 직경 1mm인 도뇨관을 심장의 혈관에 삽입하고 (그림 1(b))와 같이 혈관내부에 초음파를 발생시켜 (그림 1(c))와 같은 IVUS 영상을 얻을 수 있다. 관상 동맥벽(Coronary artery wall)의 형태는 일반적으로 밝음-어두움-밝음의 형태로 나타나며, (그림 1(c))에서 보는 것처럼 내막(Intima), 중간막(Media) 그리고 외막(Adventitia)이라는 3개의 층으로 구성되어 있다. 내강과 내막 사이의 경계면은 혈관 벽의 내부 경계선이라 정의하고, 중간막과 외막 사이의 경계면은 혈관 벽의 외부 경계선이라 정의 한다[2]. IVUS에서의 내강-내막 및 중간막-외막 경계면의 정확한 검출은 심혈관계 질환의 진단과 혈관 벽의 구조를 연구함에 있어서 필수적인 조건이다.

※ 본 연구는 지식경제부 지방기술혁신사업(RTI04-01-01) 지원으로 수행되었음.

† 준 회 원: 계명대학교 컴퓨터공학과 석사과정

** 중신회원: 계명대학교 컴퓨터공학과 부교수(교신저자)

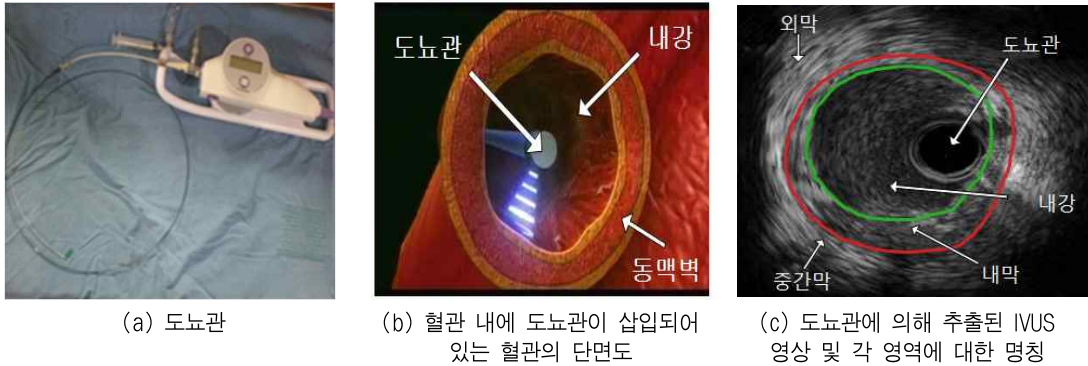
*** 정 회 원: 계명대학교 의용공학과 교수

**** 정 회 원: 계명대학교 컴퓨터공학과 교수

논문접수: 2012년 1월 25일

수정일: 1차 2012년 5월 7일

심사완료: 2012년 5월 8일



(그림 1) 도노관을 이용한 혈관 내 초음파 영상 획득 과정 및 결과 영상

만약 IVUS 영상에서 내강 경계면 분할이 전문가에 의해 수행되는 경우, 잡음과 칼슘의 양에 따라 전문가의 주관적인 판단이 어려울 수 있고, IVUS 영상이 고해상도이기 때문에 한명의 환자에게서 발생하는 다수의 IVUS 영상 경계면 분할에 많은 시간을 소요하게 된다.

IVUS 영상에서 자동적인 내강-내막 경계면 (이후 내강 경계면으로 호칭) 분할은 내강 영역이 대부분의 이미지에서 픽셀의 밝기변화가 약하게 나타나기 때문에 중간막-외막 경계면의 검출보다 더 어려운 작업이다. 따라서 최근 영상처리를 이용한 다양한 자동 내강 경계면 분할하는 방법들이 연구되어지고 있다.

Zhu[2] 등은 관상 동맥 벽을 분류하는 두 가지 방법을 제안하였다. 첫 번째는, 혈관 벽의 외부 경계선은 밝기 대비의 최소화 에너지 함수를 이용하여 검출한다. 두 번째로, 내강과 혈관 벽의 내부 경계선은 두 영역의 서로 다른 밝기 분포를 고려하여 또 다른 에너지 함수를 최소화 하는 방법을 이용하여 경계면을 검출하고 있다.

Zheng[3] 등은 케니 에지 검출기와 기울기 벡터 흐름 (GVF: gradient vector flow)을 이용하여 내강 및 중간막-외막 경계면을 검출하는 알고리즘을 제안하였다. 첫 번째 단계에서 IVUS 영상에 대해 가우시안 필터를 적용하고 이후 케니 에지를 검출기의 결과에 대해 원형 허프 변환 (Hough Transform)을 적용한다. 마지막으로 GVF를 적용하여 경계면을 검출한다.

Taki[4] 등은 내강 경계면과 중간막-외막 경계면을 검출하기 위해 두 가지 방법을 제안하고 있다. 첫 번째로 경계면의 초기 위치를 두 가지의 다른 에지 검출기를 이용하여 근사화 시킨 후 최종 경계면을 두 가지 다른 변형 모델을 사용하여 개선하고 있다. 최종 검출된 경계면 사이에서 석회화된 영역을 검출하기 위해 베이지안 분류기를 적용하였다.

Papadogiorgaki[5] 등도 역시 윤곽선의 초기화를 정하기 위해 서로 다른 단계를 구성하였다. 첫 번째 단계에서는 관심 경계 영역을 검출하고 연속적인 단계에서 검출된 경계 영역을 개선하는 방법을 사용하였다. 경계면 개선을 위해서 방사형 기저 함수(Radial Basis Functions)와 저대역 필터링 (low-pass filtering)을 기반으로 한 부드러운 경계면을 만드는 세 가지의 기법을 소개하고 있다.

Zhang[6] 등은 기존의 GVF snake 알고리즘의 문제점을 해결하기 위해 이미지 시퀀스의 특성을 이용하여 초기 윤곽을 자동으로 생성하고, 이산 웨이블릿 변환과 GVF snake를 결합하여 내강의 경계면을 검출하는 방법을 소개하고 있다.

Jourdain[7] 등에서는 윤곽은 나선형의 기하학적 구조를 가지고 있으며, 그것이 루멘의 경계면에 도달할 때 까지 비틀린 나선형 모양처럼 전개된다는 특징을 이용하여, 기존의 Active Contour Model을 기반으로 루멘의 경계면을 검출하는 새로운 방법을 소개하고 있다.

위에서 소개한 기존의 방법들은 주로 내막, 중간막, 외막의 밝기 대비차를 이용하거나 에지 경계면을 검출하고 반복적 방법에 의해 경계면을 최적화 하는 방법을 사용하고 있다. 하지만 각 영역의 밝기 차는 IVUS 영상마다 동일하지 않으며, 혈액 및 혈관에 존재하는 칼슘이나 잡음들에 의해 올바른 경계면이 검출되지 않을 수 있다.

본 논문에서는, 이러한 문제점을 해결하기 내강 경계면의 공간적 위치를 확률 분포로 모델링하고, 확률 모델을 기반으로 스무딩 함수를 정의 한다. 이렇게 정의된 스무딩 함수를 기반으로 관심 점들을 필터링하여 경계면의 검출 성능을 향상 시키는 방법을 제안 한다. 먼저, 확률 밀도 함수 (Probability density function)와 웨이블릿 변환(Wavelet transform)을 기반으로 내강 경계면으로 추정되는 관심 점 (Interesting point)들을 필터링 한다. 다음으로 다항곡선 접합 함수와 내강 경계면으로 추정되는 관심 점들을 이용하여 내강의 경계면과 근사한 위치에 있는 경계면을 검출한다. 본 논문의 주요 목적은 다항곡선 접합 함수와 필터링 된 관심 점을 이용하여 내강 경계 검출의 정확도를 향상 시키는 것이다.

본 연구의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 IVUS 영상들을 극좌표 이미지로 변환하고 관심 점을 검출 한 후 확률 모델과 이를 결합한 스무딩 함수를 통하여 관심 점을 필터링 하는 방법을 설명한다. 3장에서는 앞서 필터링 된 관심 점과 6차 다항곡선 접합도 함수를 이용하여 내강 경계면을 추정하는 방법을 설명한다. 4장에서는 기존의 내강 경계면 분할 알고리즘과의 비교실험을 통해 본 논문에서 제안한 기법의 우수성을 입증하고, 5장에서 결론 및 향후 연구방향을 제시한다.

2. 비모수적 확률밀도 함수와 스무딩 함수를 이용한 관심 점 필터링

2.1 극좌표 변환 및 초기 관심 점 추출

내강의 경계면 검출단계를 간략하게 하기 위해서 각각의 IVUS 영상들을 수식(1)과 (2)를 이용하여 극좌표 영상 $I(r, \theta)$ 으로 변환한다. 극좌표 변환된 결과화면은 (그림 2)와 같다. 극좌표 영상에서의 행(row)은 IVUS 영상에서 도노관의 중심으로부터의 거리(r)에 해당하고 열(column)은 도노관의 중심점을 기준으로 각도(θ)에 해당한다.



(그림 2) 극좌표 영상으로 변환된 결과화면

$$r = \sqrt{x^2 + y^2} \quad (1)$$

$$\theta = \tan^{-1} \frac{y}{x} \quad (2)$$

극좌표로 변환된 영상에는 칼슘 및 내강 등이 포함되어 있을 뿐만 아니라 도노관의 경계면도 포함 되어있다. 따라서, 도노관 영역은 내강 경계면 검출에서 불필요한 정보를 제공할 수 있으므로 수식 (3)을 이용하여 (그림 2)와 같이 도노관 영역을 제거할 수 있다[8].

$$I(r, \theta) = 0 \quad \text{for } r < D/2 + c \quad (3)$$

수식 (3)에서 D 는 도노관의 직경이며, c 는 도노관의 경계면을 포함하기 위해 설정한 임의의 작은 상수 값($c=0.4$)이다.

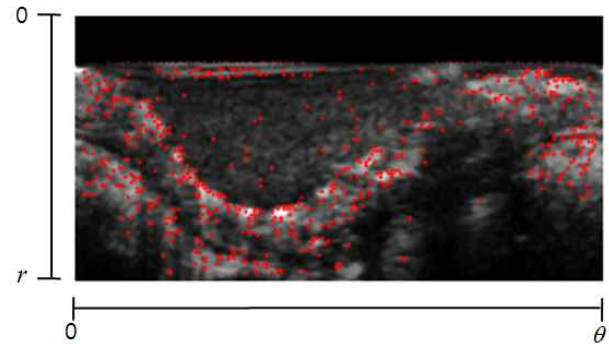
2.2 웨이블릿 변환을 이용한 초기 관심 점 추출

극좌표 영상에서 도노관 영역을 제거 한 후, 내강 경계면의 위치를 찾기 위해 전체영상에서 초기 관심 점을 검출하고, 내강 경계면의 위치적 특성을 고려한 확률 모델과 스무딩 함수를 이용하여 내강 경계면 관심 점을 추출한다.

일반적으로 내강 영역은 어두운 픽셀 값을 가지며, 내강 벽의 경계는 상대적으로 고주파 성분 값과 밝은 픽셀 값을 가짐으로 본 논문에서는 웨이블릿 변환과 다해상도 방법을 이용한 관심 점 추출 방법[9]을 이용하여 관상 동맥 벽과 내

강 영역 사이의 초기 관심 점들을 추출한다. 관심 점은 영상 안에 존재하는 두드러진 점들로 코너나 고주파 신호의 변화가 심한 영역에서 주로 발생한다. 관심 점은 웨이블릿 변환 후에, 각 부-영역의 저해상도 영상에서 고해상도 영상으로 웨이블릿 계수가 높은 점들만을 추적하여 각 부 영역에서 공통적으로 남은 관심 점들을 최종 관심 점으로 추출하는 방법이다. 본 논문에서는 Haar 웨이블릿 변환에 비해 변환 성능이 우수한 4개의 계수를 갖는 도비시(Daubechies) 웨이블릿을 사용하였다.

웨이블릿 변환을 이용한 초기 관심 점 추출 결과는 (그림 3)과 같다. 그림에서 보는 것과 같이 관심 점들은 내강 영역에는 상대적으로 적게 추출이 되지만 내강 경계면뿐만 아니라 중간막과 외막에서도 검출되는 것을 알 수 있다. 따라서 내강 안쪽 영역과 중간막 및 외막에 포함되어 있는 초기 관심 점들을 필터링 할 수 있는 스무딩 과정이 필요하다.



(그림 3) 극좌표 영상에서 초기 관심 점 추출 결과

2.3 비모수적 확률 밀도와 스무딩 함수를 이용한 관심 점 필터링

내강 경계면의 관심 점들은 원점으로부터 일정한 영역의 거리를 유지하고 있으며, 환자의 혈관 상태에 따라 다르긴 하지만 대부분 사인곡선을 유지한다. 따라서 내강 경계면에 위치한 관심 점들만을 필터링하기 위해서 아래와 같이 내강 경계면에 대한 3가지 사실을 이용한다.

- 내강 경계면은 원점으로부터 일정 거리이상 떨어져 있고 사인 곡선 형태를 나타낸다.
- 내강 경계면의 픽셀 밝기는 내강 영역보다 상대적으로 크다.
- 내강 경계면은 내강 영역보다 고주파 성분을 갖는다.

본 논문에서는 첫 번째 조건을 이용하기 위해 각 열에서 후보 내강 경계면 관심 점에 대한 학습 집합을 생성하고 이를 기반으로 각 열 영역에 대한 내강 경계면 확률 밀도 함수를 생성한다.

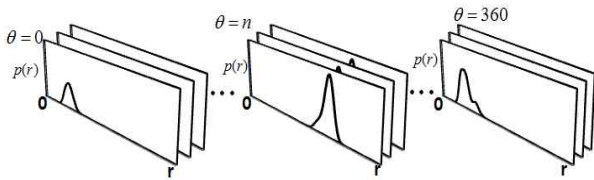
우선 학습 데이터로부터 전문가에 의해 미리 마킹된 내강 경계면 영상을 극좌표 영상으로 변환하고 극좌표 가로축에 해당하는 열 θ 좌표 마다 경계면 좌표까지의 거리(r)을 계산한다. 이렇게 계산된 각 θ 좌표마다 거리 값을 기반으로 하

는 1차원 확률 밀도 함수를 각각 생성한다. 각 열 좌표에서의 확률 밀도 함수는 알려진 모수적인 분산을 따르지 않기 때문에 수식 (4)와 같이 가우시안 커널을 이용한 밀도 추정 방법 (4)을 사용하였다.

$$p^i(r) = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \frac{1}{(2\pi h^2)^{1/2}} \exp\left(-\frac{\|r_x - r_n\|^2}{2h^2}\right) \quad (4)$$

수식 (4)에서 $p^i(r)$ 은 i 번째 열에서의 거리 r 에 대한 확률을 의미한다. N 은 i 번째 열에서 사용된 데이터의 개수이고, h 는 가우시안 창 너비를 결정하는 매개변수이다.

(그림 4)는 각 열에 대해서 추정된 확률 밀도 함수를 보여주고 있다.



(그림 4) 각 열(θ)에 대한 확률 밀도 함수

내강 경계면의 두 번째 조건과 세 번째 조건을 추가적으로 적용하여 초기 관심점에서 내강 경계면에 위치한 관심점만을 추출하기 위한 관심 점 에너지함수를 수식 (5)와 같이 정의 하였다.

수식 (5)에서 $I_{r,\theta}^i$ 는 i 번째 열에서 초기 관심 점 (r, θ) 위치의 픽셀 밝기 값을 나타내며, $S_{r,\theta}^i$ 는 i 번째 열에서 초기 관심 점 (r, θ) 의 웨이블릿 계수 값을 나타낸다. 수식 (5)에서 각 초기 관심 점 (r, θ) 의 에너지 $f_{r,\theta}^i$ 는 밝기 값과 웨이블릿 계수 값이 높고 $p^i(r)$ 가 높은 확률 값을 가질 때 높은 에너지를 나타낸다. 반대로, 밝기 값과 웨이블릿 계수 값이 높더라도 확률 값이 낮을 경우 상대적으로 낮은 에너지를 갖게 된다. 수식 (5)에서 지수 형태의 에너지 계산 방식은 지역적 특징 연관성의 변화에 민감하고 선형적 방식보다 좋은 성능을 보여주므로 [10], 본 논문에서는 수식 (5)를 적용하여 관심 점 에너지를 계산 하였다.

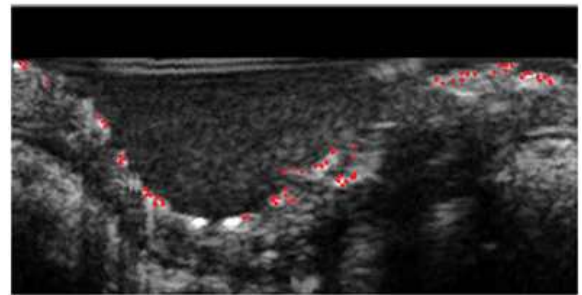
$$f_{r,\theta}^i = \exp(I_{r,\theta}^i + S_{r,\theta}^i) / \exp^{-p^i(r)} \quad (5)$$

i 번째 열에 위치한 초기 관심 점의 모든 에너지를 예측한 후에, 스무딩 함수 (6)을 이용하여 $f_{r,\theta}^i$ 가 가장 큰 값을 갖고 최소의 임계값 T ($T > 0$)를 넘는다면 해당 관심 점을 최종 관심 점 집합 F 에 등록한다. 최소 임계값 T 는 $0 < T < 1$ 인 범위의 값을 가지며 입력 영상에 따라 조절

가능하다. 즉, 입력 영상의 해상도가 높고 잡음이 적을 경우 낮은 임계값을 부여하고 해상도가 낮고 잡음이 많을 경우 높은 값을 부여할 수 있다. 본 논문에서는 임계값 T 를 0.1로 설정하였다. 이러한 과정을 모든 열에 대해 반복하여 내강 경계면 관심 점 집합을 생성한다.

$$F = (r, \theta) \text{ if } (r, \theta) \equiv \operatorname{argmax}_{i \in I} (f_{r,\theta}^i) > T \quad (6)$$

수식 (6)의 스무딩 함수를 적용한 결과는 (그림 5)와 같다. 그림에서 보는 것과 같이 내강 경계면에 해당하는 관심점들이 정확히 추출되었지만, 최소 임계값에 의해 관심점이 추출되지 않은 열과 혈관내의 칼슘이나 잡음에 의해 잘못된 관심점이 추출되는 결과를 보여주고 있다.



(그림 5) 스무딩 함수에 의해 필터링 된 관심 점 검출 결과

3. 다항곡선 적합도 함수를 이용한 내강 경계면 검출

3.1 다항곡선 적합

(그림 5)에서 필터링된 관심 점은 불연속적이거나 혈관내 칼슘이나 잡음 등에 의해서 잘못 추출된 경우가 다수 발생하므로 올바르게 내강 경계면을 추정하기 위해 다항곡선 적합 함수를 적용한다. 곡선 적합 (Curve fitting)은 중간 추정 값을 얻기 위해 데이터를 곡선으로 나타내는 기법으로 최소 제곱 회귀분석(Least-squares regression)과 보간법(Interpolation)으로 나눌 수 있다. 이 중에서 최소 제곱 회귀 분석법은 보간법에 비해 다음과 같은 특징을 가진다 [11].

- 데이터에 상당한 오차가 포함되어 있는 경우 적합
- 일반적인 형태나 경향을 맞추는 근사함수를 유도할 수 있음
- 각 데이터 점과 곡선 사이의 오차를 최소화시키는 곡선 추정

따라서 본 논문에서는 데이터 점들의 사이를 인위적으로 보간 시키는 보간법에 비해 잡음이나 칼슘 등으로 인해 잘못 검출된 관심 점의 영향을 최소화 시키고 제거된 관심 점을 보간 하여 경계면에 가장 적합한 곡선을 검출할 수 있는 다항 회귀분석(Polynomial regression)에 기반을 둔 다항곡선 적합을 이용한다.

수식 (7)은 n 차승의 다항곡선 집합 함수를 나타내고 있으며, 다항곡선 집합의 중요한 요인은 데이터의 곡선에 가장 잘 맞는 계수 $a_0 \sim a_k$ 를 구하는 것이다.

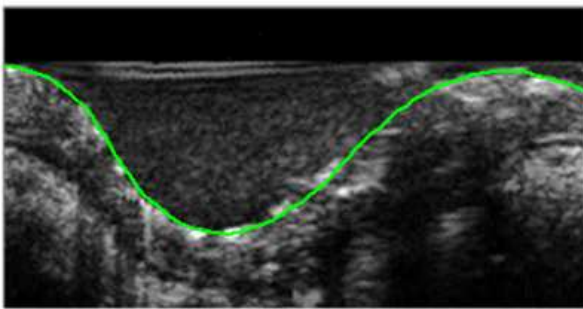
$$f(x) = a_0 + a_1x + a_2x^2 + \dots + a_nx^n = a_0 + \sum_{k=1}^n a_kx^k \quad (7)$$

따라서 곡선 집합 함수 $f(x)$ 를 찾는 가장 좋은 방법은 아래 수식(8)을 이용하여 관심 점집합 F 와 함수 $f(x)$ 사이의 오차 err 을 계산하고 최소 오차를 보이는 함수의 계수를 추정하는 것이다.

$$err = \sum_{i=1}^t (e^i - (a_0 + \sum_{k=1}^n a_kx^k))^2 \quad (8)$$

수식(8)에서 t 는 최종 관심 점의 개수, e^i 는 관심 점 집합 F 의 i 번째 요소, n 은 집합 함수의 차승을 의미한다.

다항곡선 집합에서 과-집합(Over-fitting)되거나 부-집합(Under-fitting)되는 문제를 피하고 또한, 데이터 추세와 일치하는 곡선을 찾기 위한 가장 좋은 방법은 추세가 일치 할 때까지 차승을 증가해 나가는 것이다. 본 논문에서는, 실험을 통하여 다항곡선 집합에 가장 적합한 차승이 $n=6$ 이라는 것을 도출해 내었고 따라서 6차 다항곡선 집합도 함수를 사용하였다. 스무딩 함수를 적용하여 최종적으로 검출된 관심 점과 다항곡선 집합을 이용한 내강 경계면 검출 결과는 (그림 6)과 같다.

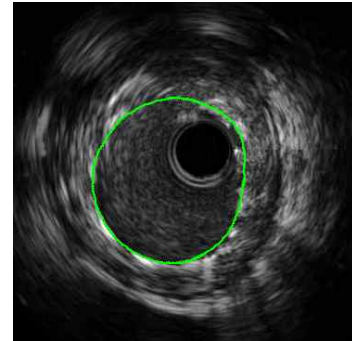


(그림 6) 다항곡선 집합을 이용한 최종 내강 경계면의 검출 결과

마지막으로 검출된 내강 경계면은 수식 (9),(10)를 사용하여 극 좌표계에서 원 좌표 (x,y) 로 역 변환한다. 역 변환된 결과는 (그림 7)과 같다.

$$x = r \cos\theta \quad (9)$$

$$y = r \sin\theta \quad (10)$$



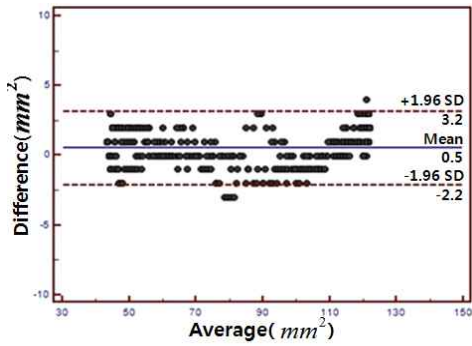
(그림 7) 극좌표 영상에서 원 좌표로 역 변환된 결과 영상

4. 실험 결과 및 분석

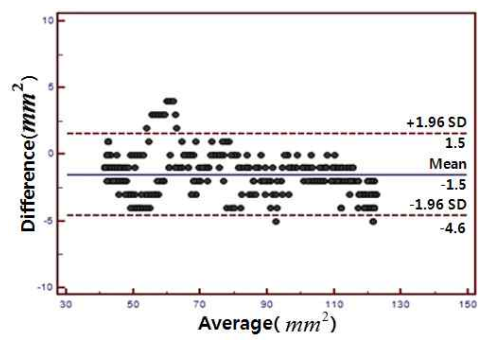
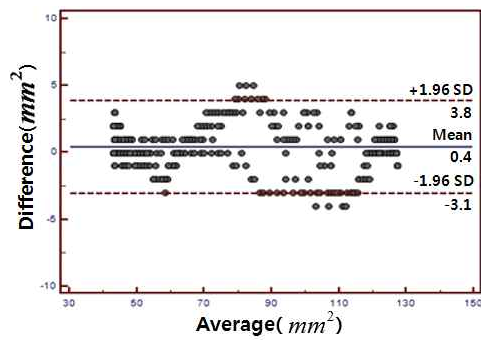
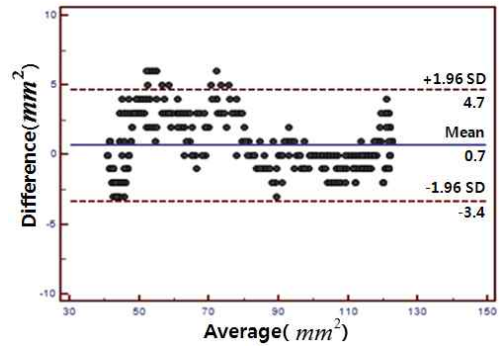
본 논문에서 제안하는 시스템은 Intel Core i7-2600 CPU 와 Windows 기반의 Visual Studio 2008을 이용하여 구현되었다. 실험은 계명대 동산의료원에서 제공한 16개의 IVUS 영상으로 진행하였다. 영상의 크기는 512 x 512이며, 모든 테스트 영상들은 각각 16명의 다른 환자들로부터 수집되었다. 내강 경계면 검출 알고리즘의 성능을 평가하기 위해서 IVUS 영상의 내강 경계면 검출 성능에서 우수성이 입증된 Papadogiorgaki 등[5]의 방법을 같은 시스템 조건에서 구현하고 실험하였다. 실험을 위해 동일한 IVUS영상에 대해 심장 전문가가 손으로 체크한 내강 경계선과 각각의 알고리즘에 의해 검출된 내강 경계선의 오차를 비교하였다. 내강의 경계선 사이의 일치 여부는 Bland-Altman Plot [12]을 사용하여 분석하였다. Bland-Altman Plot 이란 전문가에 의한 경계면과 제안된 알고리즘에 의해 검출된 경계면 간의 오차가 있는지 또는 추정된 값과 실제 계측한 값의 차이가 있는지를 한눈에 살펴보기 위한 그래프로서 X 축은 방법의 평균이고 Y 축은 추정된 값과 실제 계측한 값의 차이(표준편차)를 나타낸다. 즉, X, Y 축에 대한 산점도의 기울기가 0에 가까울수록 추정된 값과 실측값의 오차가 적다는 것을 나타낸다.

(그림 8)에서는 16개 데이터 중 개의 결과에 대한 비교 그래프를 보여 주고 있다. 결과 그래프에서 보이는 것과 같이 Papadogiorgaki의 방법과 비교하였을 때 본 논문에서 제안한 방법이 모든 타입의 IVUS 영상에서 낮은 평균값과 표준 편차를 보이는 것을 알 수 있다. 특히 4번 영상은 잡음이 많이 포함되어 있고 혈액 내 갈슘 등의 영향으로 내강 경계면의 경계가 불명확하여 Papadogiorgaki 알고리즘은 -1.089 ± 2.745 의 큰 오차를 보이고 있지만, 상대적으로 제안하는 알고리즘에서는 사전에 정의된 확률 밀도함수와 스무딩 함수를 이용함으로 오차가 0.473 ± 1.062 로 상대적으로 낮은 것을 알 수 있다.

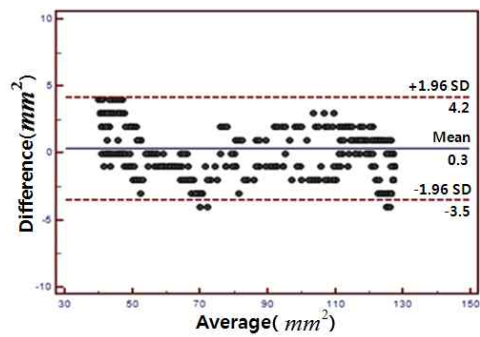
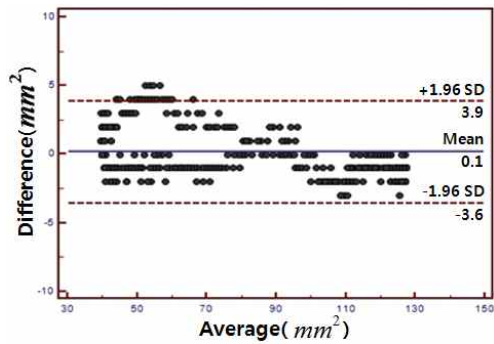
또한 전체 16개 영상에 대한 오차 측정 결과에 대한 평균은 <표 1>과 같다. 표에서 보는 것과 같이 제안된 방법은 오차가 0.344 ± 1.565 로 Papadogiorgaki 알고리즘의 오차 0.850 ± 2.49 보다 우수한 결과를 보여주고 있다.



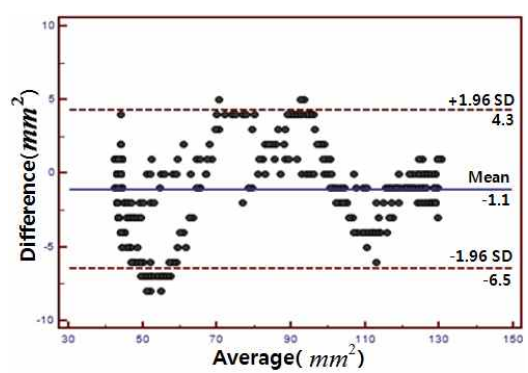
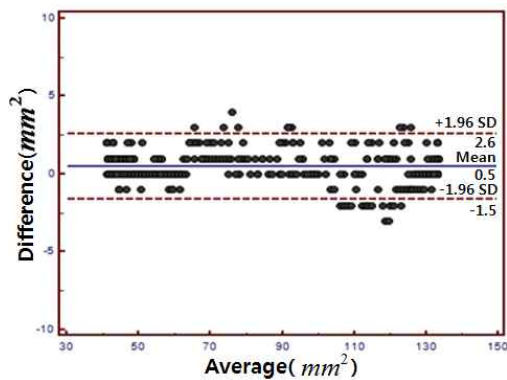
(a) 1번 영상: (좌) (0.508 ± 1.359) (우) (0.657 ± 2.054)



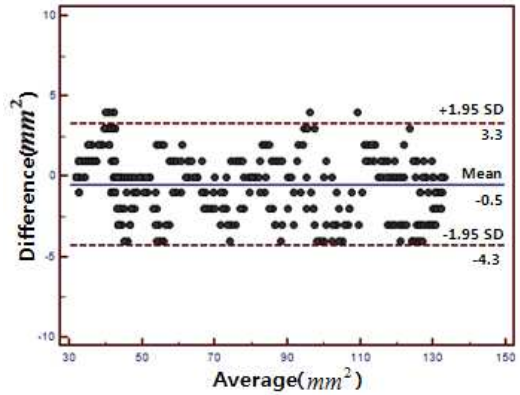
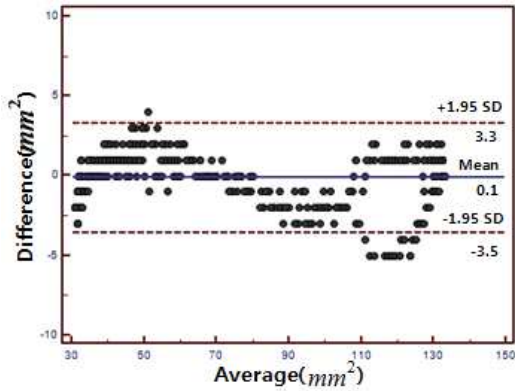
(b) 2번 영상: (좌) (0.399 ± 1.761) (우) (-1.522 ± 1.557)



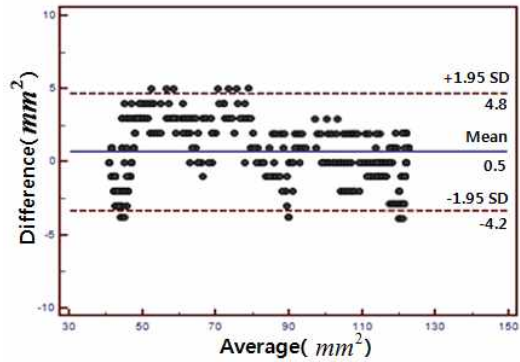
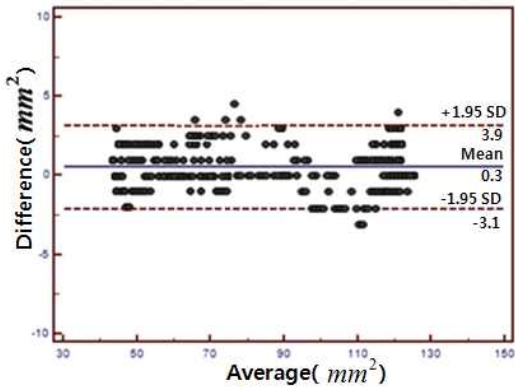
(c) 3번 영상: (좌) (0.149 ± 1.888) (우) (0.310 ± 1.962)



(d) 4번 영상: (좌) (0.473 ± 1.062) (우) (-1.089 ± 2.745)



(e) 5번 영상: (좌) (-0.121 ± 1.754) (우) (-0.673 ± 3.13)

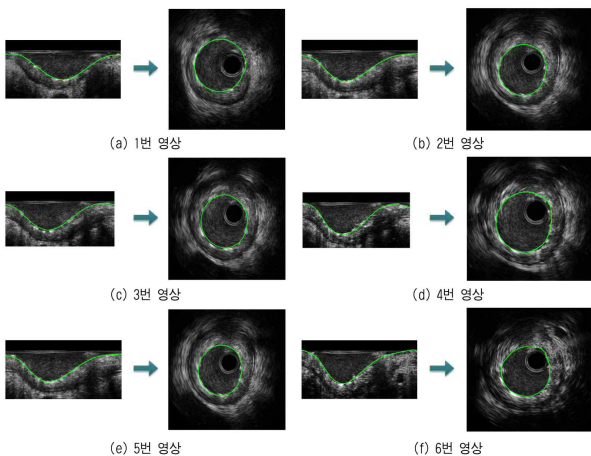


(f) 6번 영상: (좌) (0.399 ± 1.761) (우) (0.533 ± 1.982)

(그림 8) 제안한 방법과 (좌) Papadogiorgaki [5] 알고리즘 (우) 에 의해 구해진 경계선 검출 결과에 대한 Bland-Altman 그래프

<표 1> 제안된 방법과 Papadogiorgaki [5] 알고리즘의 Bland-altman plot 평균값 차(MD)와 표준 편차(SD)

	제안한 방법	Papadogiorgaki 방법
	Lumen(MD ±SD)	
Average	0.344±1.565	0.850±2.49



(그림 9) 내강 경계면 검출 최종 결과영상

(그림 9)는 본 논문에서 제안하는 방법을 이용하여 내강 경계면이 검출된 최종 결과 영상들을 보여주고 있다. 각 영상들에서 좌측에 있는 영상은 극좌표 변환된 영상에서 비모수적 확률 밀도 함수와 스무딩 함수를 이용하여 필터링 된 관심 점을 이용하여 다항곡선 접합 함수를 적용시켜 검출된 내강 경계면 영상이고 오른쪽의 영상들은 극좌표 결과 영상을 다시 원 좌표 영상으로 역 변환시켜 내강 경계면을 나타 낸 최종 결과 영상이다. 오른쪽의 최종 결과 영상들에서 볼 수 있듯이 본 논문에서 제안하는 알고리즘을 이용할 경우 내강 경계면이 정확하게 검출되는 것을 알 수 있다.

5. 결 론

본 논문에서는 의료진들의 효율적인 업무를 위해 심혈관 질병 진단을 위해 사용되는 기술 중에 하나인 혈관 내 초음파(IVUS)에서 획득되는 영상으로부터 자동으로 내강 경계면을 검출하는 방법을 제안 하였다.

내강 경계면 검출을 위해 IVUS 영상을 극좌표 영상으로 변환한 후에 초기 관심 점을 추출하고, 추출된 초기 관심 점들에 대해 비모수적 확률 밀도 함수와 스무딩 함수를 적

용하여 관심 점을 필터링 하고 다항곡선 집합도 함수를 이용하여 내강 경계면을 검출 하였다. 특히 본 논문에서는 필터링 된 관심 점 집합에 따라 가변적인 다항곡선 집합 함수를 추정하고, 제한된 관심 점만을 사용하여 연산 시간을 줄이고 내강 경계면 검출의 정확도를 향상시킬 수 있었다.

향후 연구에서는 보다 다양한 IVUS영상을 수집하여 보다 강건한 확률밀도함수를 생성하고 이를 기반으로 보다 정확하게 내강 경계면을 검출할 수 있는 알고리즘으로 개선할 것이다. 추가적으로, 보다 정확한 동맥 경화증의 진단을 위해 IVUS 영상에서 내강 경계면 검출 이외에 중간막-외막 경계면 검출에 대한 연구를 진행하여 보다 효율적인 의사 진단 보조 시스템을 개발하도록 할 것이다.

참 고 문 헌

[1] M. Sonka, X. Zhang, M. Siebes, M. S. Bissing, S. C. DeJong, S. M. Collins, and C. R. McKay, "Segmentation of intravascular ultrasound images: A knowledge-based approach," IEEE Transactions on Medical Imaging, Vol.14, No.4, pp.719 - 732, 2002.

[2] H. Zhu, Y. Liang, and M. H. Friedman, "IVUS image segmentation based on contrast," SPIE Medical imaging: Image Processing, Vol.4684, pp.1727-1733, 2002.

[3] M. Zheng, W. Yubin, W. Yousheng, S. Xiaodi, and W. Yali, "Detection of the Lumen and Media-adventitia Borders in IVUS Imaging," International Conference on Signal Processing, pp.1059-1062, 2008.

[4] A. Taki, Z. Najafi, A. Roodaki, S.K. Starehdan, R.A.Zoroofi, A. Konig, N. Navab, "Automatic segmentation of calcified plaques and vessel borders in IVUS images," International Journal of Computer Assisted Radiology and Surgery, Vol.3, No.3-4, pp.347-354, 2008.

[5] M. Papadogiorgaki, V. Mezaris, Y. S. Chatzizisis, G. D. Giannoglou, and I. Kompatsiaris, "Image analysis techniques for automated IVUS contour detection," Ultrasound in Medicine and Biology Journal, Vol.34, No.9, pp.1482-1498, 2008.

[6] Q. Zhang, Y. Wang, W. Wang, J. Ma, J. Qian, and J. Ge, "Contour Extraction from IVUS Images Based on GVF Snakes and Wavelet Transform", International Conference on Complex Medical Engineering, pp.536-541, 2007.

[7] M. Jourdain, J. Meunier, J. Séqueira, G. Cloutier, J. C. Tardif, "Intravascular Ultrasound Image Segmentation : A Helical Active Contour Method", Image Processing Theory Tools and Applications, pp.92-97, September, 2010.

[8] C. Doulaverakis, M. Papadogiorgaki, V. Mezaris, A. Billis, E. Parissi, and I. Kompatsiaris, "IVUS image processing and semantic analysis for Cardiovascular Diseases risk prediction", International Journal of Biomedical Engineering and Technology, Vol.3, pp.349-374, 2010.

[9] E. Loupias, N. Sebe, S. Bres, and J. M. Jolion, "Wavelet-based

salient points for image retrieval," International Conference on Image Processing, Vancouver, Vol.2, pp.518-521, 2000.

[10] B. C. Ko, J. Peng, and H. Byun, "Region-Based Image Retrieval Using Probabilistic Feature Relevance Feedback," Pattern Analysis and Application, Vol.4, pp.174-184, 2001.

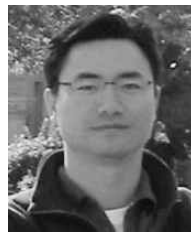
[11] S.C. Chapra and R.P. Canale, "Numerical Methods for Engineers," McGraw-Hill, 6th edn, pp.89-102, 2011.

[12] J. M. Bland and D. G. Altman, "Statistical methods for assessing agreement between two methods of clinical measurement," The Lancet, Vol.327, Issue.8476, 307-10, 1986.



박 준 오

e-mail : jopark@kmu.ac.kr
 2011년 계명대학교 컴퓨터공학과(학사)
 2011년 9월~현 재 계명대학교
 컴퓨터공학과 석사과정
 관심분야 : 컴퓨터 비전 및 패턴인식



고 병 철

e-mail : niceko@kmu.ac.kr
 1998년 경기대학교 전자계산학과(이학사)
 1998년~2000년 연세대학교 컴퓨터과학
 (공학석사)
 2000년~2004년 연세대학교 컴퓨터과학
 (공학박사)
 2004년 3월~2005년 8월 삼성전자통신연구소 책임연구원
 2005년 9월~현 재 계명대학교 컴퓨터공학과 부교수
 관심분야 : 내용기반 영상검색, 컴퓨터 비전 및 패턴인식



박 희 준

e-mail : hjpark@kmu.ac.kr
 1999년 경북대학교 전자공학과(학사)
 2001년 경북대학교 전자공학과(공학석사)
 2006년 경북대학교 전자공학과(공학박사)
 2006년~2010년 계명대학교 동산의료원
 연구강사(의료정보학)
 2010년~현 재 계명대학교 의용공학과 교수
 관심분야 : 의료정보학, u-Healthcare system



남 재 열

e-mail : jynam@kmu.ac.kr
 1983년 경북대학교 전자공학과(공학사)
 1985년 경북대학교 전자공학(공학석사)
 1991년 University of Texas at Arlington
 전기공학(공학박사)
 1985년 5월~1987년 7월 한국전자통신
 연구소 연구원
 1991년 9월~1995년 2월 한국전자통신연구소 선임연구원
 1995년 3월~현 재 계명대학교 컴퓨터공학과 교수
 관심분야 : 영상압축, 영상통신, 멀티미디어 시스템