

# 다해상도 스네이크를 통한 경동맥 내막-중막 경계선 자동추출

이 유 부<sup>\*</sup> · 최 유 주<sup>\*\*</sup> · 김 명 희<sup>\*\*\*</sup>

## 요 약

경동맥 B-모드 초음파영상에서 내막-중막 두께(IMT: Intima-Media Thickness)는 죽상경화증의 조기 표식자로 뇌졸중과 심혈관 질환의 예측을 위해 널리 사용되고 있으며 대부분 수동측정에 의존한다. 그러나 잡음의 제약성을 가진 초음파영상에서 내막-중막 경계선의 수동추출을 통한 측정은 관찰자 간, 동일 관찰자 내 그 결과가 달라지는 변이성과 비효율성의 문제점을 갖는다.

본 연구에서는 초음파영상에 갖는 잡음의 제약성을 극복하고 전형적인 스네이크의 초기 윤곽선 의존성 문제를 해결하기 위해 다이나믹 프로그래밍을 결합한 다해상도 스네이크 자동추출기법을 제안한다. 제안한 방법은 우선 잡음을 제거하면서 영상의 전역적인 형태정보 유지가 가능한 가우시안 피라미드를 이용하여 영상 피라미드를 구축한다. 다음으로 가장 낮은 해상도 영상에서 다이나믹 프로그래밍을 기반으로 경계선의 다중영상특징 및 연속성을 고려한 평가를 포함하는 평가함수 최소화 과정을 수행함으로써 경계선을 자동으로 추출한다. 자동으로 추출된 경계선은 다음 레벨 영상에서 수행되는 스네이크의 초기 윤곽선으로 지정됨으로써 초기 윤곽선의 의존성 문제를 해결한다. 또한, 스네이크 수행 시 잡음에 민감하여 실제 경계가 아닌 지역적 최소점(local minima)에 수렴할 수 있는 문제를 개선하기 위해 다중 영상특성을 고려한 외부 에너지를 정의하였다.

본 연구에서는 제안분할기법의 정확도 검증에 위해 자동 추출된 경계선 두께측정과 임상 전문가에 의한 수동측정 결과의 상관관계(correlation)를 계산한다. 제안된 자동추출 알고리즘은 일반적인 에지 추출알고리즘보다 더욱 정확하고 재생산 가능한 결과를 제공함으로써 효율적인 자동측정이 가능하게 한다.

키워드 : 경동맥 B-모드 초음파영상, 다해상도 스네이크, 다이나믹 프로그래밍, 내막-중막 두께, 자동경계선추출

## Automatic Boundary Detection of Carotid Intima-Media based on Multiresolution Snake

Yu - Bu Lee<sup>\*</sup> · Yoo - Joo Choi<sup>\*\*</sup> · Myoung - Hee Kim<sup>\*\*\*</sup>

## ABSTRACT

The intima-media thickness (IMT) of the carotid artery from B-mode ultrasound images has recently been proposed as the most useful index of individual atherosclerosis and can be used to predict major cardiovascular events. Ultrasonic measurements of the IMT are conventionally obtained by manually tracing interfaces between tissue layers. The drawbacks of this method are the inter- and intra-observer variability and its inefficiency. In this paper, we present a multiresolution snake method combined with the dynamic programming, which overcomes the various noises and sensitivity to initialization of conventional snake. First, an image pyramid is constructed using the Gaussian pyramid that maintains global edge information with smoothing in the images, and then the boundaries are automatically detected in the lowest resolution level by minimizing a cost function based on dynamic programming. The cost function includes cost terms which are representing image features and geometrical continuity of the vessel interfaces. Since the detected boundaries are selected as initial contour of the snake for the next level, this automated approach solves the problem of the initialization. Moreover, the proposed snake improves the problem of converging to the local minima by defining the external energy based on multiple image features. In this paper, our method has been validated by computing the correlation between manual and automatic measurements. This automated detection method has obtained more accurate and reproducible results than conventional edge-detection by considering multiple image features.

Key Words : B-mode ultrasound images, Multiresolution snake, Dynamic programming, Intima-media thickness, Automatic boundary detection

\* 본 연구는 산업자원부·교육인적자원부·노동부 지원 최우수실험실지원사업과 과학기술부지원 실시간자영상기술개발사업에 의해 부분적으로 지원받았음.

<sup>\*</sup>준 회 원 : 이화여자대학교 컴퓨터학과 박사과정

<sup>\*\*</sup>정 회 원 : 서울벤처정보대학원대학교 컴퓨터응용기술학과 전임강사

<sup>\*\*\*</sup>중신회원 : 이화여자대학교 컴퓨터학과 교수

논문접수 : 2006년 11월 24일, 심사완료 : 2007년 4월 2일

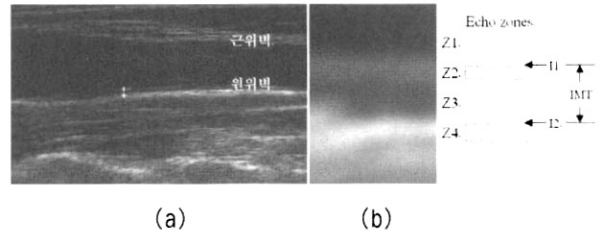
### 1. 서 론

경동맥 내막-중막 두께는 죽상경화증(atherosclerosis)의 조기 표식자로 죽상경화 정도의 정량화에 용이하며 뇌졸중, 심근경색과 같은 질환과 양성적 연관성이 있는 것으로 연구되고 있다[1-2]. 내막-중막 두께측정은 비침습적이며 인체에 무해한 B-모드 초음파영상에서 주로 수행되며 대부분 수동측정에 의존한다. 그러나 스펙클(speckle), 드랍아웃(dropout)과 같은 잡음과 약한 에지(weak edge)를 가진 초음파영상에서 내막-중막 경계선의 수동추적을 통한 측정은 관찰자 간, 동일 관찰자 내 그 결과가 달라지는 변이성으로 인해 재현성의 문제와 시간적 소비가 크다는 단점을 갖는다.

이러한 경동맥 내막-중막 경계선의 수동추적 및 측정의 문제점을 해결하기 위해 컴퓨터 기반의 다양한 자동, 반자동 분할기법들이 연구되고 있다. Wendelhag et al. [3-5]은 다중 영상특징(multiple image features)을 고려한 평가항(cost term)을 포함한 평가함수(cost function)를 통해 그 값을 최소화하기 위해 다이나믹 프로그래밍(dynamic programming)을 사용하여 경계선을 자동 추출하는 방법을 제시하였다. 이 방법은 영상픽셀 값이나 기울기와 같은 하나의 영상특징(single image feature)만을 고려한 일반적인 에지 기반 분할기법에 의해 정확한 추출이 어려운 문제점을 해결하였다. 그러나 초음파영상 획득 장비마다 달라지는 영상특성에 따라 평가항에 대한 가중치 지정의 가변성이 요구되며 잡음으로 인해 끊어지는 에지를 갖는 영상에서의 분할결과에 대한 수동보정이 필요한 단점을 갖는다. Cheng et al. [6]은 스네이크를 기반으로 하여 경계선을 추출하는 방법을 제안하였다. 이 방법은 스네이크 기법에서 요구되는 초기 윤곽선지정을 위해 시작점과 끝점만을 지정함으로써 수행시간을 줄였다. 하지만 사용자의 주관적 판단에 의한 인터랙션이 요구되며 초기 윤곽선이 관심영역에 근접하지 않은 경우 정확한 분할결과를 갖지 못하는 단점을 가진다. 또한 잡음을 갖는 다양한 영상에 대한 문제점 해결방안을 제시하지는 못했다.

본 연구에서는 초음파영상획득 시 가장 빈번히 발생하는 잡음의 제약성을 극복하고 다양한 영상특성에 강건한 다해상도 스네이크 자동분할기법을 제시한다. 제시된 방법은 경동맥과 같은 혈관 조직의 경계선 정보가 손실되는 드랍아웃 잡음과 약한 에지를 갖는 영상에서 형태적 정보를 유지하면서 정확한 경계선 추출이 가능하도록 가우시안 피라미드를 이용한 다해상도 기법을 기반으로 하며 스네이크 수행 시 초기윤곽선의 의존성 문제를 해결하기 위해 다이나믹 프로그램을 통한 초기 윤곽선의 자동추출이 가능하도록 한다. 또한, 스네이크의 에너지 함수를 구성하는 외부에너지에 대해 소벨 연산자와 같은 일반적인 에지 연산자를 통한 기울기 크기의 사용대신 초기 윤곽선 추출 시 적용된 다중 영상특징들을 고려한 평가항을 이용함으로써 지역적 최소점에 수렴할 수 있는 문제를 개선하였다.

제안한 방법의 절차를 요약하여 설명하면 다음과 같다. 먼저 잡음이나 지역적 영상특성의 영향을 최소화하면서 추출하고자 하는 경계선의 형태적 정보를 유지하기 위해 가우시안 피라미드를 이용한 다해상도 영상 피라미드를 구축한다. 다음단계는 가



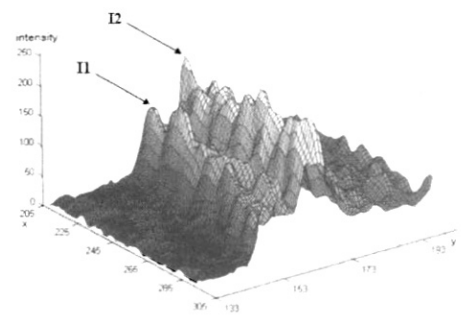
(그림 1) 경동맥 B-모드 초음파영상과 내막-중막층 경계선 및 에코 층들 (a) 경동맥 B-모드 초음파영상 (b) 원위벽에서의 내막-중막층 경계선과 에코 층들

장 낮은 레벨의 저해상도영상에서 Wendelhag et al. 의 다이나믹 프로그래밍 기반 추출방법을 적용하여 스네이크의 초기 윤곽선을 자동으로 지정한다. 수렴한 추출결과가 다음 레벨에서 수행할 스네이크의 초기 윤곽선으로 지정되는 coarse-to-fine 접근방식을 통해 최하위 레벨영상에 수렴할 때까지 반복한다.

본 연구의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 각 분할 방법의 평가함수와 에너지함수에 사용될 영상특징을 위한 항(term)들을 정의하기 위해 우선적으로 경동맥 초음파영상의 특징을 분석하고 3장에서는 내막과 중막의 경계선을 추출하기 위해 제안한 분할방법을 설명한다. 4장에서는 구현 및 실험결과를 보여준다. 마지막으로 5장에서는 결론과 향후 연구방향을 제시한다.

### 2. 경동맥 초음파영상 특징

경동맥은 원위벽(far wall) 과 근위벽(near wall)으로 나누어지며 각 벽은 크게 내막(intima), 중막(media), 외막(adventitia) 등 세 개의 층으로 구성된다. 근위벽은 에코펄스(echo pulse)들이 겹침으로 인해 경계선이 덜 정확하기 때문에 내막-중막 두께는 주로 원위벽에서 측정된다. 그림 1(a)는 경동맥 B-모드 초음파영상을 보여주며 (그림 1(b))는 원위벽에서의 각 층들과 그에 대응하는 에코 층(echo zone)들을 나타낸다. Z1은 내강(lumen)을 나타내며 Z2는 내막, Z3는 중막, Z4는 외막을 각각 나타낸다. IMT는 내강과 내막의 경계선인 I1과 중막과 외막의 경계선인 I2의 두께를 말하며 (그림 1(a))와 같이 관찰자가 캘리퍼(caliper)를 이용하여 수동측정 함으로써 얻어진다. (그림 2)는 경동맥영상의 3차원 뷰(view)로써 I1과 I2의 경계선의 영역에 분포된 픽셀 값을 보여주며 내막과 중막 경계선의 영역은 다른 영역에 비해 큰 기울기 크기를 가짐을 알 수 있다. 내강과 내막의 경계선인 I1은 y축 방



(그림 2) 경동맥 B-모드 초음파영상의 3차원 뷰.

향으로 위쪽에 어두운 에코 층인 Z1이 있는 반면 아래쪽으로 밝은 에코 층인 Z2가 있으며 I2도 같은 방향으로 각각 어두운 에코 층인 Z3과 밝은 에코 층인 Z4가 위치한다. 이러한 경동맥영상의 특징은 I1과 I2의 경계선을 추출하기 위한 분할기법의 평가함수와 외부에너지함수의 영상특징 향으로 이용된다.

### 3. 다해상도 스네이크를 통한 경계선 자동추출

본 장에서는 다해상도의 영상 피라미드를 구축하기 위해 사용된 가우시안 피라미드를 설명하고 하향식(저해상도에서 고해상도로)으로 이동하면서 각 레벨 영상에서 내막-중막 경계선을 추출하기 위해 사용된 다이나믹 프로그래밍 기반 추출방법과 경동맥영상 특징을 고려한 개선된 외부에너지를 적용한 스네이크 기법을 각각 단계적으로 설명한다.

#### 3.1 가우시안 피라미드

다해상도 표현은 잡음에 의한 지역적 오류정보에 대한 영향력을 극복하고 전역적인 영상의 형태적 정보를 유지하는 효율적인 방법으로 스네이크 성능에 가장 큰 영향을 미치는 잡음문제의 해결을 위해 두 가지 기법의 접목은 다양하게 연구되고 있다[7-9]. 다해상도 표현을 위해 가장 많이 사용되는 영상 피라미드란 다해상도 영상들에 대한 계층적인 구조로서 하위레벨의 고해상도 영상이 상위레벨로 올라갈수록 저해상도 영상으로 구성되는 일련의 영상들의 집합을 말한다[10-11].

본 연구에서는 가우시안 커널에 의한 컨벌루션과 다운샘플링(down-sampling)을 수행하여 영상의 해상도를 줄여나가는 가우시안 피라미드를 통해 영상 피라미드를 구축하였다. 피라미드의 최하위 레벨인 원영상을  $G_0$  라고 할 때, 레벨  $l$ 의 가우시안 피라미드 영상  $G_l$  은 다음의 식 (1)과 같이 정의된다.

$$G_l(i, j) = \sum_{m=-k}^k \sum_{n=-k}^k w(m, n) G_{l-1}(2i+m, 2j+n) \quad (식 1)$$

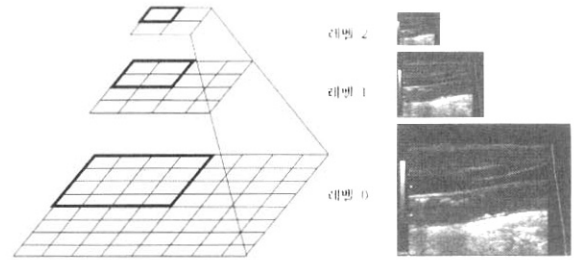
$k$ 는 가우시안 커널의 크기를 나타내며, 원영상  $G_0(i, j)$ 에서  $i=0, \dots, P-1, j=0, \dots, Q-1$ 이라 할 때 레벨  $l$ 의 피라미드 영상  $G_l(i, j)$ 는  $i=0, \dots, P/2^l - 1, j=0, \dots, Q/2^l - 1$ 로 정의될 수 있다.  $w(m, n)$ 은 식(2)에 정의된  $5 \times 5$  크기를 가진 가우시안 커널이다.

$$w(m, n) = \left( \frac{1}{16} [1 \ 4 \ 6 \ 4 \ 1] \right)^2 \quad (식 2)$$

(그림 3)은 원영상인 레벨 0에서 레벨 2에 이르는 다해상도 경동맥 초음파영상의 가우시안 피라미드를 보여준다.

#### 3.2 다이나믹 프로그래밍을 이용한 초기 윤곽선 자동지정

스네이크 수행 시 요구되는 초기 윤곽선을 자동으로 지정하기 위해 가우시안 피라미드에 의해 구축된 가장 낮은 해상도(레벨 2) 영상에서 다이나믹 프로그래밍을 이용하여 경계선을 자동추출한다. 다중영상특징들을 고려한 평가항들을 포함하는 평가함수를 정의하고 평가함수가 최소가 되는 최



(그림 3) 다해상도 경동맥 초음파영상의 가우시안 피라미드

적의 경계선 위치를 결정하기 위해 Wendelhag et al. 이 제안한 다이나믹 프로그래밍 프로시저를 사용하여 전역적으로 영역을 탐색한다[4-5].

#### 3.2.1 평가함수

사용자에 의해 지정된  $M \times N$ 의 윈도우 관심영역 안에서  $N$ 개의 점을 가진 모든 가능한 경계선  $B_N$  은 다음 수식 3과 같이 정의된다.

$$B_N = \{p_1, p_2, \dots, p_{N-1}, p_N\} \quad (식 3)$$

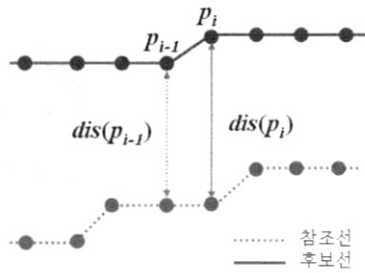
$p_{N-1}$ 과  $p_N$ 은 수평의 이웃 점이고  $N$ 은 경계선의 길이를 표현한다. 이때 평가함수  $C(B_N)$ 은 가능한 경계선  $B_N$ 의 각 점에서 계산된 평가항들의 합으로 수식 4와 같고, 점  $p_i$ 에서 평가함수에 포함되는 항  $c_f(p_i)$ 와  $c_g(p_{i-1}, p_i)$ 는 각각 수식 5, 6에 의해 정의된다.

$$C(B_N) = c_f(p_1) + \sum_{i=2}^N (c_f(p_i) + c_g(p_{i-1}, p_i)) \quad (식 4)$$

$$c_f(p_i) = \sum_{j=1}^k w_j f_j(p_i) \quad (i=1, \dots, N) \quad (식 5)$$

$$c_g(p_{i-1}, p_i) = w_{k+1} g(p_{i-1}, p_i) \\ g(p_{i-1}, p_i) = |dis(p_i) - dis(p_{i-1})|^2 \quad (i=2, \dots, N) \quad (식 6)$$

$f_j(p_i)$ 는 영상특징을 나타내는 항이고  $g(p_{i-1}, p_i)$ 는 경계선의 연속성을 고려한 항이며  $w$ 는 각 항의 상대적 중요성을 고려한 가중치이다. 영상특징을 위해 사용된 항의 수는 3으로  $k$ 값은 3으로 정의된다. 평가함수에 포함된 평가항  $f_i(p_i)$ 는 픽셀  $p_i$ 의 수직 아래 방향의 픽셀평균값을 계산하고  $f_2(p_i)$ 는 수직 위 방향의 픽셀평균값을 계산한다. 세 번째, 항  $f_3(p_i)$ 는 수직방향의 기울기를 계산하며 마지막  $g(p_{i-1}, p_i)$ 는 경계선의 연속성을 유지하기 위한 항으로 (그림 4)에서와 같이  $dis(p_i)$ 는 후보 경계선 상의 점  $p_i$ 와 참조선 상의 점과의 거리값을,  $dis(p_{i-1})$ 는 점  $p_{i-1}$ 과 참조선 상의 점과의 거리값을 나타내며 계산된 각 거리 값의 차에 대한 제곱을 구한다. 중막 경계선 I2의 경우 수평의 참조 선을 기준으로 계산되고 내막경계



(그림 4) 연속성을 위한 항  $g(p_{i-1}, p_i)$  계산 방법

선  $\Pi$ 의 경우 참조 선은 먼저 추출된  $\Pi_2$ 의 경계선이 된다. 이러한 평가항들은 점  $p_i$ 에서 큰 영상특징을 가질수록 그 값은 작아지도록 정의된다. 따라서 평가함수  $C(B_N)$ 이 최소가 되는 최적의  $B_N$ 에 대응하는 위치가 추출하고자 하는 경계선이 된다.

### 3.2.2 다이나믹 프로그래밍

다이나믹 프로그래밍은 경계선 추출을 위한 최적의 탐색을 위해 많이 사용되며 전역적으로 영역을 탐색함으로써 정확한 경계선의 위치를 결정하기 위한 효율적인 기법이다. 초음파영상에서 빈번히 나타나는 스펙클과 끊어지거나 약한 경계선을 갖는 원영상에 다이나믹 프로그래밍을 직접 적용하는 것보다 저해상도 영상(레벨 2)에서의 다이나믹 프로그래밍 수행은 더 효과적인 결과를 제공한다.

이 방법은 크게 평가 축적(cost accumulation) 단계와 역 추적(back-tracking) 단계로 나뉜다. 우선, 평가축적의 과정은 식 4를 재귀적 형식으로 표현하여 다음 식 7과 같이 정의된다.

$$C(B_n) = c_f(B_n),$$

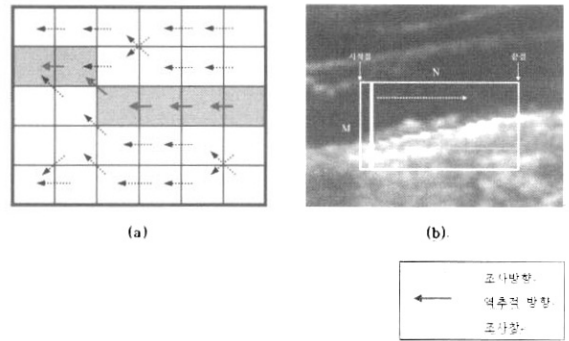
$$C(B_n) = C(B_{n-1}) + (c_f(p_n) + c_g(p_{n-1}, p_n)) \quad (n=2, \dots, N) \quad (\text{식 7})$$

경계선  $B_N$ 의 평가함수의 후보 최소값을  $\tilde{C}(B_n)$ 으로 표기하면 식 7의 적용에 의해 다단계(multistage) 평가축적의 과정은 식 8로 정의될 수 있다.

$$\tilde{C}(B_n) = c_f(B_n),$$

$$\tilde{C}(B_n) = \min_{p_{n-1}} \{ \tilde{C}(B_{n-1}) + (c_f(p_n) + c_g(p_{n-1}, p_n)) \} \quad (n=2, \dots, N) \quad (\text{식 8})$$

사용자에 의해  $M \times N$ 의 관심영역 윈도우가 지정될 때 탐색을 위한 수평방향의 시작점(start-point)은 위-왼쪽 좌표 값이 되고 위-오른쪽 좌표 값은 끝점(end-point)이 된다. 평가 축적을 위해 시작점에서 출발하여 각 열에 대해  $M \times 1$  크기의 수직 조사창(vertical scan window)을 사용하여 수평 방향으로 탐색을 하며, 각 열의 픽셀은 평가함수를 계산하여 그 값이 최소가 되는 평가 값을 축적배열에 저장한다. 또한 현재 픽셀은 축적된 평가 값이 최소가 되는 그 전 열의 위치를 포인터 배열에 저장하게 된다. 이러한 평가축적 다단계는 시작점의 열에서 끝점의 열까지 이루어진다. 관심영역 안에서의 조사과정이 끝나면 마지막 열에서 가장 작은 평가 값을 갖는 픽셀의 위치를 찾고 그 위치에서 출발하여 (그림 5(a))에서와 같이 포인터 배열에 저장된 이전 열의 픽



(그림 5) 저해상도 경동맥초음파영상에서 다이나믹 프로그래밍 방법을 사용한 경계선 추출 과정  
(a) 포인터 배열을 통한 역추적 단계  
(b) 다이나믹 프로그래밍 방법을 통한 중막 경계선 추출과정

셀위치를 역방향으로 거슬러 추적하는 역 추적 단계를 수행한다. 역 추적은 그 위치가 시작 열에 이를 때까지 수행되며 이 과정이 끝나면 추출하고자 하는 경계선을 얻게 된다. (그림 5(b))는 저해상도 경동맥초음파영상에서 다이나믹 프로그래밍 방법을 통한 경계선 추출 과정을 도식화하여 나타낸다.

### 3.3 영상특징기반 에너지 함수를 통한 스네이크

활성윤곽모델(active contour model), 즉 스네이크(snake)는 내부에너지와 외부에너지에 의해 형태와 위치가 변하는 스플라인(spline)으로, 정의된 에너지 함수를 최소화하는 반복적인 프로시저를 통해 객체의 윤곽선에 수렴한다. 본 연구에서는 저해상도영상(레벨 2)에서 다이나믹 프로그래밍을 이용하여 자동 추출된 경계선을 초기 윤곽선으로 하여 다음 하위레벨(레벨 1)영상과 최하위 레벨(레벨 0)영상에서 스네이크를 반복 수행하여 경계선을 추출한다.

스네이크는 2차원 영상  $(x,y) \in R^2$  상에  $v(s) = (x(s), y(s))$ 로 표현되는 매개변수 윤곽선(parametric contour)으로  $x(s), y(s)$ 는 매개변수  $s \in [0,1]$ 에 따른 윤곽선의  $x, y$  좌표 값을 나타낸다[12]. 스네이크의 에너지 함수는 내부에너지  $E_{int}(v(s))$ 와 외부에너지  $E_{ext}(v(s))$ 로 구성되며 다음 수식 9에 의해 정의된다.

$$E_{snake}^* = \int E_{snake}(v(s)) ds$$

$$= \int E_{int}(v(s)) + E_{ext}(v(s)) ds \quad (\text{식 9})$$

내부에너지  $E_{int}$ 는 윤곽선의 물리적인 특성을 기술하는 요소로써 식 10과 같이 두 개의 항으로 구성된다.

$$E_{int}(v(s)) = \int \alpha(s) \left| \frac{dv}{ds} \right|^2 + \beta(s) \left| \frac{d^2v}{ds^2} \right|^2 ds \quad (\text{식 10})$$

첫 번째 항은 스네이크를 이루는 점들 간의 간격이 균일하도록 제어함으로써 경계선의 연속성을 유지하기 위한 에너지로 윤곽선  $s$ 에 대한 1차 미분을 통해 계산되며 두 번째 항은 경계선의 곡률에 대한 완만성을 제어하는 에너지로 윤

곡선  $s$ 에 대한 2차 미분을 통해 계산된다. 외부에너지  $E_{ext}$ 는 영상의 특징을 고려하는 영상에너지와 외부로부터 주어지는 제약사항에 기인하는 외부제어에너지로 구성되며 다음 식 11과 같이 정의된다.

$$E_{ext}(v(s)) = \int E_{image}(v(s)) + E_{con}(v(s)) ds$$

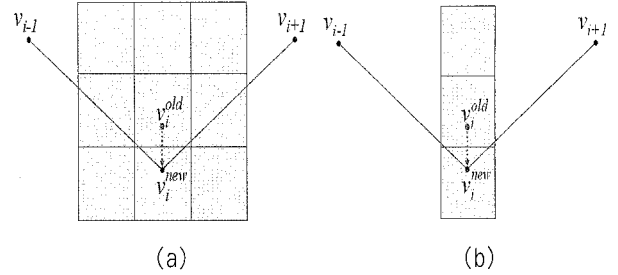
$$E_{image}(v(s)) = -\gamma(s)|VI(v)|^2 \quad (\text{식 11})$$

영상에너지  $E_{image}$ 에서  $\nabla$ 는 기울기 연산자를 나타내며 영상  $I$ 에서 기울기크기가 큰 쪽으로 윤곽선이 수렴하도록 한다. 수식 10-11에서  $\alpha, \beta, \gamma$ 는 각 항의 상대적인 중요성을 위한 가중치이다.

이러한 스네이크의 에너지 함수를 최소화 하기 위해 다양한 알고리즘이 제안되어왔다. Kass[12]에 의해 제안된 알고리즘은 오일러(Euler) 방정식을 이용한 행렬연산에 기반한 방법으로 고차 미분방정식을 이용하기 때문에 수학적으로 불안정하여 에너지함수의 특성상 스네이크가 움츠러 드는 단점이 있다. 이러한 수치적인 불안정성을 보완하기 위해 Amini[13]는 다이나믹 프로그래밍을 이용하여 에너지 최소 점을 찾기 위한 전역적 탐색을 수행하였다. 그러나 다이나믹 프로그래밍은 수치적인 안정성을 제공하는 반면 계산 복잡도가 너무 큰 단점이 있다. Williams[14]는 수행속도를 향상시키기 위해 그리디 알고리즘을 제안하였으며 탐색을 위해 제어점을 중심으로 이웃하는 8개의 이웃픽셀을 고려하였다. 또한 그리디 알고리즘의 속도 향상을 위해 탐색창에 대한 다양한 연구가 이루어지면서 8개의 이웃픽셀 모두를 고려하는 대신 4개의 주변 픽셀을 선별적으로 고려하는 탐색방법[15]과 스네이크를 이루는 각 점정들의 적합성을 조사하고 적합하지 않은 점정들의 윈도우를 가변적으로 확장하는 방법이 제안되었다[16].

본 연구에서는 에너지 함수의 최소화를 위해 Williams [14]가 제안한 그리드 알고리즘을 기반으로 하며  $3 \times 3$  크기의 탐색창 대신 수직방향의 주변픽셀을 대상으로 하는 수직 탐색창(vertical scan window)을 사용한다. Williams가 제안한 그리드 알고리즘은 에너지 최소점을 찾기 위해 (그림 6(a))와 같이 제어점  $v_i$ 를 중심으로 8개의 이웃하는 점들을 탐색하여  $3 \times 3$  크기의 탐색영역 내에서 가장 작은 에너지 값을 갖는 위치를 찾아 제어점을 이동시키는 과정을 반복 수행함으로써 경계선을 추출한다. 하지만 본 연구에서는 (그림 6(b))와 같이  $3 \times 1$  크기의 수직 탐색창을 이용하여 윤곽선 상의 제어점  $v_i$ 를 중심으로 수직으로 이웃한 점들만을 탐색하여 에너지 최소점을 찾는다. 초기 윤곽선 지정을 위해 다이나믹 프로그래밍을 사용하여 추출된 경계선은 최대한 추출하고자 하는 에지에 근접하며 또한, 관심영역의 크기가  $M \times N$ 인 2차원 영상에서 추출하고자 하는 경계선은  $N$ 개의 노드(node)를 갖는 연속적인 폴리라인(poliline)이므로 현재 제어점을 중심으로 수직방향만을 탐색함으로써 불필요한 탐색범위에 대한 수행시간을 줄인다.

이때 계산되는 에너지 함수의 매개변수는 영상 내에서 각 제어점의 좌표 값이 되며 에너지 함수의 이산적 표현은 다음 식 12에 의해 정의되며 내부에너지 함수를 구성하는 두 개의 항은 다음 식 13-14와 같다.



(그림 6) 에너지 최소점 탐색창 (a) Williams가 제안한 탐색창 (b) 본 연구에서 제안한 수직 탐색창

$$E_{snake}^* = \sum_{i=1}^N (\alpha E_{cont}(v_i) + \beta E_{curv}(v_i) + \gamma(E_{ext}(v_i))) ds$$

$$v_i = (x_i, y_i) \quad (\text{식 12})$$

$$E_{cont}(v_i) = \frac{|d_{avg} - |v_i - v_{i-1}||}{\max_j (|d_{avg} - |v_i - v_{i-1}||)}, \quad j = 1, \dots, 8 \quad (\text{식 13})$$

$$E_{curv}(v_i) = \frac{|v_{i-1} - 2v_i + v_{i+1}|^2}{\max_j (|v_{i-1} - 2v_i + v_{i+1}|^2)}, \quad j = 1, \dots, 8 \quad (\text{식 14})$$

연속성을 제어하기 위한 내부에너지의 첫 번째 항인 식 13에서  $d_{avg}$ 는 모든 제어점 간의 평균거리를 나타내며  $i$ 는 현재 처리 중인 제어점을,  $j$ 는 탐색 창 내 이웃하는 여덟 개의 점들을 나타낸다. 제어점 간의 평균거리를 거리측정에 이용함으로써 제어점들 간의 간격이 균일하도록 제어한다. 식 14는 내부에너지의 두 번째 항을 정의한 것으로 스네이크가 이루는 곡선의 완만성을 제어한다. 다음으로 일반적인 스네이크에서 사용되는 외부에너지는 기울기크기를 기반으로 정의되고 있다[14-15]. 이러한 외부에너지는 잡음의 제약성을 갖는 초음파 영상에서 작은 명암도 차이도 에지로 검출되어 지역적 최소점으로 수렴하게 되는 문제점을 갖는다. 따라서 본 연구에서는 이러한 문제점을 개선하기 위해 경동맥의 내막-중막 경계선을 중심으로 이웃한 수직영역에 분포된 영상픽셀 값을 고려한 세 가지 항을 포함하는 외부에너지를 정의하며 다음 수식 15와 같다.

$$E_{ext}(v_i) = w_1 E_{downavg}(v_i) + w_2 E_{upavg}(v_i) + w_3 E_{grad}(v_i) \quad (\text{식 15})$$

윤곽선 상의 제어점  $v_i$ 의  $y$  좌표 값이  $y_i$ 일 때 함수 점  $v_i$ 의 픽셀 값을  $I(x_i, y_i)$ 로 정의하면 외부에너지를 구성하는 각 항은 다음 수식 16으로 정의할 수 있다.

$$E_{downavg}(v_i) = -\frac{1}{n+1} \sum_{k=0}^n I(v_i, y_i + k)$$

$$E_{upavg}(v_i) = \frac{1}{m+1} \sum_{k=0}^m I(v_i, y_i - k)$$

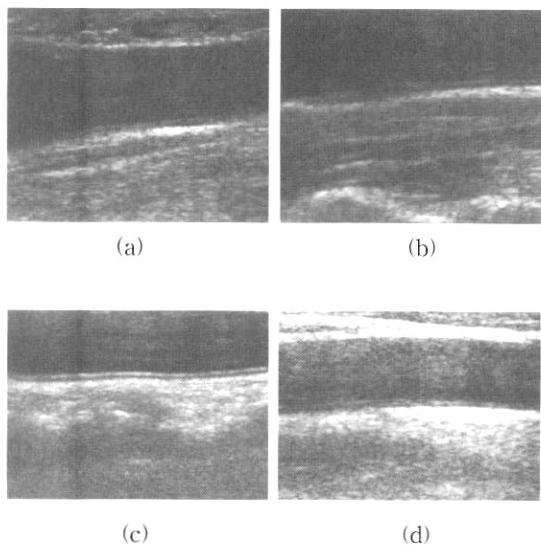
$$E_{grad}(v_i) = -\|\nabla y(v_i)\| \quad (\text{식 16})$$

$E_{downavg}(v_i)$ 는 점  $v_i$ 의  $y$ 좌표 값  $y_i$ 로부터 수직방향 아래로  $k(k=0..n)$ 만큼 위치한  $n+1$ 개 픽셀들의 픽셀 평균값을 정의하며  $E_{upavg}(v_i)$ 는  $v_i$ 의  $y$ 좌표 값  $y_i$ 로부터 수직방향 위로  $k(k=0..m)$ 만큼 위치한  $m+1$ 개 픽셀들의 픽셀 평균값을 나타내며  $E_{grad}$ 는 기울기 연산자  $[1 \ 0 \ -1]^T$ 를 사용하여 수직방향의 기울기크기를 구한다. 이러한 외부에너지들의 각 항은 내막과 중막 경계선 상의 픽셀을 중심으로 수직방향으로 이웃한 픽셀들의 픽셀 값 특징을 이용하였다. 일반적으로 내막과 중막의 각 경계선 아래에는 높은 픽셀 값을 갖는 영역들로 이루어져 있으며 위에는 낮은 픽셀 값을 갖는 영역들이 있다. 중막 경계선은 그 아래에 높은 픽셀 값을 갖는 영역이 내막에 비해 크며, 경계선 위로 낮은 픽셀 값을 갖는 영역은 내막보다 작다는 것을 이용하여 각 경계선의 외부에너지  $E_{downavg}(v_i)$ 와  $E_{upavg}(v_i)$ 에서 고려되는 픽셀 수  $n, m$  값을 다르게 정의해준다.

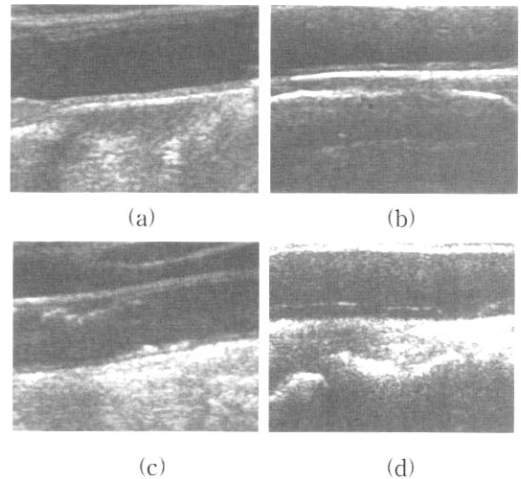
4. 구현 및 결과

4.1 구현 환경 및 실험 영상

제안한 다해상도 스네이크 추출기법은 Pentium IV [2.4GHz CPU, 1GB RAM, Windows 2000 professional] 플랫폼 상에서 Visual C++ 언어를 사용하여 구현하였다. 실험에 사용한 영상은 640×480 크기의 경동맥 B-모드 초음파 영상으로 내막-중막 두께(IMT)가 1.0mm 이하인 정상인 영상 20세트와 1.3mm이상으로 경동맥 내 플라크(plaque)가 존재하는 환자영상 30세트에 대해 실험하였다. (그림 7)은 4인의 정상인 영상이며 (그림 8)은 4인의 환자영상을 나타낸다. 또한 각 영상에서 (a)-(b)는 잡음이 적은 영상이며 (c)-(d)는 잡음에 의해 경계선이 끊어지거나 약한 경우의 영상을 나타낸 것으로 잡음의 정도에 따른 영상의 분류를 통해 제안한 방법의 추출결과의 정확성을 실험하였다.



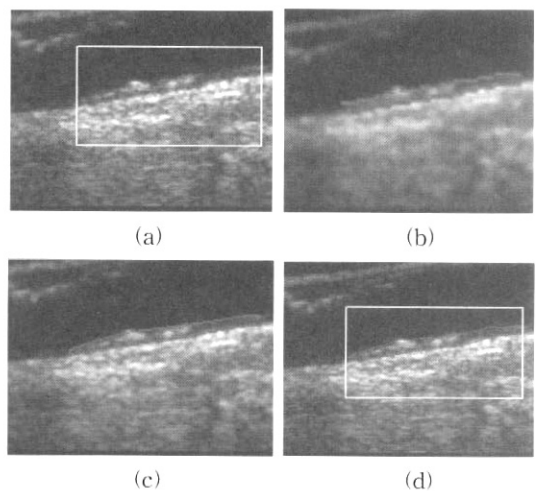
(그림 7) 정상인 영상 (a)-(b) 잡음이 비교적 적은 영상 (c)-(d) 많은 잡음을 포함한 영상



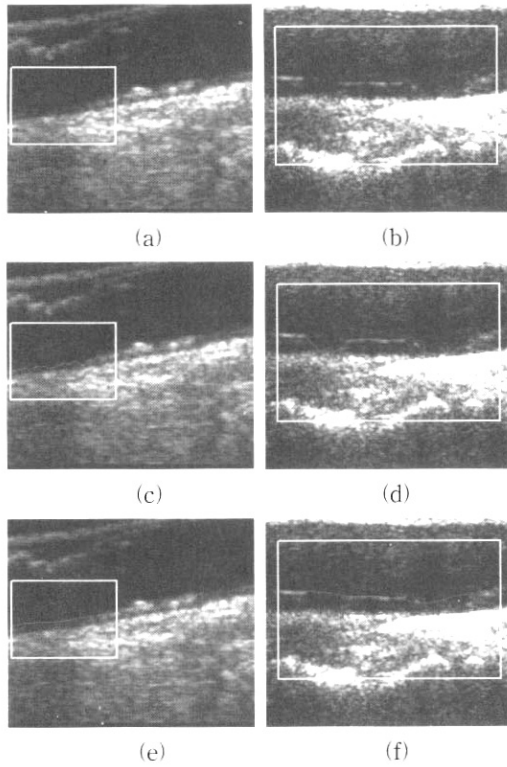
(그림 8) 환자영상 (a)-(b) 잡음이 비교적 적은 영상 (c)-(d) 많은 잡음을 포함한 영상

4.2 구현 및 실험 결과

본 연구에서는 가우시안 피라미드를 이용하여 다해상도의 영상피라미드를 구축하였으며 (그림 9)는 가장 낮은 해상도 영상에서 다이내믹 프로그래밍을 이용하여 내막-중막 경계선을 자동 추출한 결과와 그 다음 레벨 1과 레벨 0 영상에서 각각 스네이크를 수행한 후 추출결과를 보여준다. 그림 9에서 (a)는 원영상에서 사용자가 원위벽에서 추출하고자 하는 관심영역을 사각형의 윈도우를 이용하여 지정하는 것을 보여주며 (b)는 가장 낮은 해상도 영상(레벨 2)에서 다이내믹 프로그램을 수행하여 내막(위)과 중막(아래) 경계선을 자동 추출한 결과를 보여주며 (c)는 레벨 2에서 추출된 경계선을 초기 윤곽선으로 하여 레벨 1에서 스네이크를 수행한 결과이고 (d)는 레벨 0(원영상)에서 스네이크를 수행한 결과이다. (그림 10)은 본 연구에서 제안한 다해상도 스네이크의 추출결과와 Wendelhag et al.이 제안한 다이내믹 프로그래밍



(그림 9) 다해상도 영상에서의 경계선 추출결과  
 (a) 원영상  
 (b) 레벨 2영상에서 다이내믹 프로그래밍 수행 후 추출결과  
 (c) 레벨 1영상에서의 스네이크 수행 후 추출결과  
 (d) 레벨 0영상에서의 스네이크 수행 후 추출결과



(그림 10) 끊어진 경계선을 가진 영상에서의 다이나믹 프로그래밍 기반 방법과 제한한 다해상도 스네이크 방법의 추출결과 비교 (a)-(b) 원영상 (c)-(d) 다이나믹 프로그래밍 기반 방법의 추출결과 (e)-(f) 제한한 방법의 추출결과

프로시저를 기반한 경계선 추출결과와의 비교를 보여준다. 그림 10(a)와 (b)는 드랍아웃과 같은 잡음에 의해 혈관정보가 상실된 원영상이고 (c)와 (d)는 각 원영상에 대해 다이나믹 프로그래밍 기반 방법에 의해 자동추출을 수행한 결과이며 (e)와 (f)는 제안한 방법에 의한 자동추출결과를 보여준다.

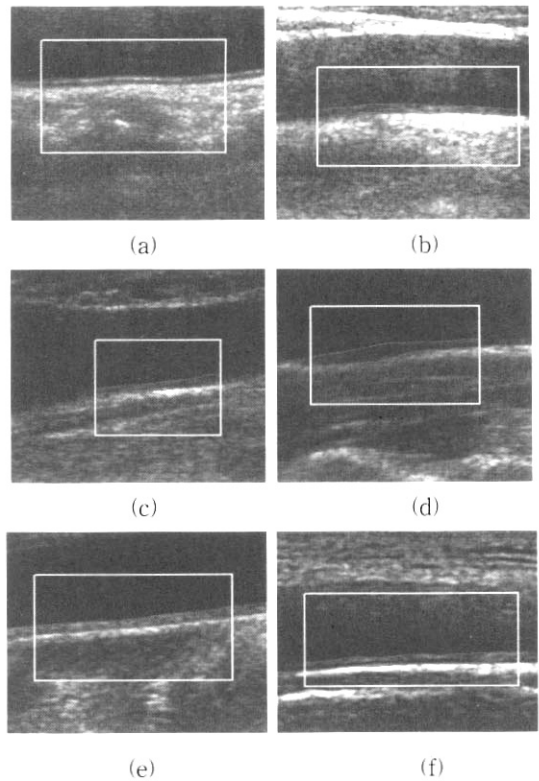
두 가지 자동추출방법을 수행한 결과의 비교를 통해, 다이나믹 프로그래밍 기반 추출방법은 원영상에서 자동추출이 가능하지만 심하게 끊어지거나 약한 경계선에서 잘못된 결과를 제공함을 알 수 있으며 제안한 방법은 끊어지거나 약한 에지를 가진 부분에서도 형태정보를 잘 유지하면서 정확한 결과를 제공하였음을 알 수 있다.

(그림 11)은 정상인 영상과 환자영상 등의 다양한 영상에 대한 제안방법의 추출결과를 보여준다. 추출결과를 통해 제안한 방법은 영상획득 시 발생하는 잡음의 종류나 정도에 영향을 받지 않고 혈관의 형태정보를 유지하면서 정확한 경계선에 수렴함을 알 수 있다.

본 연구에서 제시한 추출방법의 정확도 검증에 위해 자동 추출된 경계선의 두께를 측정, 임상 전문가에 의한 수동측정 결과와 비교를 통해 두 측정치의 상관관계를 다음 식 13에 의해 계산하였다[5].

$$c_{a,m} = \frac{Cov_{a,m}}{\sigma_a \sigma_m} \quad (식 13)$$

$Cov_{a,m}$ 은 자동측정과 수동측정간의 공분산(covariance)을 나타내며  $\sigma_a$ 와  $\sigma_m$ 은 각각 자동추출결과에 대한 측정치와 수동측정치의 표준편차(standard deviation)을 나타낸다. <표 1>은 정상인



(그림 11) 다해상도 스네이크 방법의 추출결과 (a)-(d) 정상인 영상 (e)-(f) 환자영상

영상 20세트에 대한 실험 결과값으로 내막-중막 경계선의 자동추출에 의한 두께 측정치와 수동측정치의 상관관계를 계산한 결과이며  $\mu_a$ 와  $\mu_m$ 은 자동측정치와 수동측정치의 평균을 나타낸다.

<표 1> 자동측정과 수동측정의 상관관계

	자동측정 $\mu_a \pm \sigma_a$ (mm)	수동측정 $\mu_m \pm \sigma_m$ (mm)	상관관계 $C_{a,m}$
내막-중막 두께(IMT)	$0.88 \pm 0.22$	$0.87 \pm 0.23$	0.99

### 5. 결론 및 향후 연구

본 연구에서는 초음파영상획득 시 가장 빈번히 발생하는 스펙클, 드랍아웃과 같은 잡음을 갖는 경동맥 B-모드 초음파영상에서 정확한 내막-중막경계선의 자동추출이 가능한 다해상도 스네이크(multiresolution snake) 자동분할기법을 제안함으로써 수동추출에 의한 측정결과와 변이성과 시간적 소비의 비효율성을 해결하였다.

본 기법은 경동맥과 같은 혈관 조직의 경계선 정보가 손실되는 드랍아웃 잡음과 약한 에지를 갖는 영상에서 형태적 정보를 유지하면서 잡음을 줄이기 위해 가우시안 피라미드를 이용하여 다해상도 영상피라미드를 구축, 가장 낮은 해상도 영상에서 전역적 탐색을 통해 최적의 위치를 찾는 다이나믹 프로그래밍 방법을 이용하여 경계선에 가장 근접하는 초기 윤곽선을 자동추출함으로써 스네이크 수행 시 초기윤곽선 의존성 문제를 해결하였다. 또한 스네이크 에너지 함수를 구성하는 외부에너지에 대해 다중 영상특징을 고려한 세 개항 즉, 수직 아래 방향의 픽셀평

균값, 수직 위 방향의 픽셀평균값과 수직방향의 기울기를 이용함으로써 일반에지 연산자를 통한 기울기크기만을 고려한 경우 발생할 수 있는 지역적 최소점 수렴 문제를 개선하였다.

향후 지역적 최소화 오류에 가장 안정적인 에너지 최적화 알고리즘에 대한 연구를 통해 추출결과와 정확성을 향상시키는 연구를 진행하고자 한다.

### 참 고 문 헌

[1] D.H. O'Leary, "Carotid-artery intima and media thickness as a risk factor for myocardial infarction and stroke in older adults," N. Engl. J. Med., Vol. 340, pp. 14 - 22, 1999.

[2] H.N. Hodis, W.J. Mack, "The role of carotid artery intima-media thickness in predicating clinical coronary events," Ann. Intern. Med., Vol. 128, pp. 262 - 269, 1998.

[3] I. Wendelhag, Q. Liang, T. Gustavson, J. Wilkstrand, "A new automated computerized analyzing system simplifies readings and reduces the variability in ultrasound measurement of intima-media thickness," Stroke, Vol. 28, pp. 2195-2200, 1997.

[4] Q. Liang, I. Wendelhag, J. Wilkstrand, T. Gustavsson, "A multiscale dynamic programming procedure for boundary detection in ultrasonic artery images," IEEE Trans. Med. Imag., Vol. 19, No. 2, pp. 127-142, 2000.

[5] T. Gustavsson, Q. Liang, I. Wendelhag, J. Wilkstrand, "A dynamic programming procedure for automated ultrasonic measurement of the carotid artery," in Proc. IEEE Computers Cardiology, pp. 297-300, 1994.

[6] D. Cheng, A. Schmidt-Truckass, K. Cheng, M. Sandrock, Q. Pu, and H. Burkhardt, "Automatic detection of the intimal and the adventitial layers of the common carotid artery wall in ultrasound B-mode images using snakes," in Proc. Int. Conf. Image Analysis Processing, pp. 452-457, 1999.

[7] V.V. Raad, A. Bradley, "Active contour model based segmentation of colposcopy images from cervix uteri using Gaussian pyramids," In 6<sup>th</sup> international Symposium on Digital Signal processing for Communication Systems, 2002.

[8] M. Mignotte, J. Meunier, "An unsupervised multiscale approach for the dynamic contour based boundary detection issue in ultrasound imagery", In International Conference on Computer Vision, Pattern Recognition and Image Processing, Vol. 2, pp. 366-369, 2000.

[9] B. Leroy, I. Herlin, L.Cohen, "Multi-resolution algorithms for active contour models," In Proceedings 12th International Conference on Analysis and Optimization of Systems: Images, Wavelets and PDE's, 1996.

[10] V. Cantoni, S. Levialdi, "Pyramidal systems for computer vision," Springer-Verlag, 1986.

[11] P.J. Burt, E.H. Adelson, "The laplacian pyramid as a compact image code," IEEE Trans. Commun., Vol. 31, pp. 532-540, 1983.

[12] M. Kass, A. Witkin, D. Terzopoulos, "Snakes: Active Contour model," International Journal of Computer Vision, Vol. 1, No. 4, pp. 321-331, 1988.

[13] A.A. Amini, T.E. Weymouth, R.C. Jain, "Using dynamic programming for solving variational problems in vision," IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 12, No. 9, pp. 855-867, 1990.

[14] D.J. Williams, M. Shah, "A fast algorithm for Active contours and curvature estimation," CVGIP: Image Understanding, Vol. 55, No. 1, pp. 14-26, 1992.

[15] K.M. Lam, H. Yan, "Fast greedy algorithm for active contours," Electronics Letters, Vol. 30, No. 1, pp. 21-23, 1994.

[16] 윤진성, 김관중, 김계영, 백두원, "물체의 윤곽선 추출을 위한 진동 스테이크," 정보처리논문지, 제 10-B권, 제5호, pp. 527-534, 2003.



### 이 유 부

e-mail: basilia@ewhain.net

1990년 이화여자대학교 전자계산학과(학사)  
1992년 이화여자대학교 전자계산학과(석사)  
2003년~현재 이화여자대학교  
컴퓨터학과 박사과정

관심분야: 의료·분자영상처리, 영상분할, 영상가시화 등



### 최 유 주

e-mail: yjchoi@suv.ac.kr

1991년 이화여자대학교 전자계산학과(석사)  
1999년 이화여자대학교 컴퓨터학과(박사)  
1991년~1993년 한국컴퓨터주식회사  
기술연구소 주임연구원

1994년~1999년 포스데이터주식회사 기술연구소 주임연구원  
2005년~현재 서울벤처정보대학원대학교 컴퓨터응용기술학과  
전임강사

관심분야: 의료영상처리, 컴퓨터 그래픽스, 가상현실, HCI 등



### 김 명 희

e-mail: mhkim@ewha.ac.kr

1979년 서울대학교 계산통계학과(석사)  
1986년 독일 괴팅겐대학교  
전자계산학과(박사)  
1987년~현재 이화여자대학교  
컴퓨터학과 교수

1999년~현재 이화여자대학교 컴퓨터 그래픽스/가상현실  
연구센터 센터장

관심분야: 의료·분자영상처리, 혼합·가상현실, 컴퓨터 그래픽스 등