

# ML추정을 이용한 혈관 윤곽 추적 알고리즘

박석일, 이종실, 구자일, 홍승홍  
인하대학교 전자공학과

## Tracking Algorithm of Vessel's Contour using ML estimation

S. I. Park, J. S. Lee, J. Y. Koo, S. H. Hong  
Department of Electronic Engineering, Inha University

### Abstract

The proposed tracking algorithm approaches geometrical method for position, direction, width of vessel. This algorithm using continuity of vessel in spatial coordinates used to determine direction of the center point, after estimating boundary point in dynamic region. Therefore the tracking of vessel's contour is tracked contour as direction of entire contour in coronary artery. This algorithm is automatically processed by DIP as a compared with conventional method, because searching area varies adaptively to allocate searching region from extracted information at past. And ML estimation expressed robust method for angiography as evaluating sample values after preprocessing.

### 서론

관상 동맥의 혈관조영술은 관상 동맥의 비정상 상태를 관찰하는 것과 협착(stenosis)과 혈전(throms)에 대한 다양한 정보를 얻는 효과적인 평가 수단으로 사용하고 있다[1][2]. 따라서 컴퓨터 비전(computer vision) 시스템의 발달로 정량적으로 정확한 검출이 가능한 혈관조영술이 상당히 발전되었다. 예를들면 관상 동맥의 협착 측정의 재현은 N. Laufer, T. Sandor가 디지털 이미지 기술을 통하여 측정하였다[3][4]. 상위 레벨 프로세싱(High Level Processing)의 작업처리량과 자동적으로 처리하는 시스템은 관상동맥의 혈류의 평가 및 이상 유무를 진단하는 임상에 응용을 하고 있다.

혈관의 윤곽을 식별하는 방법으로는 크게 두가지로 나눌 수 있다. 스캐닝(scanning)에 의한 방법과 추적법(tracking)이 있다. 스캐닝법은 영상 개선과 경계 검출 처리로 구성하고, 에지(edge)나 리지(ridge)를 추출하는데 전체적 영상의 개선은 마스크 오퍼레이션에 의해 이루어지며 문턱치 검출로 인해 특징점을 추출할 수 있다. 또 혈관의 중심점을 세그먼트로 레이블링(labeling)하는 기법이 있다. 반대로 추적법은 영상에서 이미 알고 있는 정보로부터 혈관의 공간 연속성을 기반으로 혈관의 구조를 인식하거나 영상의 특징점을 추출하는 기법이다[5].

본 연구의 목적은 관상 동맥영상에서 혈관 윤곽을 식별하기 위한 자동적이며, 주위 잡음에 대해 강인성 및 정확성을 가지는데 중점을 두고 있다. 이러한 윤곽추적은 혈관의 중심선, 폭, 방향, 밀도등이 연속하다는 개념에서 시작된다. 혈관조영상에서 이러한 연속성은 ML(Maximum Likelihood) 추정 알고리즘을 경계 검출에 적용할 수 있게 한다. 혈관조영상의 계조도 히스토그램은 bimodal하기 때문에 전체 영상에 대한 분포함수를 추정에 적용하기는 어렵다. 그러나 추정에 이용할 모수(parameter)의 분포를 전체 영상에서 부분적인 국소 영역으로 나누어 보면 분포가 Gaussian 분포를 갖는다. 게다가, 제한한 알고리즘이 혈관의 폭에 따라 가변적으로 국소 영역의 길이를 설정하므로 전단계의 표본값을 ML 추정치에 적용할 수 있다. 따라서 최대 우도 함수는 Gaussian 분포에서 원하는 표본값에 가장 근접한 값을 추정해낸다. 이렇게 혈관의 연속성을 이용한 추정치는 모호한 경계속에서 혈관의 위치를 통계적인 방법으로 정확히 검출해낸다.

제한한 알고리즘의 경계검출은 통계적 방법 중의 하나인 최우(Maximum Likelihood) 추정법으로 혈관의 경계점들을 추정하고 기하학적인 추적 처리로 윤곽을 자동적으로 추출한다. 실제로 알고리즘에 적용하면 탐색영역을 1° 씩 변화시키면서

샘플 표본값들을 구하고 그것에 대한 추정치 (Estimator)를 적용한다. 추적 알고리즘은 다음 중심점을 결정하기 위해 전단계의 에지정보의 방향벡터를 이용해서 다음 중심점의 방향을 결정한다. 그러므로 전체 혈관의 윤곽에 따라 중심선을 결정한다.

### 전처리 과정

일반적으로 대조도(contrast)는 밝고 어두운 화소의 분포를 나타낸다. 대조도가 낮은 그레이 스케일(gray scale) 영상은 대부분이 어둡거나 밝거나 회색의 영역이 많다. 이러한 대조도 영상의 히스토그램은 화소가 오른쪽이나 왼쪽 아니면 중간부분의 오른쪽에 집중되어 있다. 또한 대조도가 높은 영상의 문제점은 너무 밝은 영역과 너무 어두운 영역을 가지고 있다는 것이다. 영상 개선에 있어서 이러한 문제를 해결하기 위해서 콘트라스트 스트레칭 기법을 이용한다. 이 기법은 낮은 대조도를 갖는 영상의 개선에 유용한 방법이다[3].

일반적인 영상에서 가우시안 잡음을 줄이는 효과적인 방법은 평균화(averaging)이다. 하지만 임펄스 잡음(impulse noise)에 대해서는 효과적이지 못하다. 이런 임펄스 잡음을 제거하기 위한 효과적인 방법은 메디안(Median) 필터이다[4].

LPF에 비해 메디안 필터의 잇점은 급격히 변하는 밀도 분포를 가지는 경계점과 세부적인 정보를 보존하는 동시에 필터 효과를 가지고 있다는 것이다.

본 알고리즘을 영상에 적용하기 전에 위와 같은 두가지의 기법으로 전처리를 한다.

### 경계검출의 통계적 접근

경계를 검출하는 통계적인 방법은 추정 이론으로부터 정의 되어 진다. 일반적으로, 모집단(population)의 특성을 완전히 파악하는 것은 불가능하고, 실제로 가능한 것은 모집단의 일부인 표본(sample)의 관찰에 불과하다. 이와같은 모집단에 관한 정보로서는 불완전한 표본을 바탕으로 하여 모집단의 특성을 알아보려고 하는 것이 모수의 추정(estimation)이다.

#### 평균에 대한 ML 추정치

평균  $\mu$  와 분산  $\sigma^2$  가지는 정규 확률 변수의 밀도는

$$p(x) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{x-\mu}{\sigma}\right)^2} \quad (1)$$

만일 랜덤한 모든 샘플들  $x_1, x_2, \dots, x_n$  이 독립적이라면

$$\begin{aligned} L(\mu, \sigma^2; x_1, x_2, \dots, x_n) &= p(x_1)p(x_2)\dots p(x_n) \\ &= \prod_{i=1}^n \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(x_i-\mu)^2}{2\sigma^2}} \\ &= \frac{1}{\sigma^n(2\pi)^{n/2}} e^{-\frac{1}{2\sigma^2}\sum_{i=1}^n(x_i-\mu)^2} \quad (2) \end{aligned}$$

여기에 로그를 취하면 그 우도함수(log likelihood function)를 다음과 같이 얻을 수 있다.

$$\begin{aligned} L_{\log} &= \log(L(\mu, \sigma^2; x_1, x_2, \dots, x_n)) \\ &= -\frac{n}{2} \log(2\pi) - \frac{n}{2} \log(\sigma^2) \\ &\quad - \frac{1}{2\sigma^2} \sum_{i=1}^n (x_i - \mu)^2 \quad (3) \end{aligned}$$

최우추정치를 구하기 위해 식(3)을 모수  $\mu$  에 대하여 미분하여 0으로 놓으면 다음을 얻는다.

$$\frac{d(L_{\log})}{d\mu} = \frac{1}{\sigma^2} \sum_{i=1}^n (x_i - \mu) \quad (4)$$

$$\hat{\mu} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i = \bar{x} \quad (5)$$

식(5)에서 보는바와 같이 모수가 정규 분포를 가지고 있다면  $\mu$  에 대한 추정치는 모멘트 추정치와 같다.

### 추적 처리의 기하학적 접근

혈관의 윤곽을 추적하기 위해서 먼저 마우스로 시작점을 지정한다. 그런 다음 마우스가 지정된 좌표로부터 그림과 같이 직선상에 존재하는 경계점을 검출하기 위해서 임의의 영역을 정하고 마우스로부터 입력된 점으로부터 혈관 바깥쪽으로 진행하면서 화소값들의 변화부분이 제일 큰 점을 경계점으로 검출한다.

두 개의 좌표점  $C_1$ 과  $C_2$ 에 대한 방향벡터를 구해서 다시 벡터 합을 취하면 다음 혈관 내부의 임의의 위치에 점  $N$  을 생성하게 된다.

$$\vec{N}(x, y) = \vec{C}_1(x, y) + \vec{C}_2(x, y) \quad (6)$$

이 점에서  $N_1$ 과  $N_2$ 방향으로 점을 이동해 나

가면서 ML추정을 이용해 각각 경계점  $N_1$ 과  $N_2$ 를 검출한다.

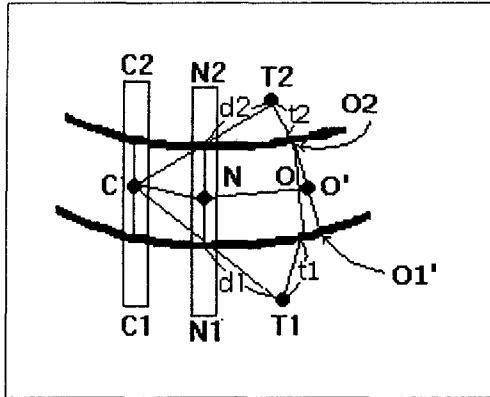


그림 1. 제안한 추적 처리의 기하학적 설명.  
Fig. 1. Geometric illustration of the tracking process of proposed algorithm.

구해진  $N_1$ 과  $N_2$ 점을 가지고 중심점  $N$ 을 다시 갱신한다. 그런 다음 전단계의 중심점  $C$ 에서 점  $N_1$ 과  $N_2$ 에 대해 일정한 거리  $d_1$ 과  $d_2$  ( $d = d_1 = d_2$ ) 만큼 떨어져 있는 외분점은 다음과 같다.

$$T_{1,2}(x, y) = \frac{l \cdot N_{1,2}(x, y) - d \cdot C(x, y)}{l - d} \quad (7)$$

$$l = \sqrt{(N_{1,2}(x) - C(x))^2 + (N_{1,2}(y) - C(y))^2} + d \quad (8)$$

탐색영역은 점  $N_2$ 을 기준으로  $T_2$ 를  $d_1$ 의 크기만큼 시계방향으로 경계점을 검색하고 점  $N_1$ 을 기준으로  $T_1$ 을  $d_2$ 의 크기만큼 반시계 방향으로 검색을 한다.  $d_1$ 과  $d_2$ 는 서로 같은 거리이다.

$$\begin{bmatrix} n_2(x) \\ n_2(y) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos \theta & \sin \theta \\ -\sin \theta & \cos \theta \end{bmatrix} \begin{bmatrix} T_2(x) - N_2(x) \\ T_2(y) - N_2(y) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} N_2(x) \\ N_2(y) \end{bmatrix} \quad (9)$$

$$\begin{bmatrix} n_1(x) \\ n_1(y) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos \theta & -\sin \theta \\ \sin \theta & \cos \theta \end{bmatrix} \begin{bmatrix} T_1(x) - N_1(x) \\ T_1(y) - N_1(y) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} N_1(x) \\ N_1(y) \end{bmatrix} \quad (10)$$

여기서 점  $n_1$ 과  $n_2$ 는 경계점  $O_1$ 과  $O_2$ 를 구하기 위한 탐색 영역의 각도  $\theta$ 에 의한 임의의 점이다. 이것은 윤곽 전체의 방향성을 고려한 다음 단계의 중심점 갱신과 이에 따르는 경계점의 갱

신을 위한 변수이다. 마찬가지로 거리  $d_1$ 과  $d_2$ 의 크기를 가지고 경계점을 검출한 변위 길이,  $l_1$ 과  $l_2$  길이는 그림 2와 같이 탐색 영역의 각도를 변형시키면서 경계점  $O_1$ 과  $O_2$ 를 찾는 데 이것도 또한 전체 윤곽의 방향에 감안하여 혈관 직경의 변화를 결정하는 변수이다.

최종적으로 혈관의 윤곽의 전체적인 방향에 따라 직경의 방향이 변화하는 문제를 해결하기 위해서  $l_1$ 과  $l_2$  길이의 변위를 가지고 경계점을 갱신하고 그에 따라 자동적으로 중심점도 갱신된다. 탐색영역에서 경계점 영역까지의 변위 길이의 특성으로 인한 직경의 변화는 다음과 같다.

$$\begin{cases} l_1 > l_2 & ; \text{updating for } O_1 \\ l_1 < l_2 & ; \text{updating for } O_2 \\ l_1 = l_2 & ; \text{fixed for the previous edge points} \end{cases} \quad (11)$$

$$t = |l_1 - l_2| \quad (12)$$

$l_1 > l_2$ 일때는 그림 1에서 보는 바와 같이 윤곽이 위쪽으로 구부러지는 형태일 때 나타나는 현상으로 각 변위 길이의 차이  $t$ 만큼  $O_1$ 의 점을 식(7)과 식(9), 식(10)을 이용하여  $O_1$ 을 얻는다. 마찬가지로  $l_1 < l_2$ 일때에도 각 변위 길이의 차만큼  $O_2$ 를 이동하면 된다.  $l_1 = l_2$ 이면 식(회전)에 의해서 얻어진 점  $O_1$ 과  $O_2$ 의 값을 그대로 경계점으로 본다. 이런 경우는 혈관의 윤곽 이전의 경계점과 거의 같은 방향을 가지고 있다는 것이다. 그러므로 이상과 같이 각 경계점의 방향에 대한 변위 길이  $t$ 에 의해서 윤곽에서 직경의 방향을 정확히 정확히 검출할 수 있다. 이렇게 갱신한 경계점은 자동적으로 직경의 변화에 의한 중심점을 갱신하게 된다.

위와 같은 과정을 지정한 끝점좌표에 도달할 때 까지 제안한 알고리즘을 계속 수행한다.

본 논문에서 제안한 알고리즘은 지정한 시작점과 끝점을 알면 위의 추적 처리 과정으로 혈관의 경계 및 직경 검출을 한다. sun이 제안한 방법보다는 입력 변수가 거의 없고 비교적 간단한 알고리즘으로 인해 빠른 연산과 방향성을 고려한 직경의 정확성을 특징으로 가지고 있다.

## 실험 및 결과

혈관조영상의 가지는 명암도의 변화를 살펴보면 거의 단조로운 증가나 감소로 영상의 변화가 그렇게 심하게 보이지 않는다. 하지만 영상의 히스토그램에서 명암도의 분포를 보면 multimodal한 특성을 가지고 있다.

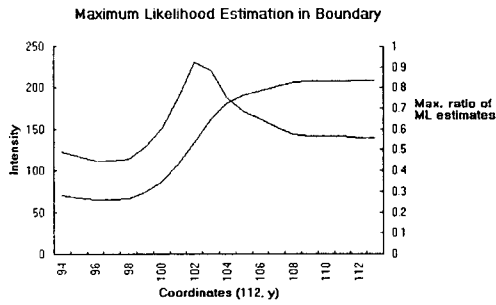


그림 2. 경계에서의 최우 추정  
Fig. 2. Maximum likelihood estimation in boundary.

ML 추정에 따른 경계점 결정은 그림 2에서 보는바와 같이 추정치의 최대값에 해당하는 점을 경계점으로 결정한다

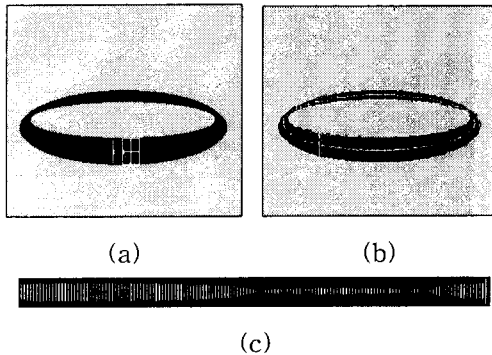


그림 3. 추적 알고리즘의 시뮬레이션  
Fig. 3. Simulation of the tracking algorithm.

그림 3의 모의영상에 대한 혈관 윤곽 추적은 본 논문에서 제한한 알고리즘의 타당성을 검증하기 위해서이다. 혈관의 협착(stenosis) 부분에 대해 제안한 알고리즘이 잘 적용된다는 것을 보여준다. 모의 영상에서 그림 3(a)는 방향성 기반의 알고리즘의 경계점 검출을 나타내었고 그림 3(b)는 전체적 시뮬레이션 실험한 것이고 그림 3(c) 모의 영상에서 직경의 크기 변화를 나타냈다.

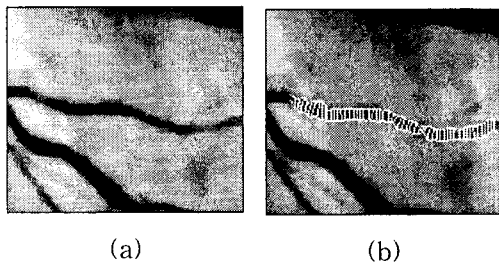


그림 4. 혈관조영상에서의 경계 검출

Fig. 4. Boundary detection in angiography.

그림 4는 실제 혈관조영상에 대해 제안한 알고리즘을 적용한 것으로 혈관의 전체적 윤곽의 방향을 따라 추적됨을 보여준다.

## 결론

혈관조영상에서 혈관의 이상 여부를 진단하기 위해서는 혈관 경계를 추출하고 혈관의 직경의 변화를 관찰하여 이상여부를 정량적으로 판정할 수 있게 된다. 본 알고리즘은 마우스로 시작점과 끝점만 주어진다면 방향정보와 ML 추정법을 이용하여 전체적인 혈관의 윤곽을 따라 자동으로 혈관의 경계와 직경을 검출하는 새로운 알고리즘을 제안하였다.

기존의 방법[5][6]과 제안한 알고리즘과 비교하면, 먼저 혈관 내부의 중심선을 추적하여 경계점을 추적하므로 윤곽의 방향이 변하면 혈관의 경계가 중첩되거나 지속적으로 보정해주어야 한다. 하지만 제안한 추적 알고리즘은 처음부터 방향 정보를 이용하여 역으로 중심점을 추적하므로 계산상의 번거로움을 개선하였다. 이에 따라 계산량이 줄어드는 효과도 있다. 또한 경계점을 탐색 영역에서 1° 씩 증가 또는 감소시켜 표본값을 구하고 통계적인 방법으로 제안한 ML 추정으로 추출하였다. 이러한 통계적인 방법은 패턴 인식이나 다른 영상 분석에도 적용이 가능하리라 기대한다.

## 참고 문헌

- [1] B. G. Brown, C. A. Gallery, R. S. Badger, J. W. Kennedy, D. Mathey, E. L. Bolson, M. Frimer, and H. T. Dodge, "Incompletely lysis of thrombus in moderate underlying atherosclerotic lesion during intracoronary infusion of streptokinase for acute myocardial infarction: Quantitative angiographic observation." *Circulation*, vol. 73, pp. 653-661, 1986.
- [2] J. H. C. Reiber, W. Serruys, C. J. Kooijman, W. Wijns, C. J. Slager, J. J. Gerbrands, J. C. H. Schuurbiens, A. D. Boer, and P. G. Hugenholtz. "Assessment of short-, medium-, long-term variations in arterial dimensions from computer-assisted quantitation of coronary cineangiograms." *Circulation*, vol. 71, pp. 280-288, 1985.
- [3] N. Laufer and A. J. Buda, "Quantitative coronary arteriography." in A. J. Buda and E. J. Delp, *Digital Cardiac Imaging*. New York: Martinus Nijhous, 1986, pp. 119-139.
- [4] T. Sandor, A. D. Adamo, W. B. Hanlon, and J. R. Spears, "High precision quantitative angiography." *IEEE Trans. Med. Imaging*, vol. MI-6, pp. 258-265, 1987.
- [5] Y. Sun, "Automated Identification of Vessel Contours in Coronary Ateriograms by an Adaptive Tracking Algorithm." *IEEE Trans. Medical Imaging*, vol. MI-8, pp. 78-88, March, 1989.
- [6] T. Fukui, M. Yachida, and S. Tsuji, "Detection and tracking of blood vessels in cine-angiograms." in *Proc. 5th Int. Conf Pattern Recognition*, Miami FL, 1980, pp 383-385.