

관상동맥 영상에서의 혈관 경계 검출

엄경식 · 정재호

=Abstract=

Detection of Vessel Contours in Coronary Arteriograms

Kyong-Sik Om, Jae-Ho Chung

In this paper, we present an algorithm for the detection of blood vessel contours in coronary arteriograms. The proposed algorithm is based on both matched filtering and adaptive tracking. The proposed algorithm has merits in that it overcomes the bifurcation section problem as well as narrow vessel problem. Moreover, the algorithm has fast performance as well as insensitivity to noise.

Key words : matched filtering, adaptive tracking, vessel contours, DSA

서 론

심장은 계속 수축과 이완을 반복하므로 심장근육 자체도 영양분을 공급받아야 한다. 이때 혈액 형태로 영양분을 공급하는 혈관이 관상동맥인데 굵기가 3~4 mm 정도이다. 사람은 나이가 들면서 고혈압, 당뇨, 고콜레스테롤혈증, 흡연 등의 이유로 혈관이 좁아지는 일이 생기며 이때 관상동맥도 예외가 아니다. 관상동맥이 좁아지면 서서히 협심증이 나타난다. 협심증에는 안정형 협심증과 불안정형 협심증이 있다. 안정형 협심증은 운동-노동시 흉통이 나타나고 시간이 지남에 따라 병이 악화되는 증상을 말한다. 반면 불안정형 협심증은 평상시에 갑자기 관상동맥의 혈류가 급격히 감소하는 증상을 말한다. 이와같은 협심증이 악화되면 관상동맥의 협착 혹은 폐색으로 심근경색이 올 수 있으므로 관상동맥 조영술로 심장질환을 진단하는 것은 중요하다.

이 진단은 DSA 영상을 분석함으로써 이루어질 수 있는데, DSA란 Digital Subtraction Angiography의 약어로서

원하는 순환기 부분에 조영제(dye)를 투입하고 X-ray영상을 찍은 후 조영제가 없을 때의 영상을 감산(subtraction)하면 원하는 부위-주로 좌심실과 관상동맥-만 선명하게 얻을 수 있는 기법이다.

이 영상을 통하여 의사들이 환자의 상태를 진단하게 되는데 과거에는 의사에 의한 수동적이고 주관적이었으나, 현재는 디지털신호처리와 병행하여 컴퓨터의 눈부신 발전에 힘입어 심혈관 정보추출은 자동적이고 객관적인 검출이 가능해졌다. 우선 자동적으로 혈관의 이상여부를 진단하기 위해서는 혈관 경계를 추출하는 것이 일차 관문인데 경계를 추출하면 혈관의 직경변화를 관찰하여 이상 여부를 정량적으로 판정할 수 있게 된다.

본 논문에서는 입력점으로서 시작점과 끝점 그리고 경우에 따라서는 방향점 정보로서 2~3가지 정보를 가하면 자동으로 혈관 경계를 추적하여 검출하는 알고리즘을 연구하였다. 혈관 직경 정보를 배열에 저장해 놓으면 혈관을 쭉 펴서 객관적인 혈관의 직경변화량 판정이 가능해진다.

지금까지는 형태학(morphology)에 기반한 연구¹⁾, 동적

프로그래밍(dynamic programming) 기법에 기반을 둔 연구²⁾, 정합필터링(matched filtering)과 적응추적(adaptive tracking)에 기반한 연구³⁾ 등등 많은 연구 결과들이 발표되어져 있다. 또한 결과 경계는 평활화 효과가 있는지 없는지로 구분될 수 있는데^{4, 5)} 본 논문에서 제안하는 알고리즘은 평활화 효과를 동반한다.

본 논문에서 제안하는 혈관 경계 검출 알고리즘은 Sun³⁾이 제안한 알고리즘에 기반을 둔 정합필터링과 적응추적-방법이라 할 수 있다. 정합필터링에 의한 방법은 잡음에 강하다고 알려져 있다. 이 방법은 다음과 같은 연속성 성질(continuity property)을 이용한다³⁾.

- ① 위치의 연속성(continuity of position): 중심선(center line)과 경계는 연속적으로 변한다.
- ② 곡률의 연속성(continuity of curvature): 혈관 방향은 연속적으로 변한다.
- ③ 직경의 연속성(continuity of diameter): 혈관 직경은 연속적으로 변한다.
- ④ 명암도의 연속성(continuity of density): 배경과 혈관의 명암도 차이는 연속적으로 변한다.

여기서 말하는 연속적으로 변한다는 것은 급격히 변하지 않고 천천히 변한다는 것을 의미한다. 물론 stenotic 부분 등에서는 경계 등이 급격히 변하게 된다.

혈관 경계 검출

우선 본 알고리즘에서 사용되는 입력 계수들은 12개로 정리하면 표 1과 같다.

전반적인 검출 흐름은 입력된 시작점에서 시작하여 끝점에 도달할 때 까지 정합필터링에 기초하여 혈관의 중점을 찾고 적응추적에 의하여 진행한다. 추적이 끝나면 얻어지는 중점의 배열을 평활화필터를 적용하여 정확도를 높이고 맨 마지막으로 객관적인 진단을 위하여 검출 혈관 직경을 수평화 시킨다.

1. 정합필터링

정합필터링 문제는 가산잡음 $\eta(i)$ 와 신호 $u(i)$ 가 섞인 입력신호 $v(i)$ 가 있을 때 식 (2)와 같은 SNR(signal-to-noise ratio)을 최대를 하는 선형필터 $g(i)$ 를 찾는 문제이다. 여기서 $s(i)$ 는 식 (3)과 같이 정의되고 *는 컨벌루션(convolution)을 의미한다⁶⁾.

$$v(i) = u(i - m_0) + \eta(i) \tag{1}$$

표 1. 본 알고리즘에서 사용되는 계수들

Table 1. Parameters used in the proposed algorithm.

1. γ_1	: 신호와 배경 크기의 차($S_k - B_k$)의 임계치
2. d_0	: 초기 진행거리 [pixels] (initial look-ahead distance)
3. K_d	: 진행거리의 비례계수 [%] (proportionality constant for look-ahead distance d)
4. R_0	: 초기 혈관반경 [pixels] (initial expected half width of the vessel lumen)
5. K_w	: 탐색영역의 비례계수 [%] (proportionality constant for search window length w)
6. l	: 평활화필터의 측면 길이 (one-sided length of the moving average filter)
7. M_d	: 최소진행거리 (minimum look-ahead distance)
8. K_c	: 끝점 영역 비례계수 [%] (proportionality constant for end point)
9. A_d	: 변위각도 [degree] (angle for deviation)
10. K_r	: 반경 변화 판정 비례계수 [%]
11. K_L	: 분기점 판정 사각형 변길이의 비례계수 [%]
12. M_L	: 분기점 판정 영역에서 혈관 방향 인정 최소 직경

$$SNR = \frac{|s(0)|}{\sum_i E[|g(i)*\eta(i)|^2]} \tag{2}$$

$$s(i) \equiv g(i)*u(i - m_0) \tag{3}$$

이 경우 정합필터의 출력은 다음 식 (4)와 같이 되며, 여기서 $t(i)$ 는 식 (5)과 같고, $S_\eta(w)$ 는 noise $\eta(i)$ 의 power spectrum density를 의미하고, F^{-1} 은 역 Fourier 변환을 의미한다. $g(i)$ 와 $v(i)$ 의 cross-correlation을 $C_{gv}(i)$ 라 하면 식 (4)는 $C_{gv}(i + m_0)$ 와 같다.

$$g(i)*v(i) = \sum_j t(j)u(j - i - m_0) \tag{4}$$

$$t(i) = v(i)*F^{-1} \left[\frac{1}{S_\eta(w)} \right] \tag{5}$$

정합필터 문제는 영상분석에서의 영역정합(scene matching)⁶⁾, 통신에서 최적수신기의 설계⁷⁾ 등 여러 곳에 적용되고 있다.

2. 경계검출

중심선(center line)의 각 점은 세가지 정보-위치(position), 방향(direction), 폭(width)-가 있어야 한다. k 는 추적과정에서 현단계를 의미한다고 하자. 그러면 그림 1에 나타난 바와 같이 현재의 중심점 P_k 와 d 거리 위치에 있는 다음 단계의 근사 중심점은 식 (6)과 같이 표현될 수 있다. d 는 진

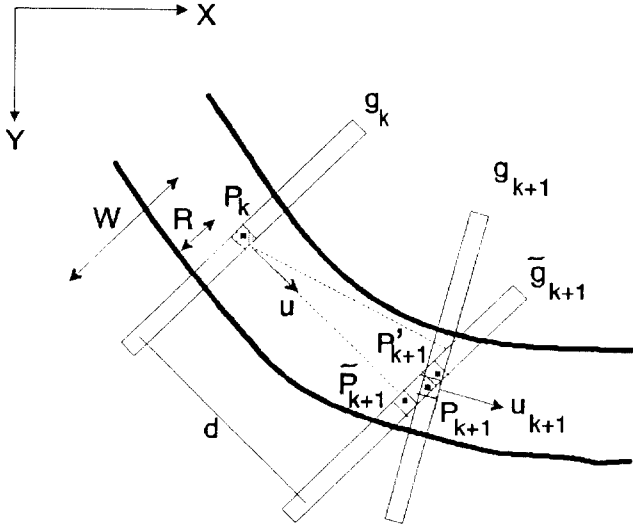


그림 1. 추적에서 추적갱신의 기하학적 설명
 Fig. 1. Geometric illustration of the extrapolation update process of tracking

행거리 (look-ahead distance)로서 식 (7)과 같이 표현된다. 즉, 현재의 혈관반경 R 에 비례계수 K_d 를 곱한 값이 최소 진행거리 M_d [pixels]보다 크거나 같으면 d 는 $K_d R$ 로 하며, 그렇지 않은 경우는 M_d 로 한다. 여기서 M_d 항은 혈관의 직경 변화가 너무 작아져 d 가 너무 작아지거나 0일 경우의 문제를 해결하기 위한 것이다. U 는 단위방향벡터 (unit direction vector)로서 현재 중심점의 방향을 의미한다. 이 때 혈관의 수직방향 고려영역의 값들은 식 (8)과 같이 표현되고 $G[\cdot, \cdot]$ 은 해당위치의 계조도치 (gray-scale value)이며 $g_k = G[\cdot, \cdot]$ 가 아닌 이유는 영상이 반전 (negative) 되었다는 가정하에 이렇게 놓았다. 물론 신호크기가 배경크기보다 큰 비반전영상인 경우는 $g_k = G[\cdot, \cdot]$ 로 표현되어야 한다. 여기서 GL 은 계조도단계 (gray level)을 의미한다. 그리고 W 는 식 (9)와 같이 표현된다.

$$\hat{P}_{k+1} = P_k + d \hat{U}_k \text{ [pixels]} \quad (6)$$

$$d = \begin{cases} K_d R, & \text{if } K_d R \geq M_d \\ M_d, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (7)$$

$$\tilde{g}_{k+1}[i] = GL - 1 - G[\hat{P}_{k+1}, + (i - W - 1) U_k, P_{k+1}, - (i - W - 1) U_k] \quad (8)$$

$$W = K_w R \text{ [pixels]} \quad (9)$$

다음에는 식 (10)과 같은 간단한 정합필터를 적용하는데 이는 혈관단면의 g_k 가 평탄하다는 조건에 기인하며 이 식은 원신호간의 덧셈과 뺄셈연산만으로 이루어져 있으므로 연산의 단순성을 가져올 수 있다. 일반적으로 DSA 영상에서 좌심실은 부피가 크므로 조영제가 잘 안퍼진 순간을 포착할 수 있으나 혈관은 통이 좁으므로 심장영상과는 달리 조영제가 잘 퍼지므로 이 가정은 합당하다.

$$h[i] = \begin{cases} 1, & |i| \leq R \\ -1, & R < |i| \leq W \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (10)$$

$\tilde{g}[\cdot]$ 와 $h[\cdot]$ 가 컨벌루션된 결과벡터를 $r[\cdot]$ 이라 하면 $r[\cdot]$ 은 식 (11)과 같이 표현된다.

$$r[i] = \tilde{g}[i] * h[i] = \sum_{j=-1}^{2W+1} \tilde{g}[j] h[i-j] \quad (11)$$

$$= \sum_{j=-R}^{i+R} \tilde{g}[j] - \sum_{j=1}^{i-R+1} \tilde{g}[j] + \sum_{j=i+R+1}^{2W+1} \tilde{g}[j]$$

다음에 $r[\cdot]$ 에서 최대값을 갖는 $r[m]$ 의 위치점 m 을 찾아 식 (12), (13)과 같이 새로운 중심점 P'_{k+1} 과 방향벡터 U_{k+1} 으로 갱신한다. 여기서 $\|\cdot\|$ 는 벡터크기 (the norm of a vector)를 의미한다.

$$P'_{k+1} = \begin{bmatrix} [P_{k+1} + (m - W - 1) U_k] \\ [P_{k+1} + (m - W - 1) U_k] \end{bmatrix} \quad (12)$$

$$U_{k+1} = \frac{P'_{k+1} - P_k}{\|P'_{k+1} - P_k\|} \quad (13)$$

새로운 중심점 P'_{k+1} 과 방향벡터 U_{k+1} 에 근거해서 $\tilde{g}_{k+1}[\cdot]$ 도 식 (14)와 같이 다시 한번 갱신한다.

$$g_{k+1}[i] = GL - 1 - G[P'_{k+1}, + (i - W - 1) U_{k+1}, P'_{k+1}, - (i - W - 1) U_{k+1}] \quad (14)$$

$k+1$ 위치에서의 신호크기 (signal level, S)와 배경크기 (background level, B)는 식 (15), (16)과 같이 계산되어진다. 이는 1절에서 언급한대로 혈관의 연속성 성질에 기반한 것이다.

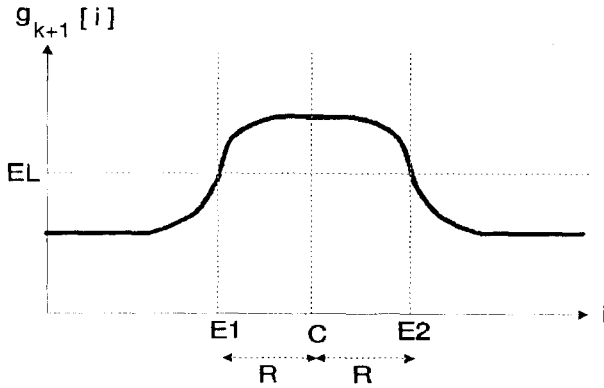


그림 2. 최종 $g_{k+1}[i]$ 에서의 R, C, EL의 정의
 Fig. 2. Definition of R, C, and EL in the final $g_{k+1}[i]$

$$S_{k+1} = \frac{1}{2R+1} \sum_{i=W-R+1}^{W+R+1} g_{k+1}[i] \quad (15)$$

$$B_{k+1} = \frac{1}{2(W-R)} \left\{ \sum_{i=1}^{W-R} g_{k+1}[i] + \sum_{i=W+R+2}^{2W+1} g_{k+1}[i] \right\} \quad (16)$$

다음에는 혈관과 배경의 경계위치의 크기 (EL, Edge Level)를 식 (17)과 같이 구할 수 있고, 이 식에 해당하는 두 경계점을 E1과 E2라 하면 ($E2 > E1$) $g[i]$ 배열에서 중심점 C는 식 (18)로부터 구할 수 있고, 최종 중심점과 반경은 각각 식 (19), (20)과 같이 된다. 이상의 관계식들의 이해를 돕기 위해서 그림 2에 관계를 도시하였다.

$$EL = \frac{S_{k+d} + B_{k+d}}{2} \quad (17)$$

$$C = \frac{E1 + E2}{2} \quad (18)$$

$$P_{k+1} = \begin{bmatrix} [P_{k+1}^x + (C - W - 1)U_{k+1}^x] \\ [P_{k+1}^y + (C - W - 1)U_{k+1}^y] \end{bmatrix} \quad (19)$$

$$R = \frac{E2 - E1}{2} \quad (20)$$

3. 추적중지

혈관 추적중지 발생으로는 크게 정상적중지와 비정상적 중지로 생각할 수 있다. 우선 정상중지라 하면 추적을 하다가 중심점이 끝점에 어느 정도 이하로 가까와져서 멈춰야 하는 경우로서 식 (21)을 만족하면 추적을 중지하도록 한다. 여기서 P_k 는 현재의 중심점, P_{end} 는 끝점, R은 현재의 반경, K_c 는 비례계수이다.

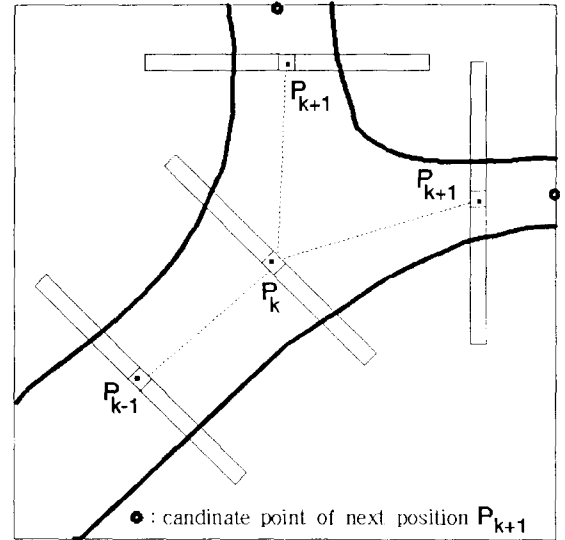


그림 3. 분기부분에서의 추적
 Fig. 3. Tracking in bifurcation section

$$|P_k - P_{end}| \leq K_c R \quad (21)$$

비정상중지는 ① 혈관과 배경의 계조도 차가 너무 작아져서 추적을 멈춰야 하는 경우, ② 혈관직경이 너무 작아지는 등의 이유로 중심점추적이 비뚤어져 제 ① 조건이 발생하는 경우, ③ 혈관의 분기부분 (bifurcation section)의 경우 등 3가지로 생각할 수 있다.

(i) 혈관과 배경의 계조도 차가 임의의 임계치 r_i 보다 작아지는 경우

식 (22)을 만족하면 추적중지하도록 한다.

$$r_i \geq S_k - B_k \quad (22)$$

이는 조영제가 다 퍼지기 전에 영상이 포착될 경우 등에 발생할 수 있다.

(ii) 중심점 추적이 비뚤어지는 경우

형태학이나¹⁾ 동적 프로그래밍²⁾ 기법에 기반을 둔 방법 등은 관심영역 (region of interest)을 모두 고려하여 혈관 경계를 검출하므로 일부의 오류가 큰 영향을 미치지 않음에 비하여 적응추적에 기반을 둔 방법은 일부 오류가 추적을 불가능하게 만들 수 있는 단점이 있다. 이 경우는 혈관이 너무 작아져 E1과 E2가 같아지는 경우에서 발생하는데 본 논문에서는 이 점을 고려하여 R_{k+1} 을 R_k 로 놓아 계속 추적해 나가도록 하였다.

(iii) 분기부분(bifurcation section)

분기부분인지 아닌지 결정하는 조건을 세우기 위해서 그림 3을 보자. 현재의 중심점 P_k 에서 다음의 중심점인 P_{k+1} 로 되었을 때 두 가지를 관찰할 수 있다. 하나는 반경 R 이 작아진다는 점이고 다른 하나는 방향이 급변한다는 점이다. 이에 착안하여 식 (23)과 (24)를 동시에 만족하면 분기부분으로 판정하고 이에 대응하는 처리를 한다.

예각(P_k 와 P_{k+1} 을 지나는 직선,

$$P_k \text{와 } P_{k-1} \text{을 지나는 직선}) > A_k \tag{23}$$

$$R_{k+1} < K_r R_k \tag{24}$$

이 경우 고려 직사각형의 변길이를 $2K_l R + 1$ 이라 세울 수 있다. 여기서 K_l 은 비례계수로 1보다 큰 수이다. 이 직사각형을 이진화하는데 임계치는 식 (25)와 같이 간단히 생각할 수 있다. 다음에 이진화된 직사각형의 변에서 혈관직경이 표 1에 언급된 M_l 보다 큰 혈관의 중간점들을 후보 방향점으로 놓고 후보점이 3개 이상이면 과거의 방향을 제외한 나머지 후보점 중에서 사용자로부터 원하는 방향으로 입력받도록 하고 $P_{k+1} = P_{\text{위쪽}}$ 로 갱신하여 계속 추적해 나가도록 한다. 반면 후보점이 2개 이하이면 분기부분이 아니므로 무시하고 계속 처리해 나간다.

$$\text{임계치} = \frac{2(GL - 1) - (S_k + B_k)}{2} \tag{25}$$

4. 공간평활화

Sandor 등은 공간평활화(spatial averaging)가 잘 적용이 된다면 혈관의 직경측정의 정확도를 높일 수 있다고 하였다⁸⁾. 따라서 본 알고리즘에서도 P_k 의 배열을 구한 후에 최종적으로 식 (26)의 평활화필터를 적용하게 하였다.

$$\bar{P}_k = \frac{1}{2l+1} \sum_{i=-l}^l P_{k+i} \tag{26}$$

이 필터는 대칭구조에 의해서 공간위상천위는 가져오지 않는다.

5. 혈관수평화

공간평활화까지 다 끝나면 원영상에 경계를 보여줄 수 있을 뿐만 아니라 혈관을 쭉 펴서 혈관의 직경변화를 관찰할 수 있게 된다. 구불구불한 혈관을 수평으로 펴서 관찰

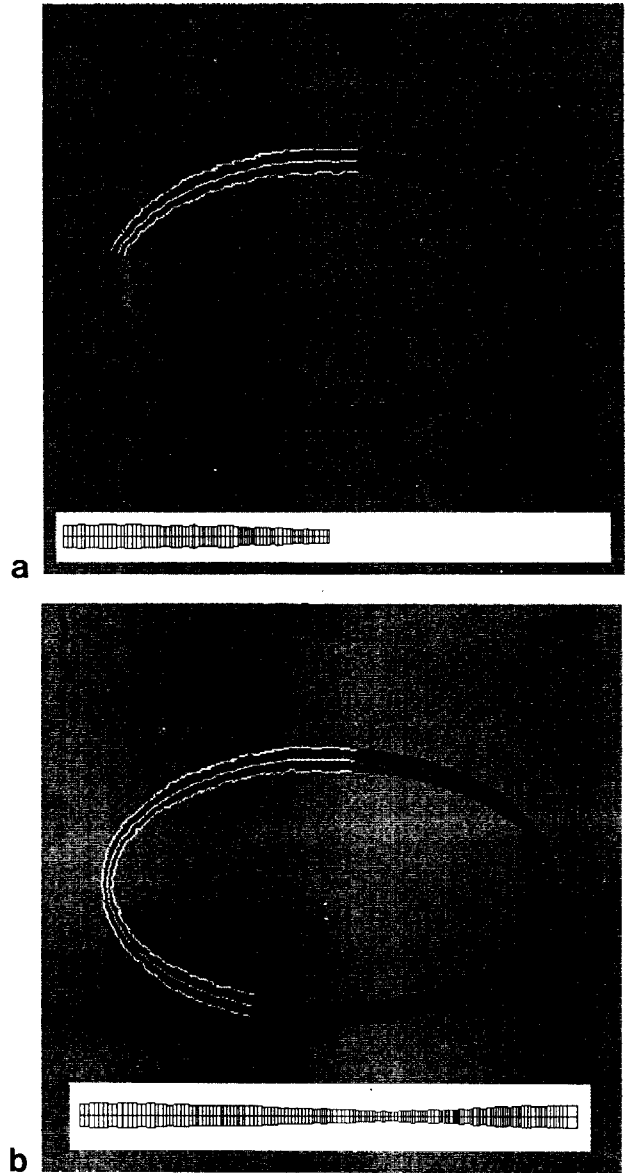


그림 4. Stenotic 합성혈관(512 512).
 $S=100, B=150$,
 큰 타원: 장축 길이=400, 단축 길이=250, 작은 타원: 장축 길이=385, 단축 길이=210, 최대 혈관 폭=40, 최소 혈관 폭=15, AWGN(Additive White Gaussian Noise) $\sigma=10$, 9×9 평활화 filtering.
 (a) 혈관 폭의 작아짐과 잡음에 기인한 추적 중지
 (b) 제안된 방법에 의한 추적의 진행
Fig. 4. Synthesis of the stenotic vessel images (512 512)
 $S=100, B=150$,
 large ellipse: long axis=400, short axis=250, small ellipse: long axis=385, short axis=210, maximum vessel width=40, minimum vessel width=15, AWGN(Additive White Gaussian Noise)=10, low-passed filtering by 9×9 mean filter.
 (a) tracking stopping from small vessel width and noise.
 (b) tracking proceeding using proposed method.

하는 것은 시간마다 위치가 바뀌는 혈관영상분석에서 객관적인 분석을 가능케 한다. 필요한 정보로는 (P_x, P_y) , R 만 있으면 되고 U 는 식 (13)에 의해 얻을 수 있다.

실험결과 및 고찰

실험영상으로는 합성영상과 실제 DSA 영상을 사용하였고, 입력계수들의 값은 다음과 같이 하였다.

$$\begin{aligned} \{ \gamma, d_0, W_0, K_d \} &= \{ 8, 5, 8, 40 \}, \\ \{ K_w, l, K_c, A_d \} &= \{ 3, 1, 100, 40 \}, \\ \{ M_d, K_L, K_r, M_{2R+1} \} &= \{ 3, 200, 90, 3 \}. \end{aligned}$$

그림 4가 합성영상에서의 결과를 보여주고 있다. 그림 4(a) 영상은 추적 중 잡음의 영향과 혈관 폭이 작아짐에 기인하여 '(ii) 중심점 추적이 비뚤어지는 경우'가 발생하여 추적이 중지된 것을 보여주며, 그림 4(b)영상은 제안된 방법으로 이 문제를 극복함을 보여준다.

그림 5는 실제 DSA 영상에서 추적 중 분기부분에서 제안된 알고리즘이 효율적으로 멈춘 것을 보여주며 제안된 임계치와 잘 알려진 Ostu가 제안한 임계치법⁹⁾으로 이진화한 영상들이다. Ostu 방법은 고려영역이 커야 좋은 결과를 가져오는데 이는 처리시간과도 직결된다. 그러나 분기부분에서 고려되는 직사각형의 변길이는 너무 크면 안 좋고 혈관반경 R 보다 수배 정도로 되어야 추적오류를 줄일 수 있다. 따라서 고려영역은 대체적으로 작으므로 Ostu 방법보다는 제안된 임계치가 더욱 실제 혈관에 근접하게 이진화할 수 있고, 임계치 계산 시 S 와 B 정보만 요구되므로 빠른 성능이 가능하다.

그림 6은 실제 DSA 영상의 실험 결과를 보여준다. 그림 6(a)는 굴곡이 없는 혈관의 경계 검출을 보여주며 그림 6(b), (c)는 굴곡이 심한 혈관의 경계 검출을 보여준다. 그림 6(b)와 그림 6(c)는 분기부분에서 멈추어서 사용자의 지시에 의한 방향으로 추적한 결과이다. 그림 6(a) 영상은 방향이 대략 끝점 정보와 동일하므로 방향점 정보가 생략된 것이며 그림 6(b), (c)영상에서는 방향이 끝점에서의 방향보다 크게 차이가 나므로 생략될 수 없다.

본 알고리즘은 C언어로 구현되었으며 전체적 처리시간은 입력계수값들과 검출하고자 하는 혈관 길이에 좌우되거나 일반적으로 사용자의 순수 정보입력시간(시작점, 끝점,

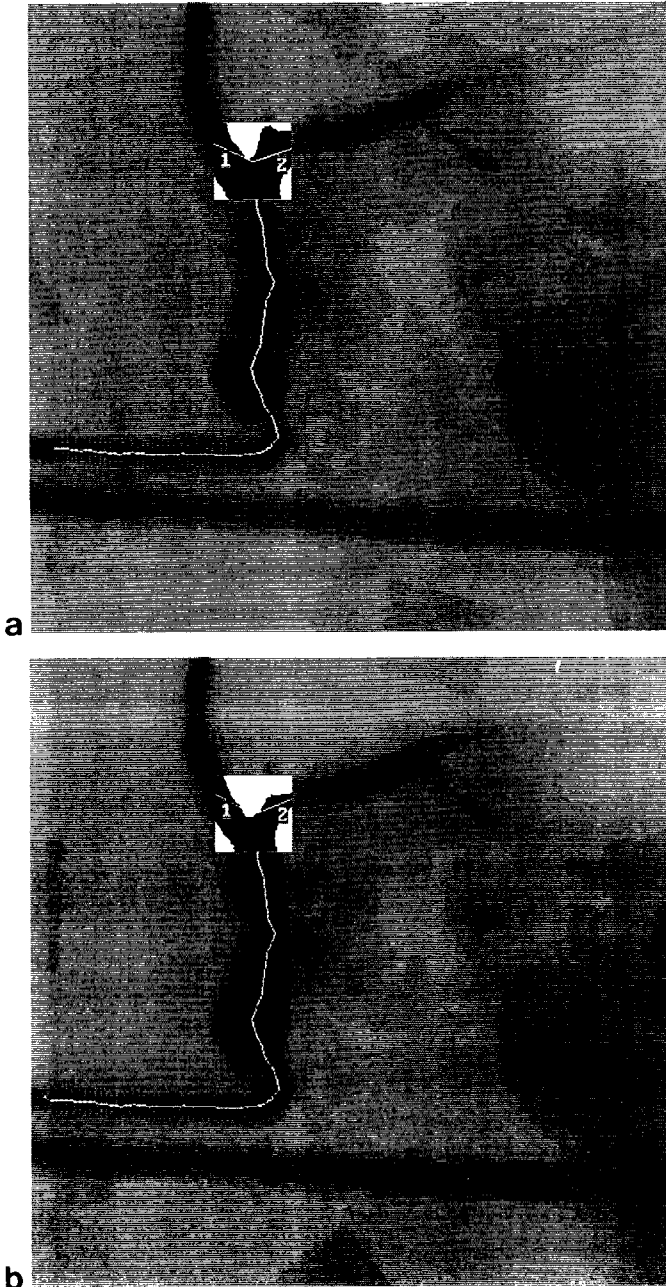
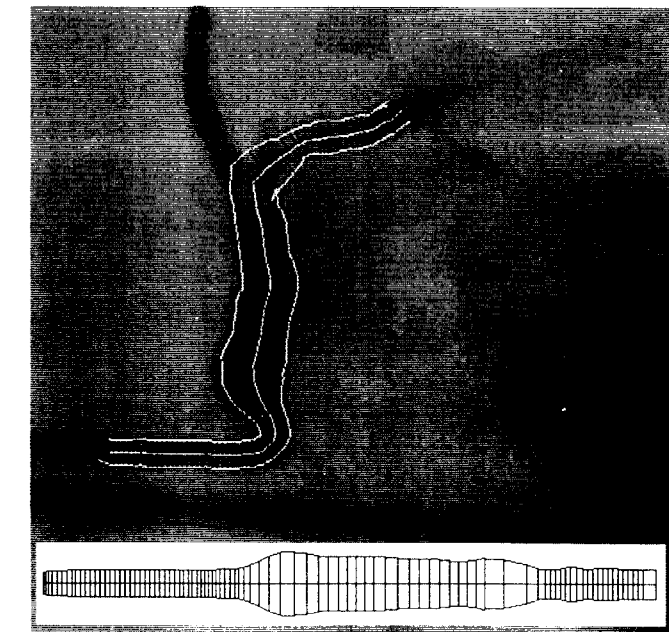
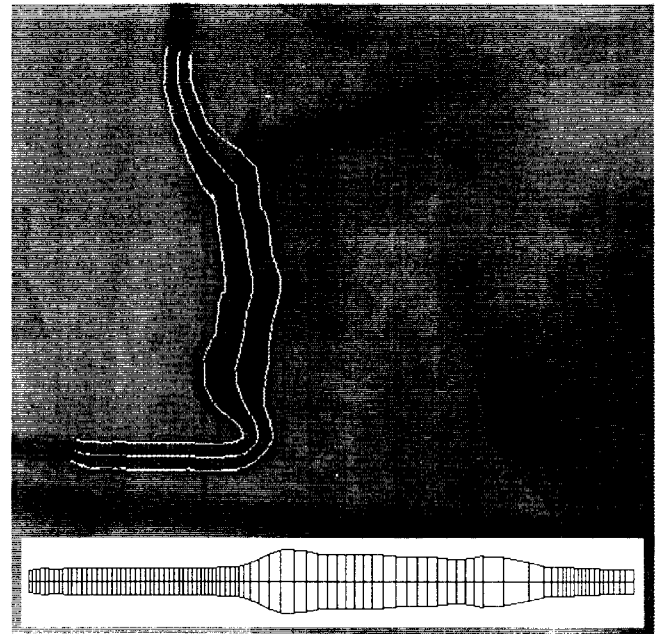
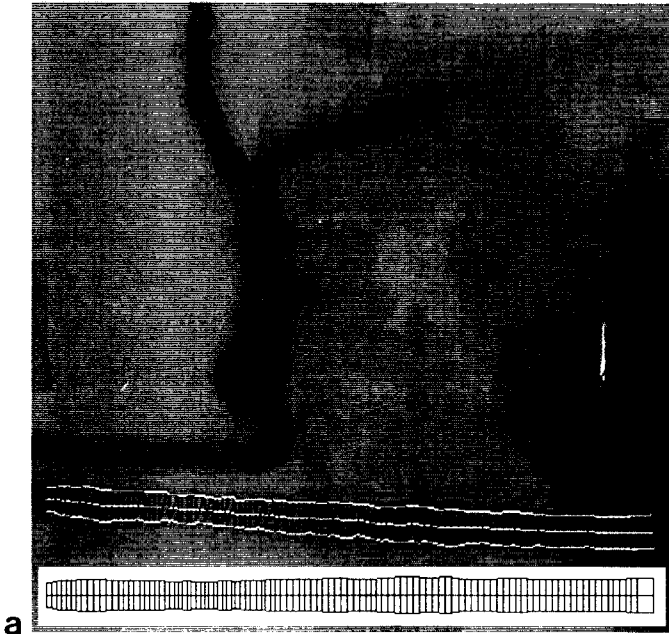


그림 5. 임계치의 성능 비교

- (a) 제안 임계치에 의한 이진화,
- (b) Ostu 임계치에 의한 이진화⁹⁾,

Fig. 5. Thresholding performance comparison between the proposed and Ostu method.

- (a) Binarized version of the image by proposed method,
- (b) Binarized version of the image by Ostu method⁹⁾.



C

그림 6. 실제 DSA 영상에의 적용 예
 (a) 직선 혈관 부분, (b) 곡선 혈관 부분 1, (c) 곡선 혈관 부분 2
 Fig. 6. Real DSA images
 (a) straight vessel, (b) curved vessel 1, (c) curved vessel 2

경우에 따라서는 방향점을 제외하였을 때 IBM 호환 486 PC DX-2 50 기종에서 1초 정도로서 고속수행이 가능하였다.

결론적으로, 처리시간이 1초 정도면 실제 병원에서 환자의 진단에 현실적으로 적용이 가능함을 알 수 있고 기존에 제안되어진 방법들은 분기부분 처리를 수동으로 그리거나 각 알고리즘이 원하는 임의의 방향으로 나아가는 것에 비

해^{1,3,4)} 제안된 방법은 원하는 방향으로 추적해 나아갈 수 있다. 또한 잡음이나 혈관 폭이 좁아지는 등의 이유로 추적에 실패할 때의 문제도 효율적으로 극복됨을 알 수 있었다. 형태학(morphology)에 기반한 연구¹⁾는 처리하고자 하는 혈관의 전영역을 형태학적 연산자로 계조도(gradient)를 구한 후 중점과 경계점을 가격함수(cost function)로부터 구하는데 처리시간이 일반 워크스테이션에서 2에서 10초 정도 걸리고, 동적 프로그래밍(dynamic programming) 기법에 기반을 둔 연구²⁾는 마찬가지로 처리하고자 하는 혈관의 전영역을 동적 프로그래밍으로 중점을 추출하므로 처리시간이 많이 걸리는 단점이 있다. 또한 Sum³⁾이 제안한 방법과 비교하면 제안된 방법은 방향정보 U_x 와 U_y 를 저장하지 않으며 혈관 직경이 매우 감소할 때를 대비하여 최소진행거리(minimum look-ahead distance) M_d 를 생각했으며 끝점에서의 처리방법을 제시하였고 중심점 추적이 비뚤어지는 문제점을 해결하였으며 분기부분에서 적응적으로 원하는 방향으로의 추적이 가능하다.

결 론

참 고 문 헌

본 논문에서는 DSA 영상에서 관상동맥의 경계 검출을 자동으로 수행할 수 있는 알고리즘을 제안하였다. 자동적으로 혈관의 이상여부를 진단하기 위해서는 혈관 경계를 추출하는 것이 일차 관문인데 경계를 추출하면 혈관의 직경변화를 관찰하여 이상여부를 정량적으로 판정할 수 있게 된다. 본 논문에서 제안하는 알고리즘은 입력점으로서 시작점과 끝점 그리고 경우에 따라서는 방향점 정보로서 2~3가지 정보를 가하면 자동으로 혈관 경계를 검출한다.

구체적으로, 제안된 알고리즘은 적응추적과 정합필터링에 기반한 방법으로서 대표적인 Sun 방법³⁾과 비교하여 방향정보 U_x 와 U_y 를 저장하지 않으며 혈관 직경이 매우 감소할 때를 대비하여 최소진행거리(minimum look-ahead distance) M_0 를 생각했으며 끝점에서의 처리방법을 제시하였다. 또한 잡음의 영향이나 혈관의 직경이 좁아져 중심점 추적이 비뚤어지는 문제점을 해결하였으며 분기부분에서 적응추적방법을 제시하였다.

처리시간을 고려해 볼 때 실제 병원에서 환자의 진단에 현실적으로 적용이 가능함을 알 수 있었고 추후의 과제로는 제안된 알고리즘이 분기부분에서 경계 검출의 정확도가 좀 떨어지는데 이를 보완하는 것과, 많은 계수들을 어떻게 효율적으로 고려하느냐에 있다고 할 수 있다.

1. Mario A.T.Figueiredo, Jose M.N.Leitao, "A Nonsmoothing Approach to the Estimation of Vessel Contours in Angiograms," IEEE Trans. Medical Imaging, Vol. MI-14, pp. 162-172, March, 1995.
2. D.Geiger, A.Gupta, L.A.Costa, and J.Vlontzos, "Dynamic Programming for Detecting, Tracking, and Matching Deformable Contours," IEEE Trans. Medical Imaging, Vol. MI-17, pp. 294-302, March, 1995.
3. Ying Sun, "Automated Identification of Vessel Contours in Coronary Arteriograms by an Adaptive Tracking Algorithm," IEEE Trans. Medical Imaging, Vol. MI-8, pp. 78-88, March, 1989.
4. M.Sonka, M.D.Winniford, and M.Collins, "Robust Simultaneous Detection of Coronary Borders in Complex Images," IEEE Trans. Medical Imaging, Vol. MI-14, pp. 151-161, March, 1995.
5. T.N.Pappas, J.S.Lim, "A New Method for Estimation of Coronary Artery Dimensions in Angiograms," IEEE Trans. on Acoust., Speech, and Signal Processing, Vol. ASSP-36, pp. 1501-1513, Sept. 1988.
6. A.K.Jain, *Fundamentals of Digital Image Processing*, Prentice-Hall, 1989.
7. R.E.Ziemer, W.H.Tranter, *Principles of Communications*, Houghton Mifflin, 1990.
8. T.Sandor, A.D'Adamo, W.B.Hanlon, and J.R.Spears, "High Precision Quantitative Angiography," IEEE Trans. Medical Imaging, Vol. MI-6, pp. 258-265, 1987.
9. N. Ostu, "A Threshold Selection Method from Gray-level Histogram," IEEE Trans. Syst., Man, and Cybern. Vol. SMC-9 (1), pp. 62-66, 1979.

=국문초록=

본 논문은 관상동맥 영상에서 혈관 경계 검출에 대한 알고리즘을 제안한다. 제안된 알고리즘은 정합필터링과 적응추적에 기반한 방법이다. 제안된 알고리즘은 분기부분 문제와 직경이 작은 혈관 부분의 문제점을 해결하였다. 또한 빠른 처리시간과 잡음에 강인한 성능을 가지고 있다.