

Deformable Model을 이용한 圖形自動抽出방법에 관한 연구

송 재 옥*

A Study on the Method of Extracting Ridge Shadows in Images
by Using a Deformable Model

Chae-uk Song*

〈목 차〉	
1. 서 론	3.1. 초기모델의 설정
2. Deformable model의 개요	3.2. 평가함수 최대화에 의한 모델의 변형
2.1. 구조	4. 모의실험 및 고찰
2.2. 평가함수의 정의	4.1. 人工畫像을 이용한 모의실험 및 고찰
2.3. Scale space처리에 근거한 농도치와 gradient의 계산	4.2. 다른 모델과의 비교분석
3. Deformable model을 이용한 도형추출	5. 결 론

Abstract

This paper presents a procedure for automated extraction of ridge shadows in noisy gray images. This procedure mainly consists of 1) a deformable model which is designed basing upon the knowledge about the shape of shadows and is expected to be useful in extracting ridge shadows especially located in low signal to noise ratio background, and 2) the scale space scheme which is also useful even if there is less information about the size and the positions of ridge shadows in advance. This procedure is applied to artificial images and its performance is evaluated experimentally.

1. 서 론

X선 촬영에 의해 얻은 사진에서 목적하는 도형을 자동추출하는 기술은, 완성된 제품의 품질검사(외관변형이나 내부균열)가 필요한 산업분야 및 인체내부의 이상유무의 파악을 목적으로 하는 의

학분야 등에서 널리 행해지고 있다. 그러나, X선 촬영에 의해 얻어진 사진은, X선 촬영의 특성상, 신호대 잡음비(SN비 ; signal to noise ratio)가 극히 낮으므로, 필요한 도형의 추출이 용이하지는 않다.

X선 사진을 대상으로 한 도형추출방법에 대해

* 정회원, 일본 나고야대학 대학원

서 많은 연구[1][2]가 행해져왔지만, 거의 대부분이 공간필터를 이용한 도형의 강조에 의한 추출방법으로서, 도형검출의 감도는 높아지지만, 반면에 추출된 도형의 윤곽부분이 부드럽지 못하거나, 특히 사진중에 크기가 다른 도형이 다수 존재할 경우에는, 단일 scale로 된 공간필터로서는 도형추출 정도에 한계가 있는 등의 문제점이 있었다.

최근, Deformable model을 이용하여 도형윤곽선을 추출하는 방법이 널리 행해지고 있다[3]-[13]. 이 방법은 추출대상도형의 형상에 관한 사전지식을 모델에 도입하므로써, 도중에 절단된 곳이 있는 윤곽선의 추출이나 SN비가 극히 낮은 도형의 추출도 가능하다는 것이 증명되었다[5]-[8]. 또한, 도형추출 정도를 높이기 위해 도중에 다른 모델과 병합하거나, 한 개의 모델이 복수의 모델로 분열이 가능한 방법[9]-[10], 그리고 scale space처리를 이용하는 방법이 검토되고 있다[11]-[12].

그러나, 대부분의 연구가塊狀구조의 도형추출을 목적으로 하고 있으며, 樹狀구조의 도형추출을 목적으로 형상에 관한 지식을 적극적으로 도입한 model에 대해서는 그다지 검토되어져 있지 않다. 따라서, 본 논문에서는 樹狀구조의 도형추출에 적합한 새로운 model을 제안하고, 그 model을 이용하여 X선 촬영에 의해 얻어진 사진으로부터 樹狀도형을 추출하는 방법 및 초기 model의 자동설정 방법을 제시한다. 아울러, 여러 종류의 두께를 가진 도형이 복수 개 존재하는 경우에 대비한 scale space 처리의 도입을 통한 도형추출방법에 대해서도 검토하고자 한다.

2. Deformable model

2.1 구조

본 논문에서 제안하는 Deformable model은 Fig. 1에 보이는 바와 같이, 복수의 제어점과 그 제어점을 이은 선분인 芯線, 그리고 芯線과 수직방향으로 정해진 거리만큼 떨어진 위치에 존재하는 윤곽선 위의 두 점으로 구성된다. 그리고 芯線을 거리변환

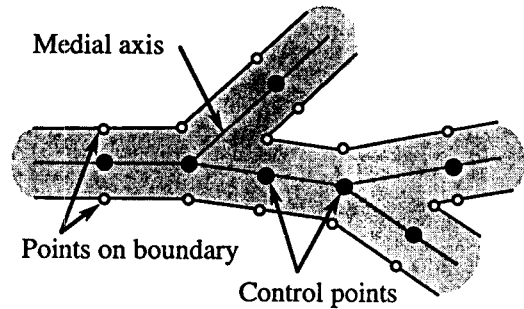


Fig. 1 Structure of the proposed deformable model

에 의한 Skeletons[14]라고 간주하며, 각 제어점이 갖고 있는 윤곽선까지의 거리를 이용해서 역거리 변환하여 복원된 영역을 도형의 내부, 그리고 그 내부영역의 경계를 도형의 경계선이라고 정의한다. 이 모델은 다음 장에서 서술하는 평가함수 최대화의 원리에 의해, 제어점의 위치와 제어점과 윤곽선까지의 거리를 변환시킨다.

2.2 평가함수의 정의

한 개의 Deformable model에 대하여, 다음 식과 같이 평가함수를 정의한다.

$$E_{total} = \sum_{k=1}^M \sum_{i=1}^{N_k} (E_{int}(k, i) + E_{ext}(k, i)) \quad \dots\dots\dots (1)$$

여기에서 M은 모델을 구성하는 가지의 수, N_k 는 k번째 가지에 속하는 제어점의 수를 나타낸다. 또한 $E_{int}(k, i)$ 와 $E_{ext}(k, i)$ 는 각각 제어점 $c(k, i)$ 에 관한 내부평가함수와 외부함수이며, 다음 식(2), (3)과 같이 정의된다.

$$E_{int}(k, i) = \omega_1 E^c_{int}(k, i) + \omega_2 E^w_{int}(k, i) \quad \dots\dots\dots (2)$$

$$E_{ext}(k, i) = \omega_3 E^c_{ext}(k, i) + \omega_4 E^r_{ext}(k, i) + \omega_5 E^f_{ext}(k, i) \quad \dots\dots\dots (3)$$

여기에서 $\omega_1, \dots, \omega_5$ 는 계수이다. 각 평가함수에 관한 설명은 아래와 같다.

I) E^c_{int}

이 평가함수는 端点·分歧點을 제외하고, 각 가지에서 아래의 식(4)과 같이 정의된다.

$$E^c_{int}(k, i) = 1.0 - \left(\frac{d\left(\frac{d(c(k, i-1)) + d(c(k, i+1))}{2}, d(c(k, i))\right)}{\bar{L}(k)} \right) \dots\dots\dots (4)$$

여기에서 $v[a]$ 는 이름이 a 인 점의 좌표를 출력하는 함수, $d(v_1, v_2)$ 는 좌표가 v_1, v_2 인 두 점의 거리, $\bar{L}(k)$ 는 k 번째의 가지의 평균제어점 간격이다. 이는 각 가지에서 제어점이 등간격 및 직선상에 나란한 경우에 최대가 된다.

II) E^w_{int}

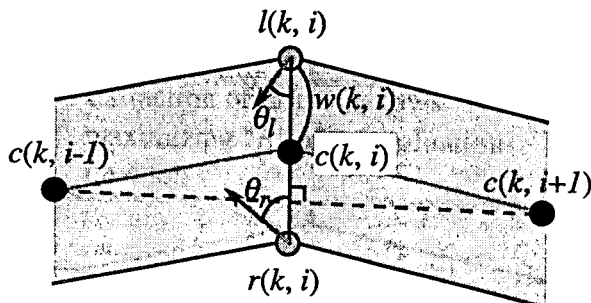
가지에서 도형의 폭을 일정하게 하기 위한 평가함수이고 아래의 식(5)와 같이 정의된다.

$$E^w_{int}(k, i) = 1.0 - \left(\frac{|w(k, i) - \bar{w}(k)|}{\bar{w}(k)} \right) \dots\dots\dots (5)$$

여기에서 $w(k, i)$ 는 제어점 $c(k, i)$ 로부터 도형의 윤곽선까지의 거리, $\bar{w}(k)$ 는 k 번째의 가지가 가지는 거리치의 평균이다.

III) E^c_{ext}

농도치가 높은 위치로 제어점을 이동시키기 위한 평가함수로서, 도형의 芯線부근의 농도치가 주변에 비하여 높은 것에 착안한 것이다. 실제로는 $E^c_{ext}(k, i)$ 를 Fig. 2의 선분 $c(k, i-1)c(k, i)$ 와 $c(k, i)c(k, i+1)$ 위에서 구한 농도치의 평균으로 했다.



↙ A gradient vector at a boundary point

Fig. 2 Detail of the deformable model(at the k th branch)

여기에서 농도치는 scale space처리에 의해 原畫像으로부터 계산했다(상세한 것은 다음 장 참조).

IV) E^r_{ext} 및 E^l_{ext}

윤곽선 위의 점 $r(k, i)$, $l(k, i)$ 에 있어서 농도치의 gradient vector를 이용하여 다음과 같이 정의한다.

$$\begin{aligned} E^r_{ext}(k, i) &= g(r(k, i)) \cos \theta_r, \\ E^l_{ext}(k, i) &= g(l(k, i)) \cos \theta_l \end{aligned} \dots\dots\dots (6)$$

여기에서 $g(r(k, i))$, $g(l(k, i))$ 는 점 $r(k, i)$ 과 점 $l(k, i)$ 에 있어서의 gradient vector의 크기, θ_r 와 θ_l 은 이들의 gradient vector와 선분 $l(k, i)$, $r(k, i)$ 이 이루는 각을 나타낸다. 직관적으로는 윤곽선 위의 점을 gradient vector의 크기가 크고, 그 방향이 제어점 $c(k, i)$ 을 향하는 위치로 이동시키는 평가함수이다. 단 gradient vector는 다음 장에서 서술하는 scale space처리에 기초하여 정의했다.

2.3 Scale space처리를 이용한 농도치와 gradient 의 계산

X선 사진에 존재하는 여러 크기의 도형추출에 적합하도록 식(5)의 농도치와 식(6)의 gradient를 scale space 처리를 이용하여 정의했다.

I) 농도치의 정의

좌표 (x, y) 에 있어서 原畫像의 농도치를 $f(x, y)$ 로 한 경우, 평가함수의 계산에 이용한 새로운 농도치 $F(x, y)$ 는 다음 식(7)과 같이 정의된다.

$$F(x, y) = \max_{\sigma_L \leq \sigma \leq \sigma_H} \left\{ \frac{f(x, y) * G(x, y, \sigma)}{\sigma * G} \right\} \dots\dots\dots (7)$$

여기에서 $G(x, y, \sigma)$ 는 표준편차 σ 의 가우스필터, “*”는 convolution, “ $\sigma * G$ ”는 convolution후의 농도치의 표준편차를 나타낸다. 또한 σ 는 σ_L 로부터 σ_H 의 범위에서 변화시킨다.

II) gradient의 정의

점 (x, y) 에 있어서 gradient 크기는 σ_L 에서부터 σ_H 의 범위에서 아래의 (8)식에 주어진 $\|(g^{(\sigma)}, g^{(\sigma)})\|$ 가 최대가 되는 σ 를 구해서, 이를 (8)식에 대입해

얻어진 것으로 한다.

$$g^{(a)}_x = \frac{\frac{\partial}{\partial x} \{f(x, y) * G(x, y, \sigma)\}}{\sigma \|\nabla(f * G)\|} \dots\dots\dots (8)$$

$$g^{(a)}_y = \frac{\frac{\partial}{\partial y} \{f(x, y) * G(x, y, \sigma)\}}{\sigma \|\nabla(f * G)\|}$$

여기에서 $\sigma_{\|\nabla(f * G)\|}$ 는 $\|\nabla\{f(x, y) * G(x, y, \sigma)\}\|$ 의 σ 를 고정하고 x, y 를 변수로했을 때의 표준편차이다.

3. Deformable model을 이용한 도형抽出

2장에서 설명한 deformable model을 이용하여, 입력사진에 초기 model을 배치하고, 평가함수의 값이 극대치에 이를 때까지 모델을 변형시켜서 도형을 추출한다[Fig. 3 참조].

3.1 초기 model의 배치

LOG(Laplacian of Gaussian)필터를 이용하여 입력사진을 2値畫像으로 만든 다음, 도형융합(확장 3회, 수축 3회)과 細線化 처리를 행하여 도형의 芯線을 구한다. 구한 芯線위에 약 5 pixel 간격으로

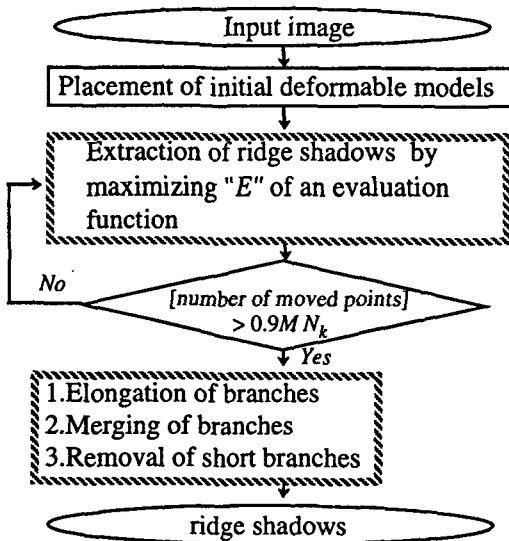


Fig. 3 Flow of ridge shadows extraction procedure using the deformable model

제어점을 배치하고, 도형의 폭을 나타내는 $w(k, i)$ 의 초기치를 5 pixel로 정의하여 초기 모델의 배치를 종료한다.

3.2 평가함수 최대화의 원리에 의한 model의 변형

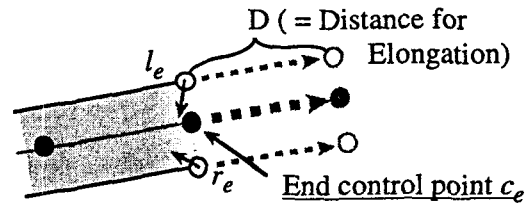
Deformable model을 앞장에서 정의한 평가함수가 최대화하도록 변형을 반복한다. 1회의 변형에서는, 제어점의 위치에 관해서는 제어점 주위의 8근방과 자기자신, 윤곽선까지의 거리 $w(k, i)$ 에 관해서는 Fig. 2의 점 $r(k, i)$ 와 $l(k, i)$ 를 연결한 선을 따른 방향으로 $\pm 1, 0$ (pixel), 각각 이동시킨 경우중에서 평가치 최대의 것을 탐색한다. 탐색 알고리즘에는 계산 코스트를 고려하여 최적해 탐색법의 하나인 greedy법을 이용했으며 구체적으로는 문헌[13]을 따른 것이다. 또한 1회의 변형의 전후에서 전체 제어점의 90퍼센트가 움직이지 않는 경우에 최대점에 도달했다고 판정한다.

3.3 가지의 伸張, 併合, 삭제

가지의 伸張은 가지의 선단의 제어점을 식(9)의 D (pixel)만 이동한 것에 의해 실현한다. (Fig. 4 참조)

$$D = 2.5 \left[F(c_a) + \frac{g(r_e) + g(l_e)}{2} \right] (1 - \cos \theta_H) \dots\dots\dots (9)$$

여기에서 $F(c_a)$ 는 선단의 제어점의 근방의 농도치, $g(r_e), g(l_e)$ 는 윤곽위의 점 r_e, l_e 에 있어서 gradient의 크기, θ_H 는 점 r_e 와 점 l_e 에 있어서 2개의 gradient vector가 이루는 각을 나타낸다. 단,



A gradient vector at a boundary point

Fig. 4 Elongation of a branch

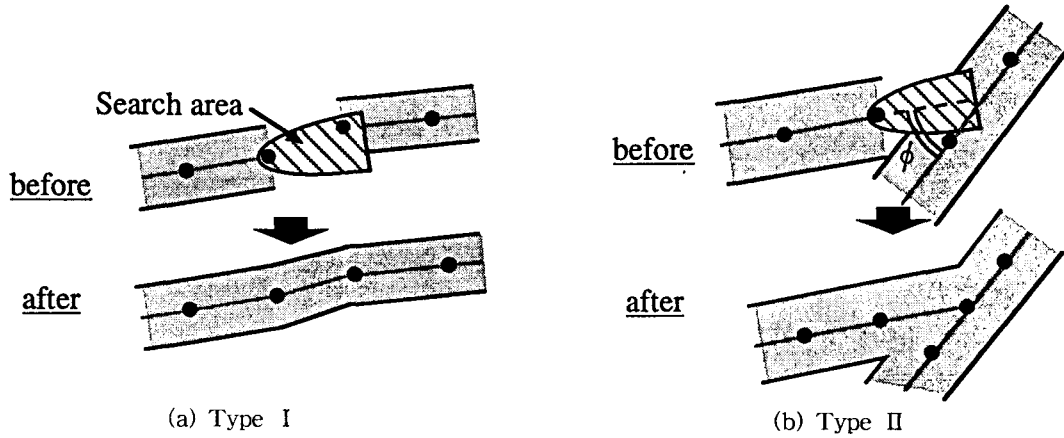


Fig. 5 Merging of branches

농도치와 gradient는 2장 3절에서 정의한 것을 사용한다. 또한, 伸張의 방향은 선단의 제어점과 인접제어점을 연결한 선분에 평행한 방향으로 한다. 직감적으로는 선단의 제어점 부근의 농도치가 충분히 높고 점 r_e 와 점 l_e 가 2개의 평행으로 달리는 윤곽위에 있다면, 또한 그 앞에도 도형이 있다고 간주하여 伸張하는 처리이고, 초기모델이 도형의 주행방향에 관하여 짙막하게 추출되기 쉬운 것을 고려하여 도입한 처리이다.

다음으로, 평가함수 최대화에 기초한 변형이나 상술의 伸張처리에 의해 2개 이상의 모델이접칠 경우에 병합을 행한다. 구체적으로는 주목하는 모델의 선단의 제어점마다 탐색영역을 설정하여, 그 내부에 다른 모델의 선단 제어점(Type I)이나 芯線(Type II)이 포함되는지를 조사한다[Fig. 5 참조].

Type I 에서는 선단의 제어점 기리를, Type II 에서는 그 선단의 제어점과 탐색영역내의 芯線위에서 가장 그 제어점에 가까운 위치를 연결한다. 단, Type II의 경우, 그림에 나타난 각도 ϕ 를 측정하여 $90^\circ \times 3/4 (=68^\circ) \sim 90^\circ \times 5/4 (=112^\circ)$ 의 경우에는 교차부로 간주하여 併合하지 않는다.

마지막으로, 전체의 모델중에서 가지의 길이를 측정하여 기준치 이하인 가지를 삭제한다. 이것은 이같은 짧은 가지의 대부분이 잡음에 의한 추출되는 경향이 크기 때문이다.

4. 모의실험 및 고찰

4.1 人工畫像을 이용한 모의실험 및 고찰

모의실험 파라메타는, scale space처리를 위한 범위로 $\sigma_L = 5(\text{pixel})$, $\sigma_H = 15(\text{pixel})$, Deformable model 평가함수의 중량계수는 $\omega_1 = \omega_3 = \omega_4 = 1.4$, $\omega_2 = \omega_5 = 1.0$ 으로 정하여 컴퓨터에 의하여 모의실험을 했다.

먼저, 폭38(pixel) 높이20 및 폭18(pixel) 높이10의 특성을 가진 나란한 2개의 도형에 평균치0, 표준편차10의 정규난수를 노이즈로서 더한 230x230(pixel)의 畫像을 이용해서 도형을 抽出했다(Fig. 6(a) 참조). Fig. 6(a)의 아래쪽에 있는 그래프는 畫像에서 파선의 위치의 농도치를 조사한 결과이고, 굵은 선은 노이즈가 추가되기 전의 농도치 단면을 나타낸다. 처리결과(Fig. 6(b))를 분석해보면, noise에 의한 疑似도형이 몇 개 추출되었지만, 실제도형의 정도가 높게 抽出된 것을 알 수 있다. 실제로 model의 파라메타 $w(k, i)$ 의 값을 조사해 보면, 왼쪽의 굵은 도형에 있어서는 실제값의 38(pixel)인데 대하여 평균이 34.7(pixel)(표준편차 0.92(pixel)), 오른쪽에 있는 가는 도형에 있어서는 실제값이 18(pixel)인데 대하여 평균이 16.1(pixel)(표준편차 0.96(pixel))이었다. 다소 도형 내측에 윤곽선이 抽

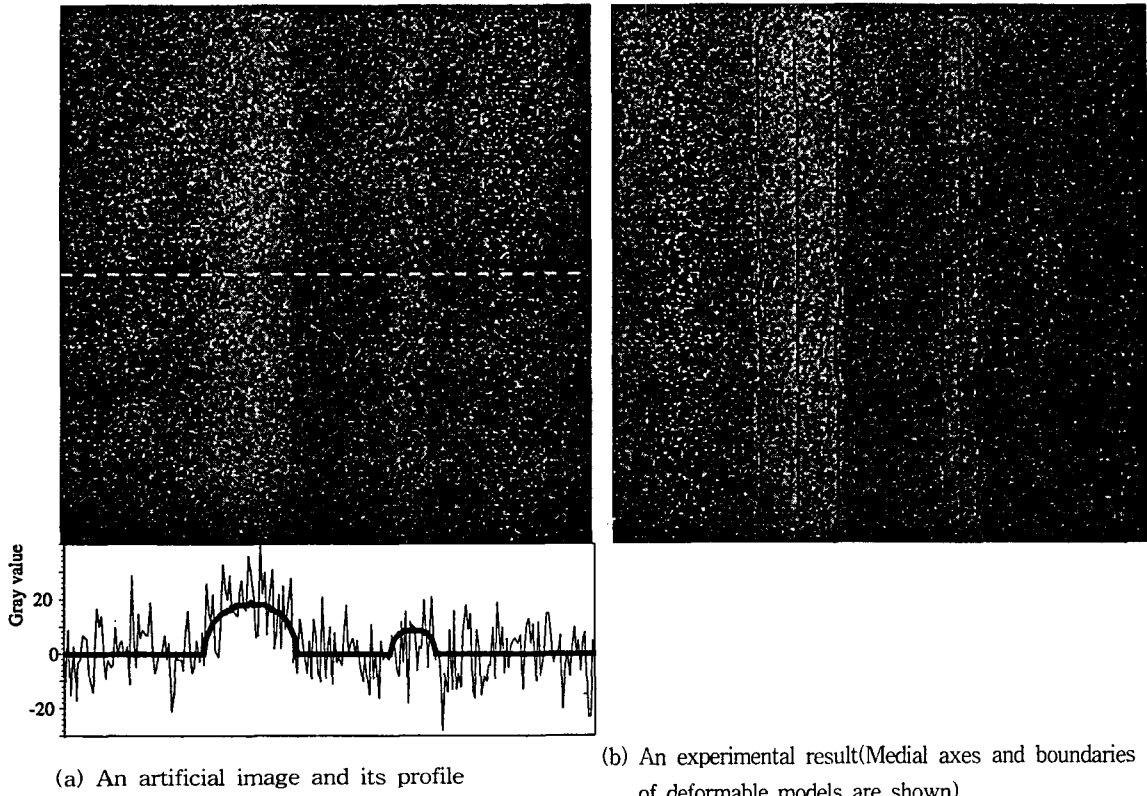


Fig. 6 An artificial image and its experimental result

출되는 경향이 있지만 오른쪽의 도형과 같이 SN 비가 극히 낮은 도형에 대해서도 좋은 抽出결과를 얻을 수 있음을 알 수 있다.

다음으로 초기모델의 배치정도가 抽出결과에 미치는 영향을 평가하기 위하여 Fig. 7에 표시한 두가지 경우에 대하여 실험을 했다. 여기에서 Fig. 7(a)에서는 Fig. 6(a)과 같은 畫像을 이용하고, Fig. 7(b)에서는 농도단면이 Fig. 6(a)의 왼쪽의 도형과 같은 것을 사용하여 교차하는 도형을 작성하여 이용했다. 먼저, (a)의 처리결과를 보면, 초기model의 芯線이 상당히 짧고, 한편 위치가 한쪽의 윤곽선에 기울어져 있음에도 불구하고 최종적으로는 좋은 추출결과가 얻어진 것을 알 수 있다. 이것은 가지의 확장처리가 유효하게 적용되었다는 것, 그리고 평가함수중의 E^r_{ext} 와 E^l_{ext} 가 gradient의 방향을 고

려하고 있기 때문에 model 윤곽위의 점이 목적한 위치까지 이동할 수 있었던 결과라고 생각할 수 있다. 또한 같은 그림(b)와 같이 분기가 있는 패턴에 대하여 길이가 짧은 초기모델을 부여한 경우의 결과에 있어서도 가지의 확장처리나 병합처리 효과에 의해 좋은 추출결과가 얻어졌다. 이는 이번에 제안한 도형추출 방법이 초기모델의 배치정도에 큰 영향을 받지 않고, 도형추출이 가능함을 보여 준다.

4.2 도형추출을 위한 다른 모델과의 비교

여기에서는 다른 Deformable model을 이용한 방법과 비교하여 본 연구에서 제안한 모델에 대하여 고찰한다.

본 연구에서 제안한 모델은, 종래의 모델 대부분

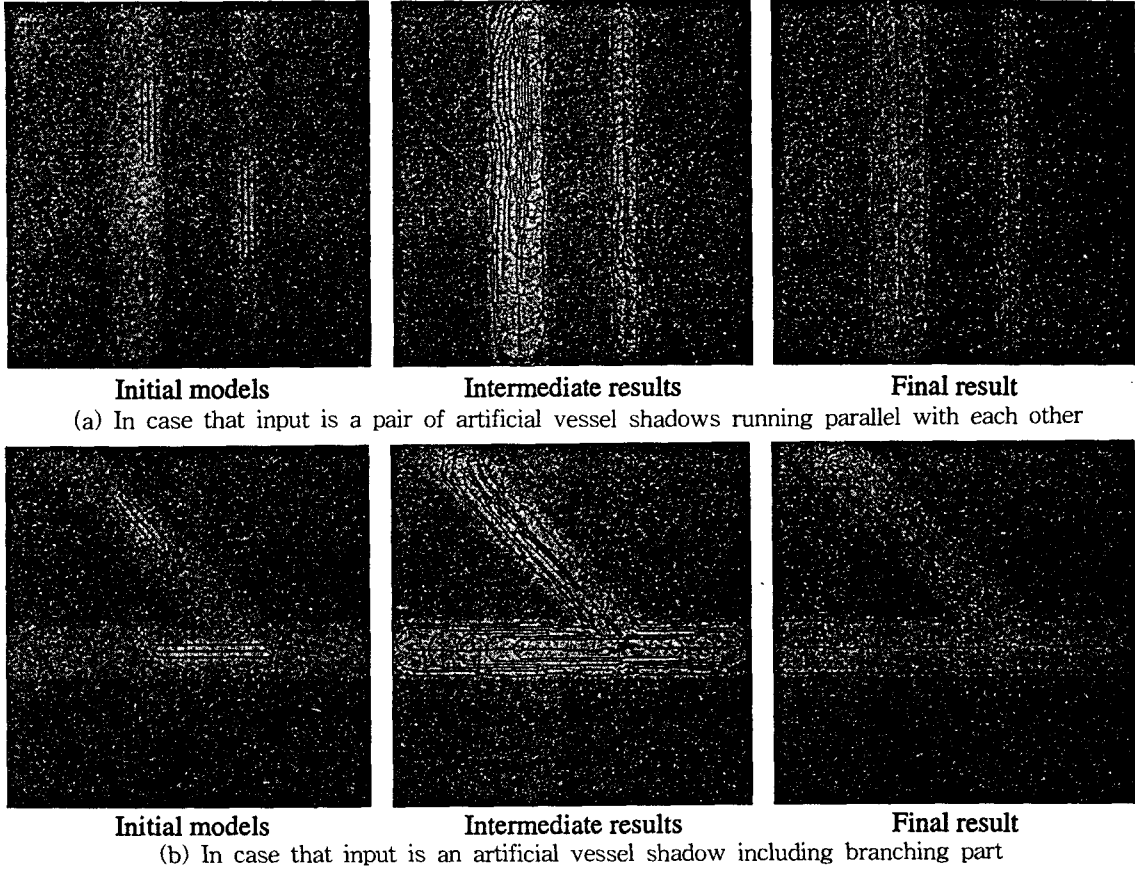


Fig. 7 Experimental results in case that a short and/or a biased initial model is given

이 윤곽선을 폐곡선이나 개곡선에 의해 정의되어 있는 것에 대하여[3-13], 芯線과 도형의 폭을 이용하여 윤곽선을 정의하고 있는 것에 그 특징이 있다. 이것은 가늘고 긴 도형에 대하여 직감적으로 도입된 표현법이지만 본 연구의 형상에 관한 사전 지식의 이용을 위한 평가함수에 도입한 부분, 예를 들면 도형의 폭이나 芯線위의 농도치의 평가를 행하는 부분의 계산이 용이하다는 장점을 갖는다. 또한 데이터는 가지마다 관리되기 때문에, 과다抽出된 가지의 제거처리 등에도 용이하다. 이상의 이유로 본 연구에서 제안한 model은 선형구조의 도형이 畫像위에 복수개 존재하는 경우의 抽出에는 종래의 model보다 유효하다고 할 수 있다.

5. 결 론

본 연구에서는 도형의 형태적 특징을 고려한 Deformable model을 새롭게 제안하고, 이것을 이용하여 도형을 자동추출하는 방법을 검토하였다. 이 모델은 변형의 도중에서 복수 모델간의 병합이나 분열 등이 가능하다. 또한 사진중에 두께가 다른 복수의 도형이 존재하는 경우에 대응하기 위해, scale space에 기초한 처리방법도 도입했다. 본 연구에서 제안한 방법을 人工畫像에 적용한 결과, 도형의 SN비가 상당히 낮고, 서로 다른 두께의 도형이 혼재하는 경우에도 도형을 어느 정도 정확하게 추출하는 것이 가능하여 그 유효성이 확인되었다.

参考文献

- 1) 大家隆弘, 佐藤俊輔, 宇山親雄, 他, “血管追跡法による冠動脈造影シネ画像からの血管抽出”, 電子情報通信學會論文誌 J73-D-II(7), 1084-1091, 1990.
- 2) 大家隆弘, 佐藤俊輔, “冠動脈造影像の辺縁抽出と血管径の推定のための適応型2次微分ガウスフィルタ法 -血管ファントム像による考察-”, 電子情報通信學會論文誌 J74-D-II(7), 966-974, 1991.
- 3) 榮藤 念, “動的輪郭モデルSnakesの概観”, Med Image Tech 12(1), 9-15, 1994.
- 4) T. McInerney and D. Terzopoulos, “Deformable models in medical image analysis”, a survey, Medical Image Analysis 1(2), 91-108, 1996.
- 5) 天野 光, 坂口嘉之, 美濃導彦, 他, “サンプル輪郭モデルを利用したSnakes”, 電子情報通信學會論文誌 J76D-II, 1168-1176, 1993.
- 6) T. F. Cootes, C. J. Taylor, D. H. Cooper, et al, “Active Shape Model - Their Training and Application”, CVIU 61(1), 38-59, 1995.
- 7) G. Szekeley, A. Kelemen, C. Brechbuehler, et al, “Segmentation of 2-D and 3-D objects from MRI volume data using constrained elastic deformation of flexible Fourier contour and surface models”, Medical Image Analysis 1(1), 19-34, 1996.
- 8) 松坂匡芳, 清水昭伸, 長谷川純一, 他, “弾性輪郭モデルを用いた胸部X線像の肺輪郭線抽出”, Medical Imaging Technology 14(6), 680-690, 1996.
- 9) 坂口嘉之, 美濃導彦, 池田克夫, “SNAKEパラメータの設定についての検討”, 信學技法PRU90-21, 43-49, 1990.
- 10) T. McInerney and D. Terzopoulos, “Topological adaptable snakes”, Proc. of ICCV'95, 840-845, 1995.
- 11) 藤村恒太, 横矢直和, 山本和彦, “多重スケール画像を用いた動的輪郭モデルによる非剛體物體の輪郭追跡と動きの解析”, 電子情報通信學會論文誌 J76-D-II(2), 382-390, 1993.
- 12) Gray Whitten, “Scale space tracking and deformable sheet models for computational vision”, IEEE Trans. PAMI 15(7), 697-706, 1993.
- 13) D. J. Williams, et al, “A Fast Algorithm for Active Contours”, Proc. of Third ICCV, 592-595, 1990.
- 14) T. Saito and J. Toriwaki, “Reverse distance transformation and skeletons based upon the Euclidean metric for n-dimensional digital binary pictures”, IEICE Trans. INF & SYST, Japan E77-D(9), 1005-1016, 1994.