

NAIST-IS-MT351201

修士論文

交差判定により分裂する動的輪郭モデルと
その応用

荒木 昭一

1995年 2月 20日

奈良先端科学技術大学院大学
情報科学研究科 情報システム学専攻

本論文は奈良先端科学技術大学院大学情報科学研究科において
修士(工学) 授与の要件として提出された修士論文である。

提出者： 荒木 昭一

指導教官： 横矢 直和 教授
千原 國宏 教授
荻原 剛志 助教授

交差判定により分裂する動的輪郭モデルと その応用*

荒木 昭一

内容梗概

画像の認識・理解には、画像からの対象物の抽出処理が不可欠である。エネルギー最小化原理に基づく動的輪郭モデル（以下、Snakes）は、従来の輪郭抽出法と比較してノイズに強く、滑らかに連続した輪郭線を得ることができる優れた特長がある。しかしながら、輪郭抽出の際には、あらかじめ対象物の近傍に概略の輪郭（初期輪郭）を与える必要があり、従来、初期輪郭の設置には人間の介在が前提とされていた。また、Snakes の内部に存在する複数の対象物を独立に抽出できないという問題があった。

本論文では、Snakes による複数対象物の自動抽出を目的として、対象物の集合全体を包含する 1 つの Snakes（例えば、画像の枠）が変形しながら逐次分裂し、複数の対象物をそれぞれ独立に抽出する手法（**分裂型 Snakes**）を提案する。具体的には、面積項による収縮型の Snakes の輪郭が、自己交差を起こすという挙動に着目し、輪郭の交差を検知して Snakes を複数に分裂させる。

提案手法の有効性を示すため、本論文では、複数対象物の抽出に関する評価実験と 2 つの応用例について述べる。まず、評価実験として、人工的に作成した濃淡画像を用いて提案手法の動作確認を行ない、顕微鏡写真からの複数細胞の抽出に適用して、実画像での有効性を確認する。次に、動画画像を用いた複数移動物体の抽出への応用について述べ、歩行者の抽出を例としてその有効性を示す。最後に、赤外線カメラを用いた人体検知に応用し、熱画像からの人体領域の抽出結果を示す。

キーワード

輪郭抽出, 動的輪郭モデル, 動画画像, 移動物体抽出, 熱画像, 人体検知

* 奈良先端科学技術大学院大学 情報科学研究科 情報システム学専攻 修士論文, NAIST-IS-MT351201, 1995 年 2 月 20 日.

Splitting Active Contour Models Based on Crossing Detection and Its Applications*

Shoichi Araki

Abstract

Segmentation of objects from images is essential to pattern recognition and image understanding. Active contour models (snakes) are useful to detect contours of objects compared with conventional approaches based on edge detection. However, initial contour models have to be set near contours of target objects by human interactively. Furthermore, snakes can not detect contours of plural objects inside itself.

In this paper, we propose a new splitting active contour model based on detecting self-crossing of its contour. An initial single contour, for which an image frame can be simply selected, is iteratively split into multiple contours at the crossing parts. Splitting snakes can easily detect plural contours of objects. In order to prove the effectiveness of the proposed method, we show three different applications. First we applied our method to detect contours of cells from a microscopic picture. Then, we show the application to moving object extraction using optical flow. Finally, we demonstrate segmentation results of thermal images for human detection in a room scene.

Keywords:

contour detection, active contour model, image sequences, moving object extraction, thermal image, human detection

*Master's Thesis, Department of Information Systems, Graduate School of Information Science, Nara Institute of Science and Technology, NAIST-IS-MT351201, February 20, 1995.

目次

1. はじめに	1
2. 動的輪郭モデル Snakes とその問題点	3
2.1 Snakes の概要	3
2.2 Snakes の問題点	4
3. 交差判定により分裂する Snakes	6
3.1 面積項を用いた Snakes の挙動	6
3.2 交差判定による分裂法	9
3.3 エネルギー最小化による Snakes の変形	10
3.4 離散点の生成・消滅および収束判定	11
3.5 提案手法による輪郭抽出手順	12
4. 評価実験	15
4.1 人工画像による動作確認実験	15
4.2 実画像による評価-顕微鏡写真からの細胞の輪郭抽出-	20
5. 動画像からの移動物体抽出への応用	24
5.1 従来の移動物体の抽出法	24
5.2 提案手法による複数移動物体の抽出法	25
5.3 動画像からの歩行者抽出実験	26
6. 赤外線カメラを用いた人体検知への応用	35
6.1 従来の熱画像からの人体領域抽出法	35
6.2 熱画像からの人体領域の抽出実験	36
7. おわりに	43
謝辞	45
参考文献	46

目 次

1	Snakes の挙動	4
2	面積項の算出法	7
3	面積項による輪郭モデルの挙動	7
4	交差した場合の面積項の符号	8
5	面積項による輪郭の自己交差に起因する抽出の失敗例	8
6	輪郭モデルの分裂法	10
7	輪郭抽出手順	14
8	人工画像	16
9	人工画像からの複数対象物の抽出結果	17
10	ノイズを含む画像に対する適用結果	19
11	顕微鏡写真（ヒトの上皮細胞）の一例	21
12	細胞の輪郭の抽出結果（ t : 反復計算のステップ）	22
13	面積 (E_{area}) が 10000 以上の細胞の抽出結果	23
14	歩行者の動画像の一例（2 人の場合）	27
15	オプティカルフローの抽出結果（5 画素間隔で表示）	28
16	移動領域（1 以上の大きさのオプティカルフローの分布）	28
17	動画像からの歩行者の抽出結果（2 人の場合）	29
18	ノイズを多く含む移動領域	30
19	ノイズの多い移動領域を用いた場合の抽出結果	31
20	動画像の一例（3 人の場合）	33
21	移動領域（3 人の場合）	33
22	動画像からの歩行者の抽出結果（3 人の場合）	34
23	熱画像の一例	37
24	熱画像からの人体領域の抽出結果（3 人の場合）	38
25	熱画像からの人体領域の抽出結果（4 人の場合）	39
26	人体が重なった場合の抽出結果	40
27	発熱機器を含んだ熱画像からの抽出結果	41
28	Snakes の離散点におけるオプティカルフローの抽出結果	42

1. はじめに

画像の認識・理解には、画像からの対象物の抽出処理（セグメンテーション）が不可欠である。対象物の抽出法としては、エッジに基づく輪郭抽出法や領域分割法がある [1]。エッジを検出し追跡する輪郭抽出法は、検出されたエッジが不連続である場合や、対象物以外のノイズが存在する場合に、目的とする輪郭線が得られない。また領域分割法は、画素の特徴量に基づく分類（色、輝度、位置などのクラスタリング）を基本とし、ノイズにも比較的強い。しかし、分類された画素のグループが必ずしも対象物に対応せず、多くの場合に後処理が必要となる。また、エッジ情報と領域情報の併用法も提案されている [2]。しかしながらこれらの方法は、対象物や目的に応じて使い分けられているのが現状である。

対象物を移動物体に限定し、動き情報に基づく対象物の抽出法としては、背景画像を用いる方法、フレーム間差分を用いる方法、移動ベクトルの類似性に基づく方法などが知られており、移動物体の追跡など、動画処理に用いられている [3]。背景画像を用いる方法では、環境変化に対応して背景画像を逐次更新する手法も提案されているが [4]、急峻な環境変化には対応できない。フレーム間差分では、その値のみから対象物の正確な領域を抽出することは困難である。また、密な移動ベクトルが得られる勾配法 [5] は、対象物の明るさが時間的に不変であるという仮定に基づいており、ノイズに弱い。このように、移動物体の抽出法も現状では確立されていない。

近年、これらの問題に対して、エネルギー最小化原理に基づくアプローチが注目されている [6]。動的輪郭モデル（以下、Snakes） [7] は、このアプローチに分類される輪郭抽出・追跡の優れた手法である。Snakes は、画像中に設置した（閉）曲線を、あらかじめ定義したエネルギーを最小化するように変形し、エネルギーの極小状態において対象物の輪郭に一致させようとする手法である。エネルギーとしては、閉曲線の収縮と滑らかさ、および画像の輝度勾配（エッジ）に関するエネルギーがよく用いられるが、対象物の特徴や目的に応じて種々のエネルギーが提案されている [8][9][10]。Snakes は、従来の輪郭抽出法に比べてノイズに強く、滑らかに連続した輪郭線が得られるという特長を持っている。

しかしながら、Snakes による輪郭抽出の際には、あらかじめ対象物の近傍に概略の輪郭（初期輪郭）を与える必要があり、また、Snakes の内部に存在する複数の対象物を独立に抽出できないという問題があった。従来、初期輪郭の設置には人間の介入が前提とされ、Snakes は対象物の

半自動抽出法という認識が強かった。

本論文では、Snakesによる複数対象物の自動抽出を目的として、対象物の集合全体を包含する1つのSnakes（例えば、画像の枠）を変形しながら逐次分裂させることにより、複数の対象物をそれぞれ独立に抽出する手法（**分裂型 Snakes**）を提案する。具体的には、面積項 [11] による収縮型の Snakes の輪郭が、自己交差を起こすという挙動に着目し、輪郭の交差を検知して Snakes を複数に分裂させる手法を提案する。

提案手法の有効性を示すため、本論文では、複数対象物の抽出に関する評価実験、および具体的な2つの応用例について述べる。まず、人工的に作成した濃淡画像を用いて提案手法の動作を確認したのち、顕微鏡写真を用いた複数細胞の抽出に応用し、実画像に対する有効性を評価する。次に、動画画像を用いた複数移動物体の抽出への応用について述べ、歩行者の抽出に適用しその有効性を示す。最後に、赤外線カメラを用いた人体検知に応用し、熱画像から人体領域を抽出した結果を示す。また、人体と静止発熱機器との識別法についても述べる。

2. 動的輪郭モデル Snakes とその問題点

2.1 Snakes の概要

一般に Snakes は、画像平面 (x, y) 上で媒介変数表現された輪郭（閉曲線） $v(s) = (x(s), y(s)) (0 \leq s \leq 1)$ を、次式で定義されるエネルギー関数を最小化するように変形し、エネルギーの最小（極小）状態としてその形状が決まる輪郭抽出のモデルである。

$$E_{snake}(v(s)) = \int_0^1 (E_{int}(v(s)) + E_{image}(v(s)) + E_{con}(v(s))) ds \quad (1)$$

ここで、 $E_{int}(v(s))$ は内部エネルギーと呼ばれ、次式で定義される輪郭の滑らかさを表すエネルギー $E_{spline}(v(s))$ を用いることが多い。

$$E_{int}(v(s)) = E_{spline}(v(s)) = \frac{1}{2} \{ \alpha |v_s(s)|^2 + \beta |v_{ss}(s)|^2 \} \quad (2)$$

ただし、 $v_s(s)$ 、 $v_{ss}(s)$ はそれぞれ $v(s)$ の 1 次および 2 次微分である。また、 α および β は重み係数で s の関数であるが、通常定数が用いられる。 $E_{int}(v(s))$ の最小化により、Snakes は滑らかに収縮する力を受ける。

$E_{image}(v(s))$ は画像エネルギーと呼ばれ、画像の輝度 $I(v(s))$ を用いて定義される次式がよく用いられる。

$$\begin{aligned} E_{image}(v(s)) &= E_{edge}(v(s)) \\ &= -\frac{1}{2} \gamma |\nabla I(v(s))|^2 \\ &= -\frac{1}{2} \gamma \left[\left\{ \frac{\partial I(v(s))}{\partial x(s)} \right\}^2 + \left\{ \frac{\partial I(v(s))}{\partial y(s)} \right\}^2 \right] \end{aligned} \quad (3)$$

$E_{edge}(v(s))$ は輝度勾配の大きさ（エッジの強さ）を表し、その最小化により、Snakes はエッジに引き寄せられる力を受ける。また、 γ は画像エネルギーに対する重み係数である。

$E_{con}(v(s))$ は外部エネルギーと呼ばれ、Snakes に外部から強制的に力を働かせる場合に用いる。このエネルギーは必要に応じて用いればよい。

図 1 に、輪郭抽出における Snakes の挙動を示す。あらかじめ与えられた初期輪郭が、式 (1) のエネルギーの最小（極小）状態まで変形する。 α 、 β および γ などの重み係数を適当に設定することにより、目的とする対象物の輪郭を抽出できる。

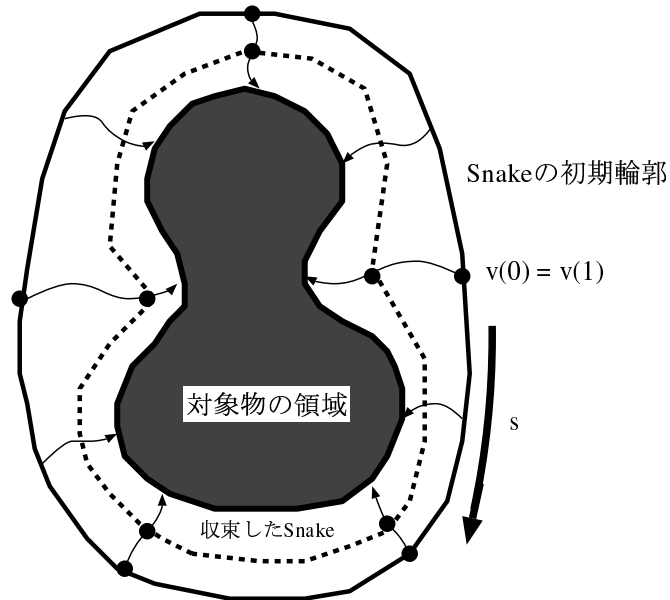


図 1 Snakes の挙動

2.2 Snakes の問題点

1章で触れたように、Snakesにより対象物の輪郭を抽出する場合、あらかじめ対象物の近傍に概略の輪郭を初期輪郭として与える必要がある。従来、ほとんどの研究において、この初期輪郭は人間が与えている。これらの研究には、Snakesをインタラクティブな画像合成・編集を始めとするヒューマンインタフェース構築の要素技術として捉えるなど、初期輪郭の設置に人間の介在を前提としうる用途を指向するものが多い[10][12]。このような用途においても、画像中に複数の対象物が存在する場合、初期輪郭を対象物の数だけ与える必要があり、対象物の数や処理する画像の増加にともなって、オペレータの負担は増大する。従来のSnakesでは、複数の対象物を包含するように初期輪郭を与えても、その内部に存在する複数の対象物をそれぞれ独立に抽出することができなかつた。人物像の抽出において初期輪郭を自動設定する試みもあるが[13]、抽出対象である人物は画像中に1人であり、また、その頭部や肩の位置がある程度限定できる場合に限られている。

本研究では、Snakesを画像の認識・理解のための重要な前処理であるセグメンテーションの要素技術として捉えており、人間の介在を必要と

しない対象物の自動抽出技術の確立を目指している。これまで、Snakesを動画像に適用して、対象物の追跡や動きの解析を試みた研究が数多くある [9][14][15]。これらの研究においても、追跡の初期フレームでは、初期輪郭は人間が与えることが多い。動物体の追跡や動きの解析を人間が介在することなく自動化するためには、初期フレームでの対象物の抽出を自動化することが必須である。

以上述べたように、Snakesにおける問題点は、人間が介在することなしに、複数の対象物を独立して同時に抽出できないことである。この問題を解決するために、画像中の対象物の集合全体を包含する1つの初期輪郭（例えば、画像の枠）を、変形にともなって逐次分裂させることにより、複数の対象物をそれぞれ独立に抽出する手法（**分裂型 Snakes**）を提案する。具体的には、面積項 [11] による収縮型の Snakes の輪郭が、自己交差を起こすという挙動に着目し、輪郭の交差を検知して複数に分裂する Snakes を提案する。

分裂型の Snakes の考え方はこれまでも提案されているが [16]、Snakes の離散点間の距離に関するヒューリスティックな閾値判定に基づいている。また、Snakes を2次元の網のモデルへ拡張したアクティブネット [17] を分裂させることにより、複数物体を抽出する試みもあるが [18]、同様な閾値判定に基づいている。

3. 交差判定により分裂する Snakes

本章では、本論文で提案する分裂型 Snakes, 交差判定により分裂する Snakes について説明する. 以下では Snakes $v(s) = (x(s), y(s)) (0 \leq s \leq 1)$ を, 順序付けられた n 個の離散点 $v_i(x_i, y_i) (i = 1, 2, \dots, n)$ の組として扱う. したがって, 提案手法により抽出される対象物の輪郭は, n 個の離散点を頂点とする多角形として得られる.

3.1 面積項を用いた Snakes の挙動

Snakes のエネルギー関数の 1 つとして面積項 [11] が提案されている. 面積項は, Snakes が囲む閉領域の面積に相当する値をとる. これを内部エネルギー E_{int} あるいは外部エネルギー E_{con} として用いることにより, 凹形状も抽出が可能な膨張・収縮型の Snakes を実現できる. 面積項の最小化は, Snakes の輪郭の法線方向に圧力を加えること [19] と原理的に等価であることが知られている [20]. 離散点 $v_i(x_i, y_i) (i = 1, 2, \dots, n)$ からなる Snakes の面積項 E_{area} は次式で算出される.

$$E_{area} = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n [x_i(y_{i+1} - y_i) - (x_{i+1} - x_i)y_i] \quad (4)$$

ただし, $v_{n+1}(x_{n+1}, y_{n+1}) = v_1(x_1, y_1)$ とする.

図 2 に, 式 (4) による面積項の算出原理を示す. 式 (4) の右辺第 1 項は, y 軸に関して, 高さ x_i , 幅 $(y_{i+1} - y_i)$ の長方形の面積の輪郭に沿った総和を意味し, 幅の符号に注意すれば, Snakes の囲む面積に相当する値が求まることがわかる. また, 式 (4) の右辺第 2 項は, x 軸についての同様の計算を意味しており, 面積項 E_{area} は, それらの平均値として定義されている. ここで面積項 E_{area} の符号は, 図 2 の場合, 輪郭に沿って時計回りに算出すれば正となるが, 反時計回りに計算すれば負となる.

図 3 は, 複数の対象物を包含するように初期輪郭を与えた場合に, E_{area} を最小化するように Snakes を変形した結果を示している. 面積項は元来, Snakes の滑らかさを表すエネルギー E_{spline} の影響で抽出が困難であった凹形状の物体 (例えば, 図 3(a) の左の物体) の輪郭抽出を目的として提案された. 図 3(b) に示すように, 面積項の導入により凹形状は抽出できているが, 1 つの Snakes では複数の物体を独立して抽出できず, 異なる物体の間では Snakes に交差が起きている. これは, 式 (4) により算出される面積項が, 交差した部分で負の値をとることに起因している.

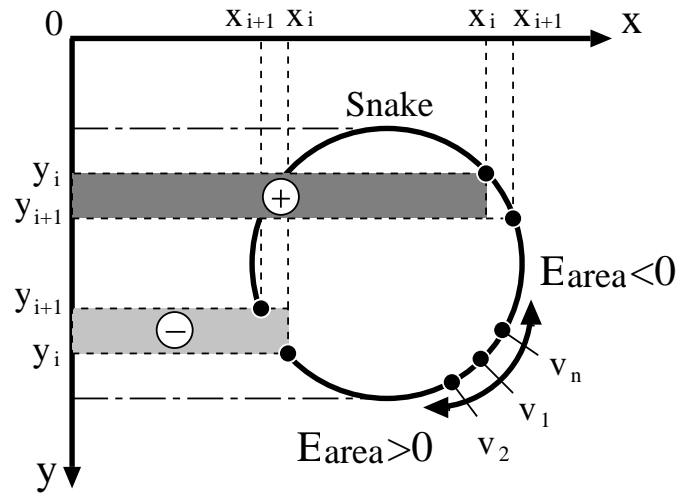
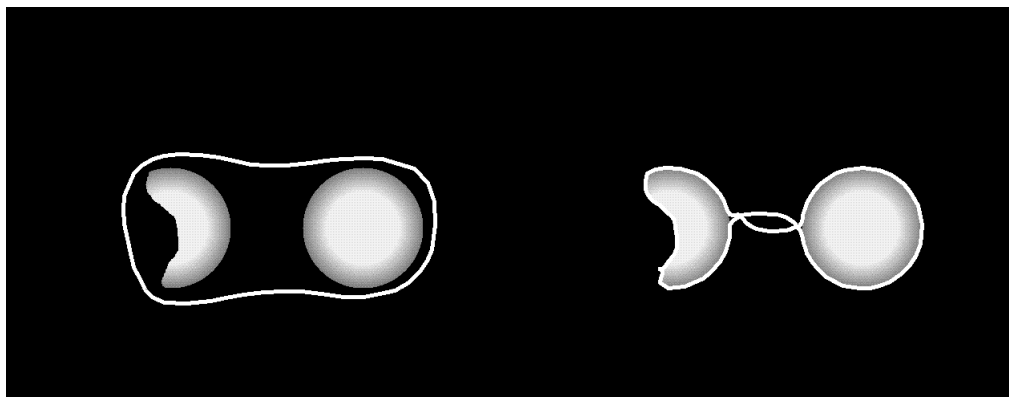


図 2 面積項の算出法



(a) 初期輪郭

(b) 輪郭の交差

図 3 面積項による輪郭モデルの挙動

交差した場合の面積項の符号を図 4 に示す. 時計回りに定義されていた Snakes が交差部分で反時計回りになるため, この部分で算出される面積項が負の値となる. したがって, 交差した状態から, さらに Snakes の変形を続ければ, 交差部分はさらに膨張することになる.

面積項による Snakes の自己交差は, 異なる物体間のみでなく, あらゆる箇所で行われる. 図 5(a) に示すように, 初期輪郭を物体から離れた場所に設置した場合, Snakes は物体の輪郭に引き寄せられる前に自己交差を

起こし (図 5(b)), 対象物の輪郭を正しく抽出できない. したがって, 面積項を用いる場合には, 交差が起こらないように, 初期輪郭を対象物の近傍に設置する必要があった.

しかしながら, 本論文では, この交差現象を逆に積極的に利用し, 自己交差を検知して分裂する Snakes を提案する. これによって, 複数の対象物を初期輪郭に依存することなく抽出することが可能となる.

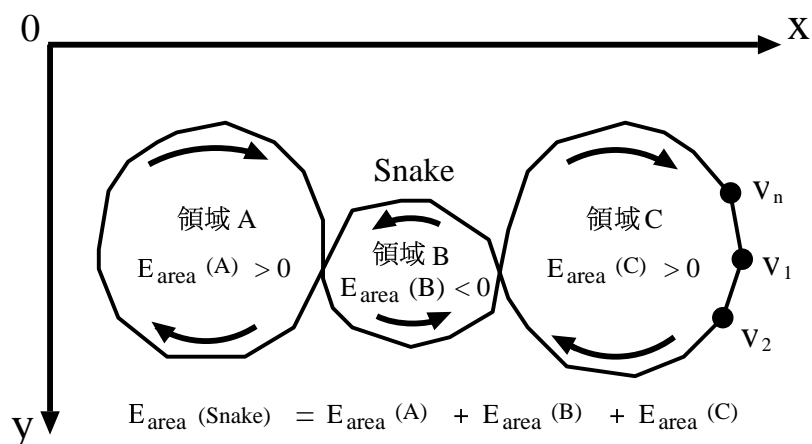
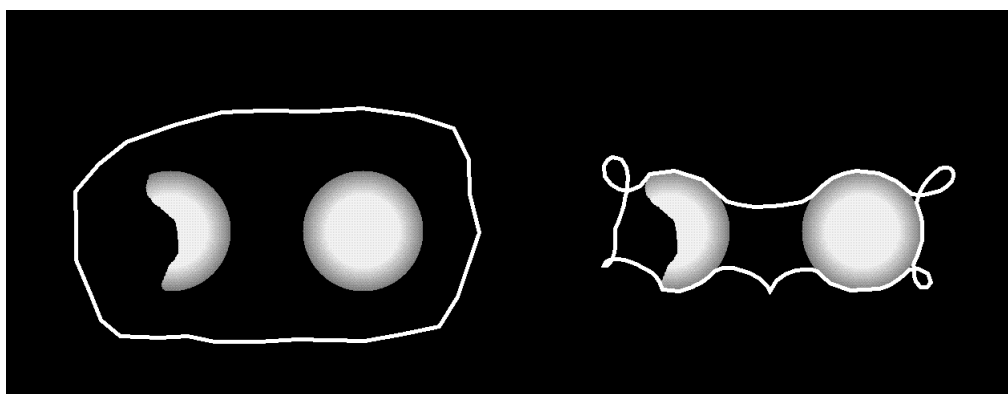


図 4 交差した場合の面積項の符号



(a) 初期輪郭

(b) 輪郭の自己交差

図 5 面積項による輪郭の自己交差に起因する抽出の失敗例

3.2 交差判定による分裂法

ここでは、3.1 節で述べた面積項を持つ Snakes の自己交差現象を積極的に利用し、輪郭の交差の有無を判定して、Snakes を複数に分裂させる方法について説明する。

Snakes の交差は、Snakes の離散点 $v_i(x_i, y_i)$ ($i = 1, 2, \dots, n$) に関し、異なる 2 線分 $v_i v_{i+1}$, $v_j v_{j+1}$ ($j \neq i-1, i, i+1$) における交点の有無により判定する。線分 $v_i v_{i+1}$ と線分 $v_j v_{j+1}$ が交点を持つならば、次式を満たす実数 p ($0 \leq p \leq 1$), q ($0 \leq q \leq 1$) が存在する。

$$p(v_{i+1} - v_i) + v_i = q(v_{j+1} - v_j) + v_j \quad (5)$$

式 (5) は、 p, q に関する連立方程式であり、以下のように書ける。

$$\begin{pmatrix} x_i - x_j \\ y_i - y_j \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} x_i - x_{i+1} & x_{j+1} - x_j \\ y_i - y_{i+1} & y_{j+1} - y_j \end{pmatrix} \begin{pmatrix} p \\ q \end{pmatrix} \quad (6)$$

式 (6) は、次式で計算される行列式 det が 0 でないとき解 p, q を持ち、このとき線分 $v_i v_{i+1}$ と線分 $v_j v_{j+1}$ は、ただ 1 点で交差する。(ただし、 $det = 0$ のとき、線分 $v_i v_{i+1}$ と線分 $v_j v_{j+1}$ が一致する場合があります、この場合の交差は、行列式の計算前に離散点の一致により判定しておく。)

$$det = (x_i - x_{i+1})(y_{j+1} - y_j) - (x_{j+1} - x_j)(y_i - y_{i+1}) \quad (7)$$

したがって、 $det \neq 0$ のとき次式により計算される p, q が、ともに $0 \leq p \leq 1$, $0 \leq q \leq 1$ を満たすとき、Snakes が交差したと判定する。

$$p = ((y_{j+1} - y_j)(x_i - x_j) + (x_j - x_{j+1})(y_i - y_j))/det \quad (8)$$

$$q = ((y_{i+1} - y_i)(x_i - x_j) + (x_i - x_{i+1})(y_i - y_j))/det \quad (9)$$

交差の判定は、例えば線分 $v_i v_{i+1}$ として線分 $v_1 v_2$ から $v_n v_1$ までを順に固定し、線分 $v_j v_{j+1}$ ($j = i, \dots, n$) との間で順に行なえばよい。

次に、Snakes の分裂方法について説明する。Snakes は、交点を持つ線分を構成する離散点で分裂させる。面積項を用いた Snakes に起こる典型的な交差の例を図 6 に示す。離散点 v_i と v_{j+1} , v_j と v_{i+1} とをそれぞれ連結することにより、Snakes を 2 つに分裂させる。すなわち、順序付けられた離散点の組 $\{v_1, \dots, v_i, v_{j+1}, \dots, v_n\}$ と $\{v_{i+1}, \dots, v_j\}$ を、新たに分裂し独立した Snakes として定義する。分裂後、どちらの Snakes も分裂前と同じ時計回りで輪郭が定義され、面積項の符号は変化しない。

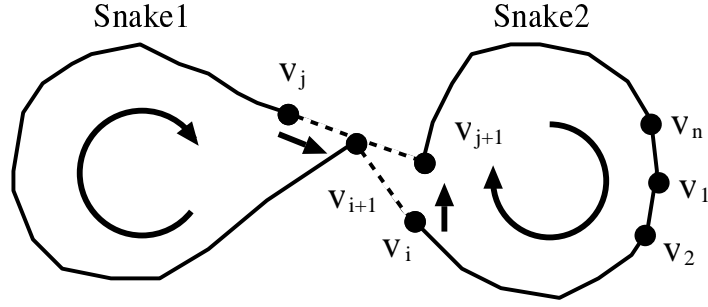


図 6 輪郭モデルの分裂法

また、交差は複数箇所で同時に起こりうるが、2つに分裂させる手続きを再帰的に繰り返すことにより、複数個の Snakes に分裂させる。

3.3 エネルギー最小化による Snakes の変形

ここでは、エネルギー最小化に基づく Snakes の変形法について述べる。提案手法での Snakes の変形は、Snakes のエネルギー $E_{snake}(v_i)$ の最急降下ベクトル $(-\partial E_{snake}/\partial x_i, -\partial E_{snake}/\partial y_i)$ を、離散点 $v_i(x_i, y_i)(i = 1, 2, \dots, n)$ ごとに求め、次式により行なう。

$$x_i(t+1) = x_i(t) - K_x \frac{\partial E_{snake}}{\partial x_i} \quad (10)$$

$$y_i(t+1) = y_i(t) - K_y \frac{\partial E_{snake}}{\partial y_i} \quad (11)$$

ただし、 $t(i = 0, 1, \dots)$ は各離散点の移動回数 (反復計算のステップ)、 $v_i(x_i(0), y_i(0))$ は与えられた初期輪郭を表す。また、 $K_x > 0, K_y > 0$ は離散点の移動量を制御する定数である。式 (10), (11) による各離散点の移動は、輪郭に沿って逐次的、あるいは並列的に行なうことができる。ただし、移動によりエネルギー $E_{snake}(v_i)$ が増加する場合には移動しない。

提案手法で用いる Snakes のエネルギー $E_{snake}(v_i)$ は、以下に示す各エネルギー項の和により定義する。

- Snakes の滑らかさを表す $E_{spline}(v_i)$ [7] :

$$E_{spline}(v_i) = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \{w_{sp1} |v_i - v_{i-1}|^2 + w_{sp2} |v_{i+1} - 2v_i + v_{i-1}|^2\} \quad (12)$$

- Snakes の囲む閉領域の面積に相当する $E_{area}(v_i)$ [11] :

$$E_{area}(v_i) = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n w_{area} [x_i(y_{i+1} - y_i) - (x_{i+1} - x_i)y_i] \quad (13)$$

- 離散点間の距離を平均化する $E_{dist}(v_i)$ [21] :

$$E_{dist}(v_i) = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n w_{dist} |d_{av} - |v_i - v_{i-1}||^2 \quad (14)$$

- 画像の輝度 $I(v_i)$ の勾配の大きさ $E_{edge}(v_i)$ [7] :

$$\begin{aligned} E_{edge}(v_i) &= -\frac{1}{2} \sum_{i=1}^n w_{edge} |\nabla I(v_i)|^2 \\ &= -\frac{1}{2} \sum_{i=1}^n w_{edge} \left[\left\{ \frac{\partial I(v_i)}{\partial x_i} \right\}^2 + \left\{ \frac{\partial I(v_i)}{\partial y_i} \right\}^2 \right] \end{aligned} \quad (15)$$

- 画像の輝度値 $E_{intens}(v_i)$ [7] :

$$E_{intens}(v_i) = \sum_{i=1}^n w_{intens} I(v_i) \quad (16)$$

ここで、 d_{av} は離散点間の平均距離、 $w_{sp1}, w_{sp2}, w_{area}, w_{dist}, w_{edge}, w_{intens} \geq 0$ は、各エネルギー項の重み係数である。

3.4 離散点の生成・消滅および収束判定

1つの Snakes を分裂させて複数の対象物の輪郭を抽出するためには、輪郭の抽出過程において、抽出に必要な数だけ離散点を新たに生成しなければならない。また、Snakes の滑らかさを保つため、極端に尖った形状部分を消滅させる。離散点の生成・消滅は、式(10)、(11)により全離散点が1回移動するごとに行なう。以下、これらの方法と輪郭抽出の収束判定について説明する。

- 離散点の生成

2点 v_i, v_{i+1} 間の距離が D_{TH} 以上であれば、2点 v_i, v_{i+1} 間（例えば中点の位置）に新たに離散点を追加する。ただし、 D_{TH} はあらかじめ定める閾値で離散点間の最大距離を表し、対象物の輪郭形状の複雑さに応じて必要な離散点間隔の距離を与えればよい。

- 離散点の消滅

Snakes の部分的な尖り具合を, $\overrightarrow{v_i v_{i-1}}$ と $\overrightarrow{v_i v_{i+1}}$ のなす角 θ により判断し, $\cos \theta > \theta_{TH}$ を満たす離散点 v_i を消滅させる. ただし, θ_{TH} はあらかじめ定める閾値で 1 に近いほど尖っていることを表しており, 対象物の輪郭形状の滑らかさに応じて設定すればよい. また, 分裂により新たに生じた Snakes の離散点の数が 5 未満の場合, それほど小さな対象の抽出を目的としておらず, かつ式 (12) の $E_{spline}(v_i)$ の微分が定義できないため, その Snakes は消滅させる. これによって, 小さなノイズに左右されず, 対象物の輪郭を抽出できるという効果がある.

- 収束判定

式 (10), (11) により全離散点の位置を 1 回更新するごとに, 各離散点の移動の有無を調べる. その結果, 全離散点に移動がなく, かつ新たな離散点の生成・消滅がないとき, 対象物の輪郭抽出を終了する.

3.5 提案手法による輪郭抽出手順

提案手法による対象物の輪郭抽出手順を以下に示す. 図 7 は抽出手順を示すフローチャートである.

STEP1: 初期輪郭の設置

画像中の対象物すべてを包含する 1 つの Snakes (例えば, 画像の枠) を初期輪郭 $v_i(x_i(0), y_i(0)) (i = 1, 2, \dots, n)$ として与える. また, 離散点間の最大距離 D_{TH} および Snakes の尖りを判定する閾値 θ_{TH} を設定する.

STEP2: Snakes の変形

式 (10), (11) により全離散点の位置を 1 回更新する. このとき, 移動の有無をフラグ $F(v_i) (i = 1, 2, \dots, n)$ に記憶する. 移動した離散点では $F(v_i) = 1$, 移動のない離散点では $F(v_i) = 0$ とする.

STEP3: Snakes の交差判定

式 (8), (9) により算出される p, q が, $0 \leq p \leq 1, 0 \leq q \leq 1$ を満たすとき, Snakes が交差したと判定し STEP4 へ. それ以外は STEP5 へ.

STEP4: Snakes の分裂

3.2 節で述べた手順で Snakes を複数に分裂させ, STEP2 へ戻る.

STEP5: 離散点の生成・消滅判定

隣接する離散点間の距離が $|v_{i+1} - v_i| > D_{TH}$ を満たすとき、2点 v_i, v_{i+1} 間に新たに離散点を生成する。生成された離散点があれば $G_{flag} = 1$ 、なければ $G_{flag} = 0$ とする。また、 $\cos \theta > \theta_{TH}$ (θ は $\overrightarrow{v_i v_{i-1}}$ と $\overrightarrow{v_i v_{i+1}}$ のなす角) を満たす離散点 v_i を消滅させる。消滅した離散点があれば $D_{flag} = 1$ 、なければ $D_{flag} = 0$ とする。

STEP6: 抽出完了判定

全離散点に移動がなく ($\forall i; F(v_i) = 0$)、かつ、新たな離散点の生成・消滅がないとき ($G_{flag} = 0$ かつ $D_{flag} = 0$)、輪郭の抽出を終了する。それ以外は STEP2 へ戻る。

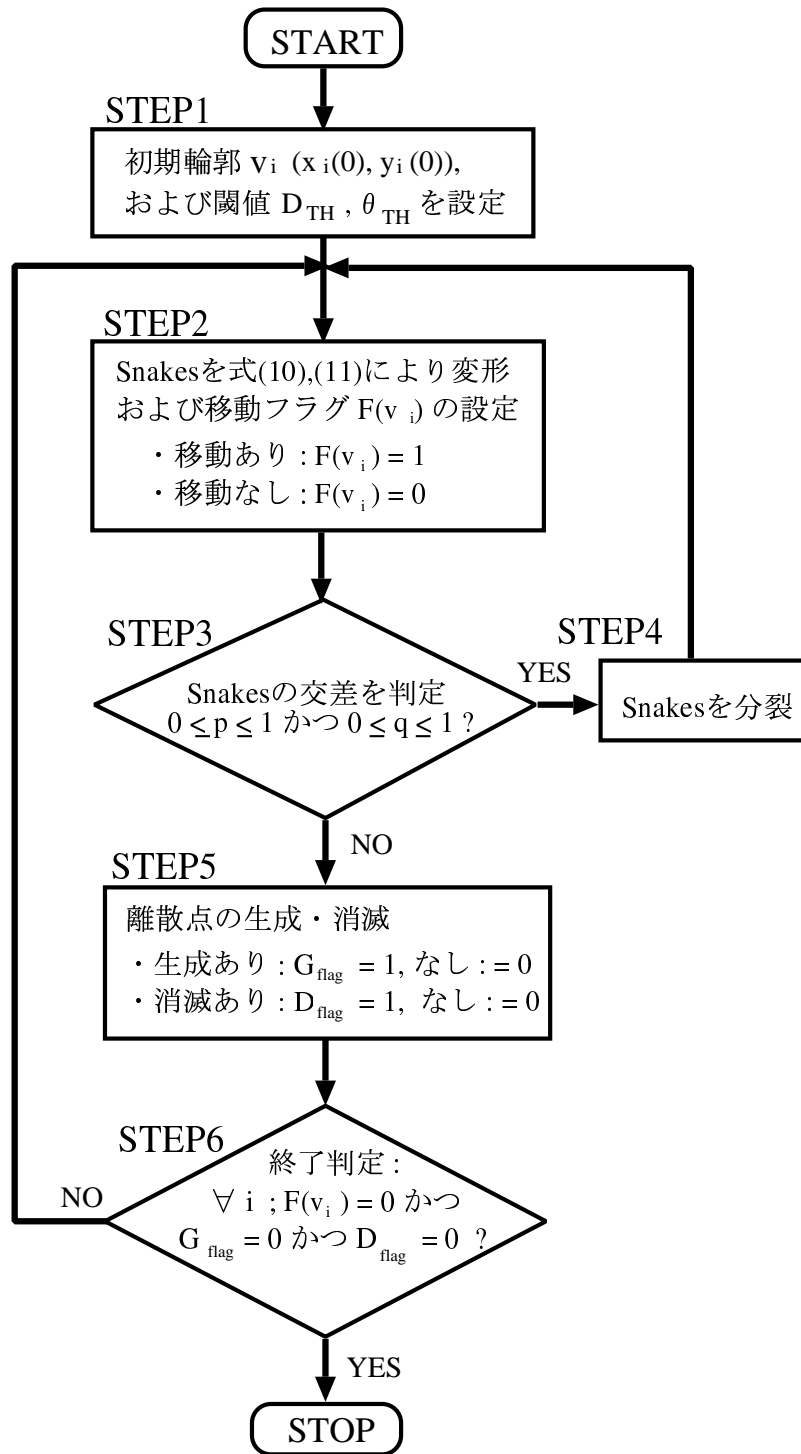


図 7 輪郭抽出手順

4. 評価実験

ここでは、提案手法の動作を確認し、かつその有効性を示すため、人工的に作成した濃淡画像および実画像として細胞の顕微鏡写真に適用した結果を示す。

4.1 人工画像による動作確認実験

提案手法の動作確認のため、人工的に作成した濃淡画像（縦 486 画素、横 640 画素、256 階調）を図 8 に示す。対象物は白い円盤状の物体 3 つとし、そのうち 1 つは凹んでいる。対象物の輪郭部分の濃淡値は 128、黒い背景の濃淡値は 0 とした。

動作確認実験における Snakes のエネルギー E_{snake} には、内部エネルギーに 1 次と 2 次のスプライン E_{spline} 、面積項 E_{area} および離散点間距離平均化の項 E_{dist} 、画像エネルギーに濃淡値 E_{intens} を用いた。また、各エネルギー項に対する重み係数はそれぞれ、 $w_{sp1} = 1.0$ 、 $w_{sp2} = 1.0$ 、 $w_{area} = 3.0$ 、 $w_{dist} = 1.0$ 、 $w_{intens} = 2.0$ とした。

提案手法による対象物の抽出過程を図 9 に示す。図 9(a) は初期輪郭であり、対象物の集合全体を包含するように設定されている。図 9(b),(c) に示すように、変形にともなって Snakes に自己交差が起きるが、交差を検知して分裂するので、濃度勾配のない場所で分裂した Snakes は収縮し消滅している。図 9(d),(e) では、異なる対象物の間で Snakes に交差が起こり、対象物の数だけ分裂している。このとき、交差が起きるために必要な数だけ、対象物の間で離散点が追加生成されている。図 9(f) に示すように、分裂した Snakes がさらに変形することにより、複数の対象物の輪郭がそれぞれ独立に抽出されている。

提案手法では、離散点間の最大距離 D_{TH} を異なる物体間の距離より短く設定することにより、Snakes は物体間で交差を起こし分裂する。ここでは、 D_{TH} を 25 画素に設定し、Snakes の変形にともない D_{TH} 以上離れた離散点間に、新たな離散点を追加した。初期輪郭を構成する離散点は 67 個であり、最終的に抽出に要した離散点の数は対象物 3 つの合計で 83 個であった。また、抽出に要した時間は DEC3000 で約 11 秒であった。

このように提案手法によれば、あらかじめ対象物の集合全体を包含するように設置された Snakes が、変形しながら逐次交差・分裂することにより、複数の対象物を独立に抽出できることがわかる。

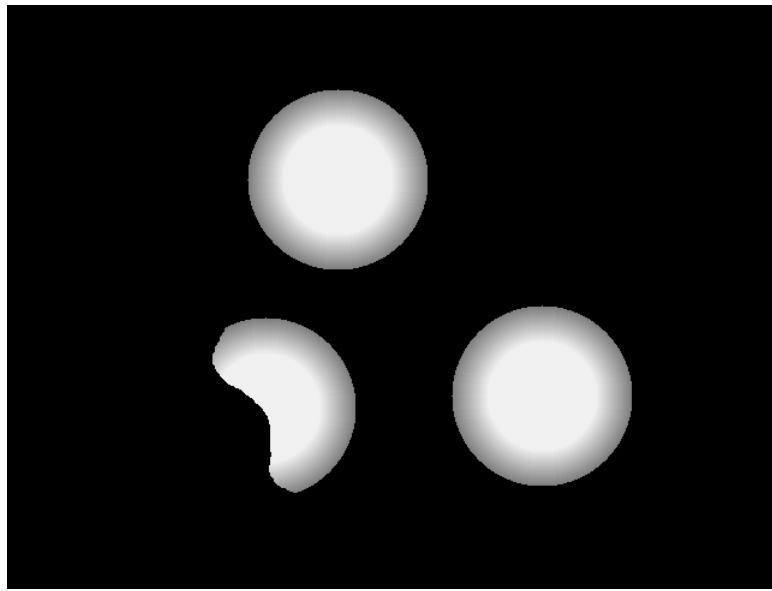
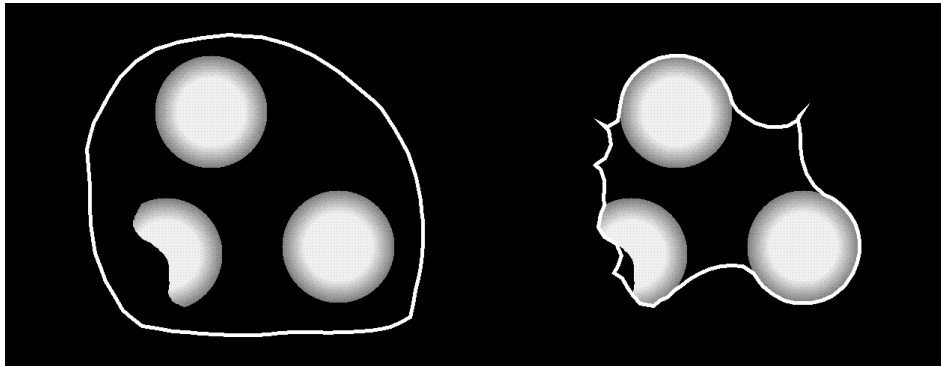
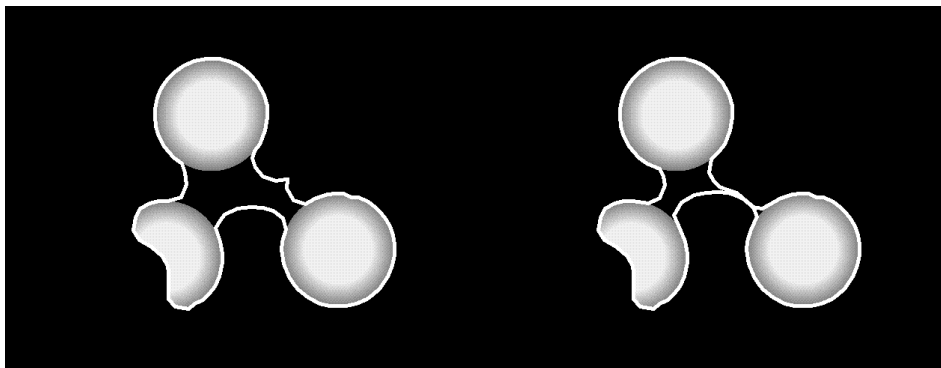


图 8 人工画像



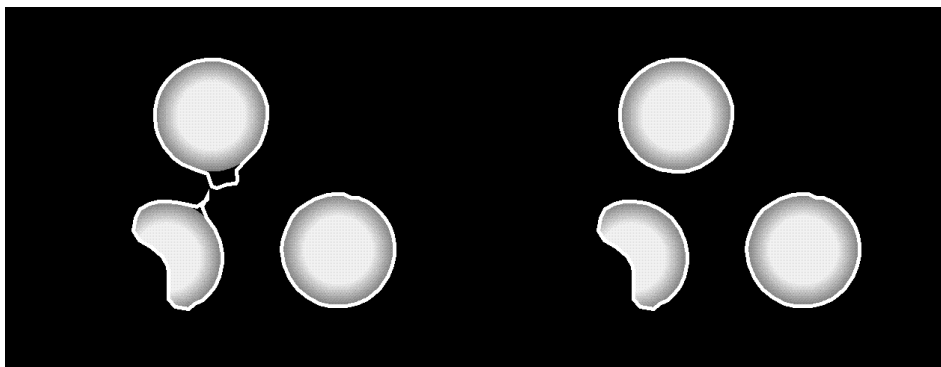
(a) 初期輪郭

(b) Snakes の自己交差



(c) 濃度勾配のない部分での消滅

(d) 物体間での交差



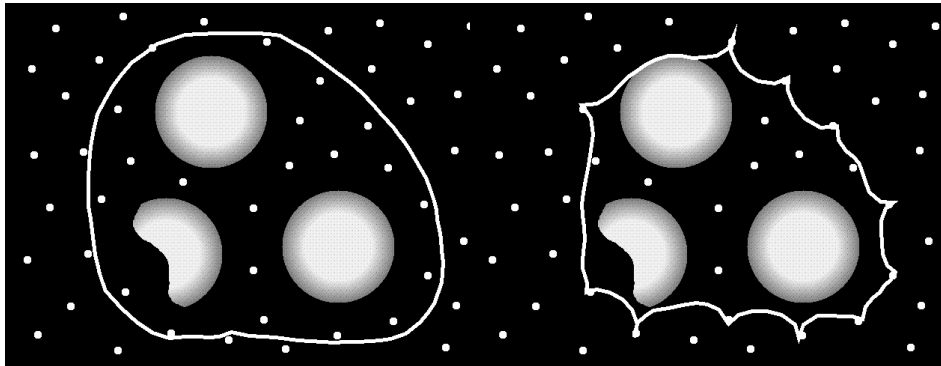
(e) 対象物の数に分裂した Snakes

(f) 抽出結果

図 9 人工画像からの複数対象物の抽出結果

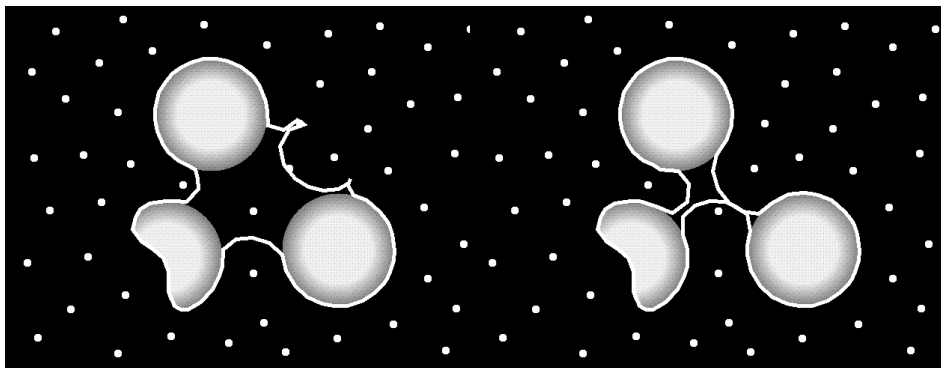
次に、提案手法のノイズに対する挙動を調べる。ここでは、抽出を望まない小領域をノイズ呼ぶ。ノイズとしては、11画素四方の正方形に内接する円を、図8の画像中にランダムに設置した。ノイズを含む画像に提案手法を適用した結果を図10に示す。離散点間の最大距離 D_{TH} および各エネルギー項の重み係数は、ノイズを含まない場合の実験と同様である。ノイズを含んだ初期輪郭(図10(a))は、図10(b)に示すように、ノイズにいったん捕獲されるが、捕獲された部分はノイズを包むように変形し、やがて交差・分裂を起こして切り離される。そして、図10(c)に示すように、Snakesの離散点間の間隔に比べて小さいノイズの近傍では、切り離された部分は収縮し消滅する。このようにしてノイズに捕獲された部分は切り離されて消滅し、図10(d)~(f)に示すように交差・分裂を繰り返して、対象物のみを抽出できている。最終的に抽出に要した離散点の数は、対象物3つの合計で86個であった。また、抽出に要した時間は約19秒であり、抽出の過程でノイズに捕獲される分、ノイズを含まない場合に比べて抽出時間が長くなっている。

このように、提案手法によれば、離散点の間隔の距離がノイズに比べて大きければ、ノイズに捕獲されずに対象物のみを抽出することができる。ただし、対象物のごく近傍(離散点間隔以下の距離)にノイズがある場合は、輪郭が交差できず、ノイズに捕獲されると考えられる。



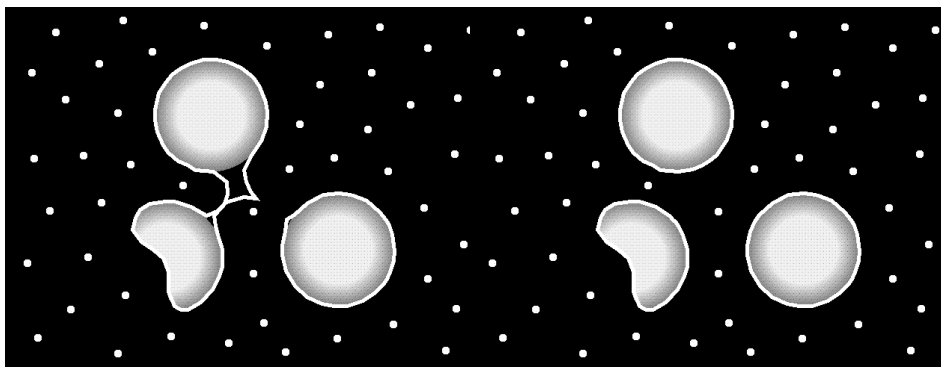
(a) 初期輪郭

(b) ノイズによる捕獲



(c) ノイズによる捕獲部分の消滅

(d) 物体間での交差



(e) 分裂

(f) 抽出結果

図 10 ノイズを含む画像に対する適用結果

4.2 実画像による評価—顕微鏡写真からの細胞の輪郭抽出—

ここでは、実画像に対する提案手法の有効性を示すため、顕微鏡写真からの細胞（ヒトの上皮細胞）の輪郭抽出に応用した結果を示す。

顕微鏡写真から細胞の領域を抽出することは、医療診断における細胞診の自動化 [22] における重要な前処理である。細胞診とは、人体から剥離した細胞を顕微鏡で観察することにより、異常な細胞（癌細胞）の有無を検査診断することをいう。細胞領域の抽出法としては、濃淡画像の濃度ヒストグラムのピークに基づき 2 値化の閾値を決める方法が用いられているが [22]、ヒストグラムに明瞭なピークが現れない場合、その抽出は困難である。また、ヒストグラムが単峰性の場合に、勾配弛緩法により背景と対象物のコントラストを強調して領域分割する方法があるが [23]、エッジ強調や平滑化などの前処理が必要であり、処理が繁雑である。

提案手法を用いて、図 11 に示した顕微鏡写真（濃淡画像：縦 486 画素、横 640 画素、256 階調）から複数細胞の輪郭を抽出し、その有効性を示す。抽出に用いた Snakes のエネルギー E_{snake} は、内部エネルギーに 1 次と 2 次のスプライン E_{spline} 、面積項 E_{area} および離散点間距離平均化の項 E_{dist} 、画像エネルギーに濃度勾配の大きさ E_{edge} である。各エネルギー項に対する重み係数はそれぞれ、 $w_{sp1} = 1.0$ 、 $w_{sp2} = 1.0$ 、 $w_{area} = 3.0$ 、 $w_{dist} = 1.0$ 、 $w_{edge} = 0.02$ とし、 w_{edge} 以外は人工画像での動作確認実験と同じ値である。離散点間の最大距離 D_{TH} は、抽出対象である細胞の大きさと輪郭形状を考慮して 10 画素に設定した。提案手法による対象物の抽出過程を図 12 に示す。細胞の集合全体を包含した初期輪郭（図 12(a)）が、Snakes の変形にともなって逐次交差・分裂し（図 12(b)~(e)）、複数の細胞それぞれを独立に抽出できている（図 12(f)）。

ところで、細胞診においては、抽出された細胞をその領域の大きさや形状などの特徴量に基づき診断する [22]。あらかじめ対象とする細胞の大きさが限定できる場合、提案手法によれば、面積項 E_{area} の値による閾値処理により抽出の過程で Snakes を消滅させ、対象とする大きさの細胞のみを抽出することができる。図 11 に示した写真の中央にある相対的に大きい 2 つの細胞のみを抽出した結果を図 13 に示す。ここでは、面積項 E_{area} の値が 10000 以上の大きさをもつ細胞のみを抽出した。図 13 に示すように、小さな細胞を包含していた Snakes は抽出の過程で消滅し、対象とする大きい細胞のみを抽出することができる。

以上のように、提案手法は実画像に対しても同様に動作し、顕微鏡写真のような複数対象物を含む画像に対して有効であることがわかる。

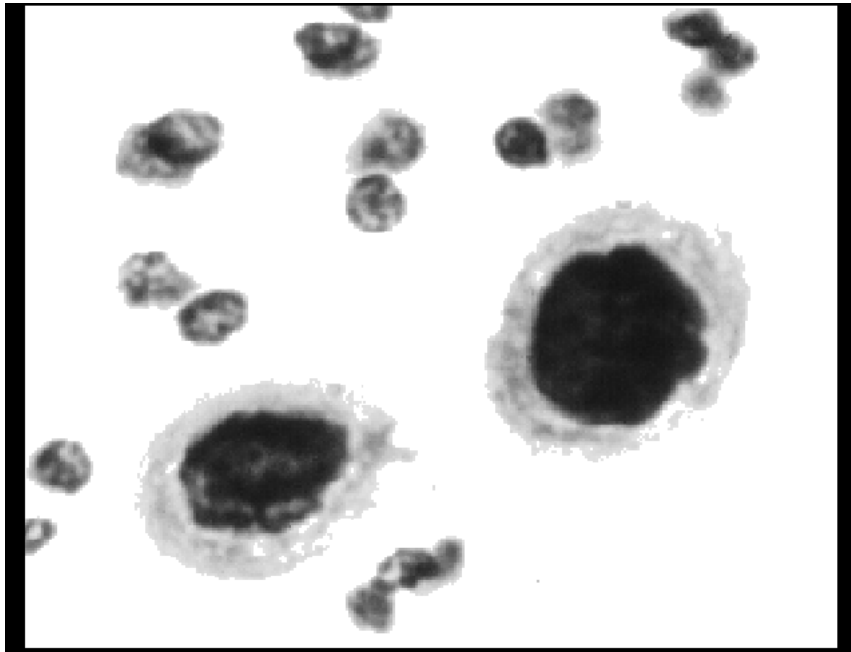


図 11 顕微鏡写真（ヒトの上皮細胞）の一例

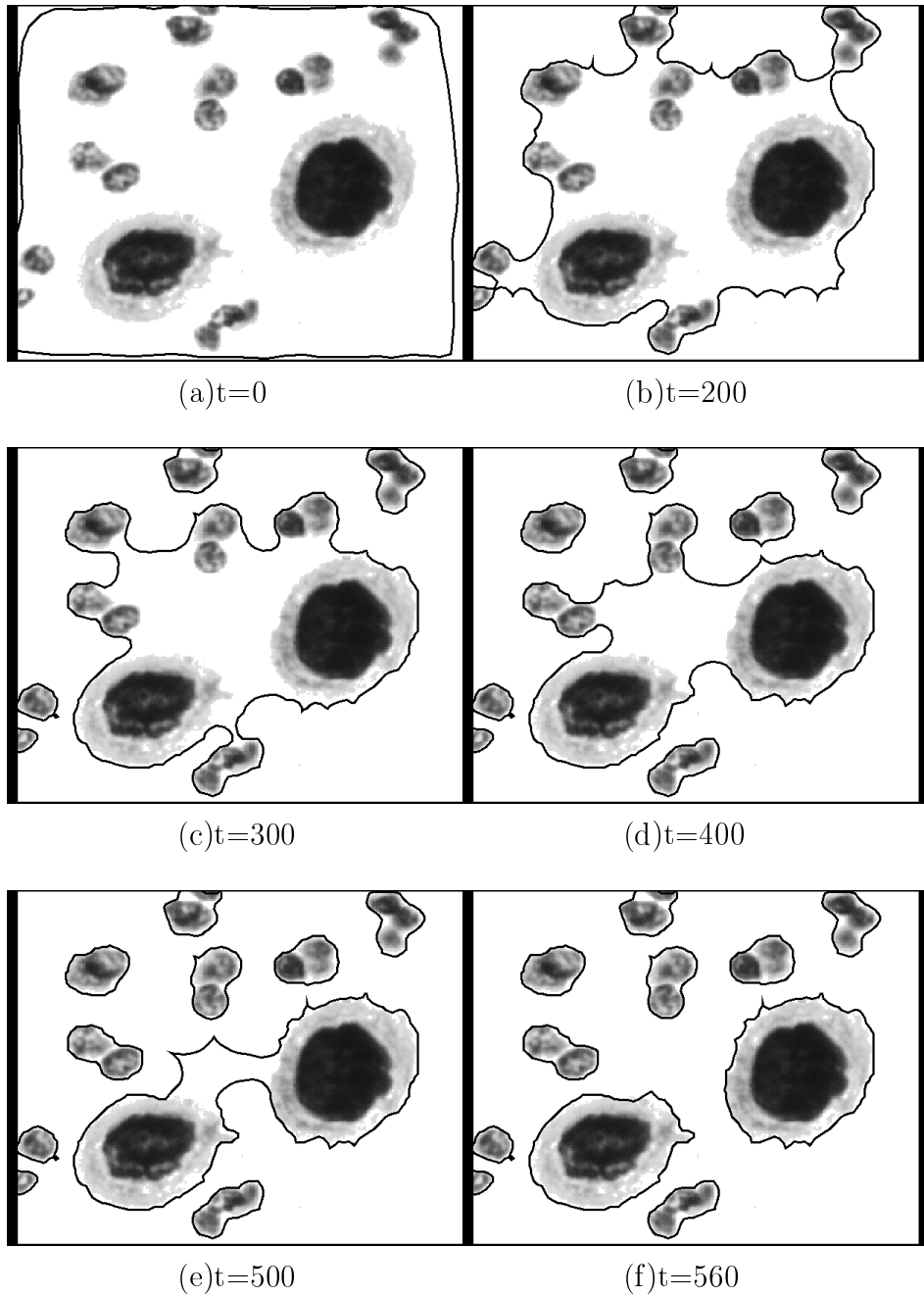
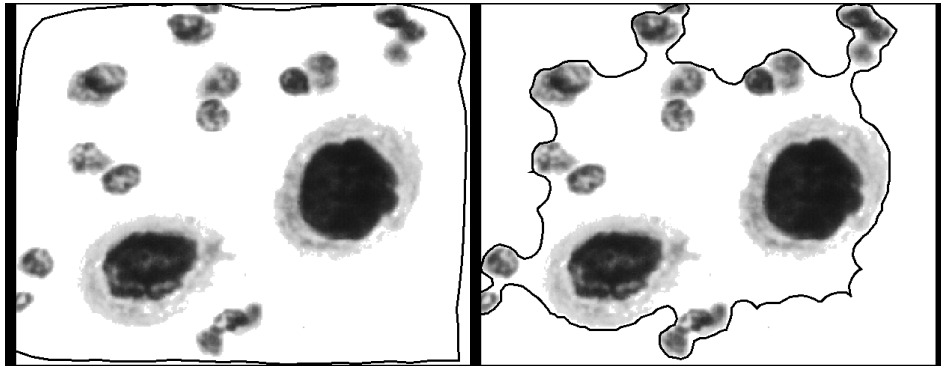
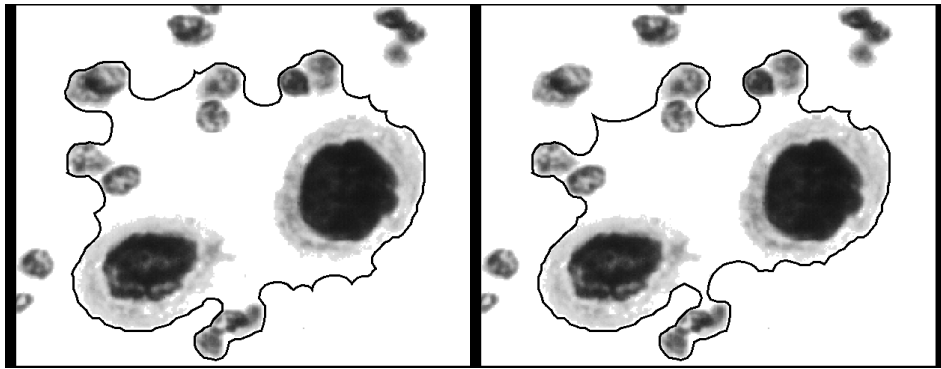


図 12 細胞の輪郭の抽出結果 (t : 反復計算のステップ)



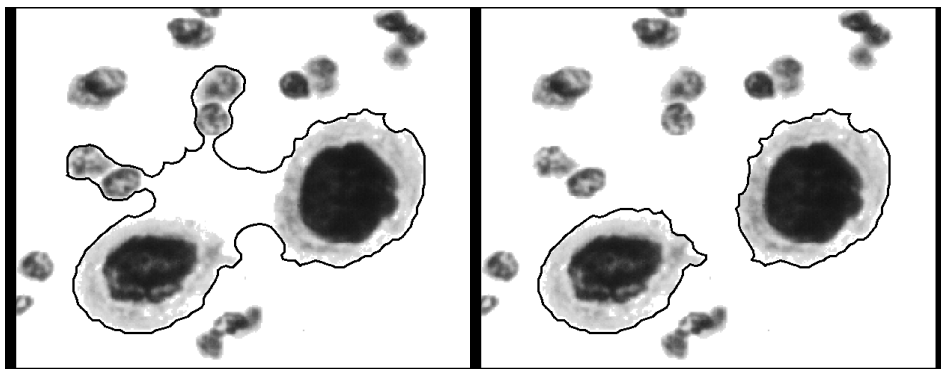
(a) $t=0$

(b) $t=200$



(c) $t=240$

(d) $t=400$



(e) $t=480$

(f) $t=620$

図 13 面積 (E_{area}) が 10000 以上の細胞の抽出結果

5. 動画像からの移動物体抽出への応用

ここでは、動画像を用いた移動物体の抽出への応用について述べる。具体例として、居室内での歩行者の抽出に適用し、その有効性を示す。

5.1 従来の移動物体の抽出法

移動物体の抽出法については1章で簡単に触れたが、ここでは、移動ベクトルを用いて複数の移動物体を抽出する方法について、若干サーベイを付け加える。物体の3次元運動モデルに基づき求められる移動ベクトルの類似性により、複数物体を抽出する試みがあるが[24]、移動ベクトルを求めるためにあらかじめ領域分割を必要としており、また、対象物は剛体に限定されている。対象物が人間のような非剛体物体である場合、1つの物体であってもその部位によって動きが異なるため、移動ベクトルの類似性のみからでは、対象物を抽出できない。この問題に対して、同一物体であれば、動きの異なる部位も時間とともに同一方向へ動くとの考えから、移動ベクトルを時間的・空間的に平滑化することにより、同一物体で類似した移動ベクトルが得られることを示し、交差点での複数の歩行者の抽出に応用した研究がある[25]。しかしながら、移動ベクトルの空間的平滑化に必要な領域を求めるために背景画像を必要としている。すなわち、対象物の抽出に必要な移動ベクトルを求めるには、あらかじめ対象物の抽出が必要であるという、相互依存の問題がある[26]。

先に2.2節において、Snakesの動画像への適用においても初期輪郭は人間が与えており、動画像の解析の自動化には、初期フレームでの対象物の自動抽出が必要であることを指摘した。時空間画像を用いたエネルギー最小化原理に基づく非剛体物体の抽出・追跡モデルであるActive Tube [27]では、モデルの初期値の自動設定が試みられているが、明度ヒストグラムによる領域分割や領域成長、および、動領域探索のために速度制約フィルタを用いるなど、処理が繁雑で計算量が多い。また、複数の動領域がある場合に対応できない。

これに対して提案手法によれば、勾配法[5]により得られるオプティカルフローの利用により、比較的簡単な方法で複数の移動物体を抽出することができる。以下、この方法について説明する。

5.2 提案手法による複数移動物体の抽出法

提案手法による移動物体抽出の基本的な考え方は、エッジの動きの有無を判定し、動きのあるエッジのみを Snakes により滑らかにつなぐものである。具体的には、あらかじめ画像全体についてオプティカルフローを求めておき、Snakes を変形させる際に、各離散点でのオプティカルフローの大きさが、抽出対象の移動速度（例えば 1 画素/フレーム）以下のときに、画像エネルギーの重み係数（例えば E_{edge} ）を 0 とする。これにより、Snakes は動きのあるエッジにのみ引き寄せられ、滑らかにつながれた動きのあるエッジを対象物の輪郭として抽出することになる。

ここでは、エッジにおける動きを検出するため、勾配法に基づき最小 2 乗法によりオプティカルフローを求める [28]。勾配法では、画像の輝度 $I(x, y)$ の時間・空間に関する偏微分と、物体の見かけの速度（オプティカルフロー） $(u, v) = (dx/dt, dy/dt)$ に関する次の拘束式を用いる。

$$I_x(x, y)u + I_y(x, y)v + I_t(x, y) = 0 \quad (17)$$

ただし、 $I_x = \partial I / \partial x$, $I_y = \partial I / \partial y$, $I_t = \partial I / \partial t$ である。

今、局所的な小領域でオプティカルフローが均一、すなわち、局所的な小領域 S で式 (17) の拘束式が同じ解を持つと仮定すれば、オプティカルフローは、次式を最小にする (u, v) として求められる。

$$E = \sum_{(i,j) \in S} (I_x(i, j)u + I_y(i, j)v + I_t(i, j))^2 \quad (18)$$

したがって、 $\partial E / \partial u = 0$, $\partial E / \partial v = 0$ を満たす (u, v) を次式により求めればよい。

$$u = \frac{1}{Det} \left(\sum_{(i,j) \in S} I_x I_y \cdot \sum_{(i,j) \in S} I_t I_y - \sum_{(i,j) \in S} I_y^2 \cdot \sum_{(i,j) \in S} I_t I_x \right) \quad (19)$$

$$v = \frac{1}{Det} \left(\sum_{(i,j) \in S} I_x I_y \cdot \sum_{(i,j) \in S} I_t I_x - \sum_{(i,j) \in S} I_x^2 \cdot \sum_{(i,j) \in S} I_t I_y \right) \quad (20)$$

ただし、 i, j はそれぞれ、小領域 S に属する画素の x, y 座標であり、また、 Det は次式により計算される。

$$Det = \sum_{(i,j) \in S} I_y^2 \cdot \sum_{(i,j) \in S} I_x^2 - \left(\sum_{(i,j) \in S} I_x I_y \right)^2 \quad (21)$$

次節では、ここで説明した手法により動画像から複数の歩行者を抽出した結果を示し、その有効性を検証する。

5.3 動画像からの歩行者抽出実験

ここでは、提案手法が複数移動物体の抽出にも有効であることを示すため、動画像を用いて居室内の歩行者を抽出する実験を行う。人物が2人の場合の動画像の一例を図14に示す。紙面に向かって左の人物は画面の右方向に歩いており、右側の人物は左方向へ歩いている。図14(a)および(b)は、それぞれ取得した動画像の第1および第2フレームであり、その時間間隔は1/15秒である。本実験では、人物の歩行速度が比較的遅いため、1/15秒間隔で取得された画像を用いた。

図14に示した連続するフレームから求めたオプティカルフローを図15示す。前節で説明したように、ここでは、5×5画素四方の小領域で動きが同じであると仮定し、最小2乗法により算出した。図15では、5画素間隔でオプティカルフローを表示しているが、必ずしも正しいフローが得られていない部分もあることがわかる。また、図16はオプティカルフローの大きさが1以上の画素の分布であり、移動領域を表している。しかしながら、図16から分かるように、実際には動きのない部分であっても、明るさの変化などにより1以上の大きさを持つオプティカルフローが検出され、これが、図16にノイズとして現われている。

5.2節で説明した移動物体の抽出法を、図14に示した動画像に適用した結果を図17示す。ここでは、オプティカルフローの大きさが1以上である物体を移動物体として抽出した。Snakesのエネルギー関数 E_{snake} としては、 E_{spline} 、 E_{area} 、 E_{dist} および E_{edge} を用いた。各エネルギー項に対する重み係数はそれぞれ、 $w_{sp1} = 1.0$ 、 $w_{sp2} = 1.0$ 、 $w_{area} = 3.0$ 、 $w_{dist} = 1.0$ 、 $w_{edge} = 0.02$ とした。ただし、Snakesを変形する際に、オプティカルフローの大きさが1未満の画素の位置にある離散点については、 $w_{edge} = 0.0$ とした。なお、これらの値は顕微鏡写真での評価実験と同じである。図17(a)に示すように、歩行者2人を含む初期輪郭は、その内部に移動物体以外の静止したエッジを多く含んでいる。しかしながら、動き情報を利用しているので、静止したエッジには捕獲されず、図17(b),(c)に示すように、自己交差・分裂を起こして収縮を続ける。やがて、図17(d)～(f)に示すように物体間で交差・分裂が起こり、移動物体である歩行者のみが抽出されている。このように、提案手法によれば、動きのあるエッジのみを滑らかにつなぐことで、複数の移動物体を抽出することができる。



(a) 第1フレーム



(b) 第2フレーム

図 14 歩行者の動画像の一例（2人の場合）



図 15 オプティカルフローの抽出結果（5画素間隔で表示）

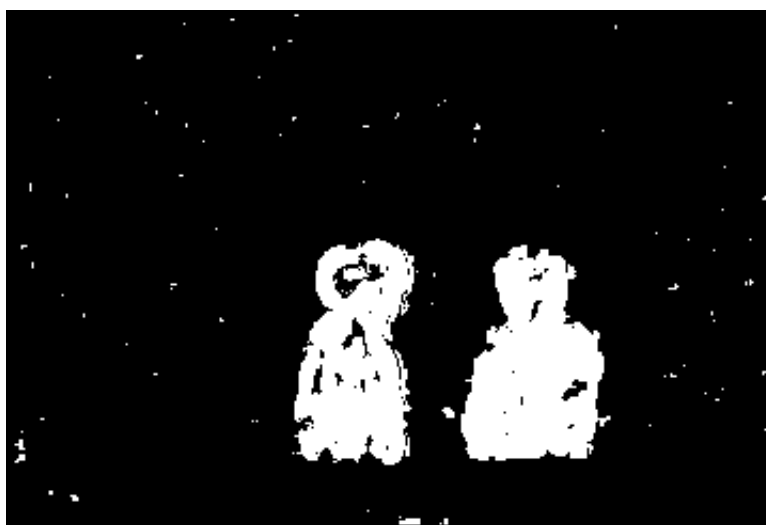
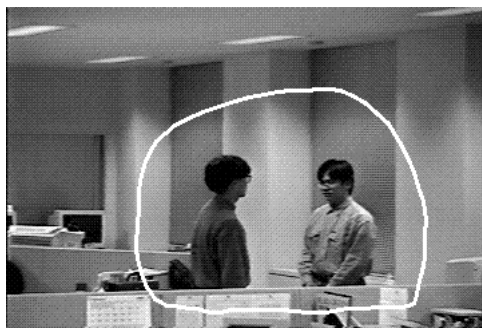


図 16 移動領域（1以上の大きさのオプティカルフローの分布）



(a) 初期輪郭



(b) 自己交差



(c) 交差部分の消滅と収縮



(d) 物体間での交差



(e) 分裂した Snakes



(f) 抽出結果

図 17 動画像からの歩行者の抽出結果 (2 人の場合)

次に、 3×3 画素四方の小領域で動きが同じであると仮定して得られたオプティカルフローを用いて、抽出した移動領域を図 18に示す。 5×5 画素四方で求めたオプティカルフローを用いた場合に比べて、動きではなく明るさの変化などによるノイズが多数存在している。この推定精度の低い移動領域を用いて、歩行者を抽出した結果を図 19に示す。図 19(a)のように設置した初期輪郭は、抽出された移動領域がノイズを多く含むため、図 19(b)に示すように、実際には動きのないエッジ部分にいったんは捕獲されるが、ノイズは不連続で小さいため、捕獲された部分はノイズ部分のエッジを包むように変形し、やがて交差・分裂を起こして消滅する(図 19(c))。このように、ノイズに捕獲された部分は切り離されて消滅し、図 19(d)~(f)に示すように対象物の間で交差・分裂が起こり、移動物体である歩行者のみを抽出できている。このようにノイズが多い場合でも、それが不連続で小さければ、提案手法により移動物体をほぼ正しく抽出することができる。

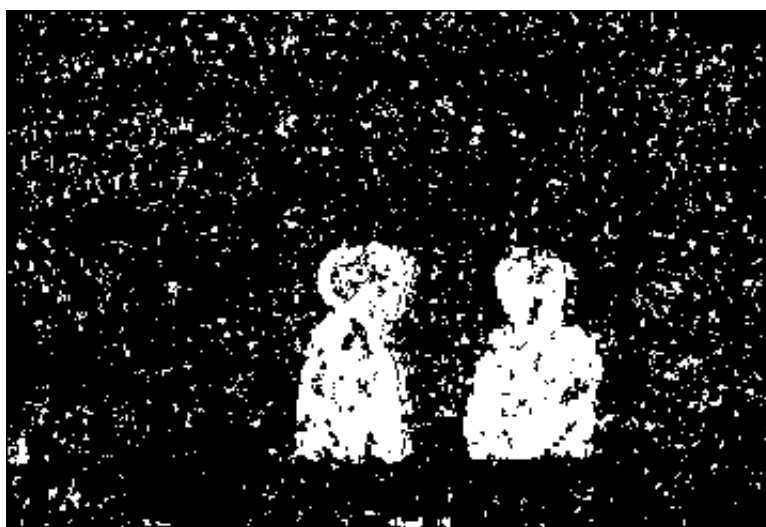


図 18 ノイズを多く含む移動領域



図 19 ノイズの多い移動領域を用いた場合の抽出結果

最後に、図 20 に示す 3 人の歩行者の動画像を用いて行なった実験結果について説明する。5×5 画素四方の小領域で動きが同じであると仮定して得られたオプティカルフローを用いて、抽出した移動領域を図 21 に示す。中央の人物は画面に向かって左方向へ歩いているが、その胴体の一部分が静止した机のパーティションで隠れるため、中央の人物の輪郭の一部分で動きが検出されていない。この移動領域を用いて、3 人の歩行者を抽出した結果を図 22 に示す。中央の人物について、動きが検出されていない部分で、Snakes が人物の内部に少し入り込んでいるが、輪郭が補間され、この場合も歩行者を 3 人とも抽出することができる。

以上の実験で示したように、提案手法によれば、オプティカルフローに基づきエッジの動きを判断し、動きのあるエッジのみを滑らかにつなぐことで、複数の移動物体を抽出することができる。また、動きベクトルの類似性によるのではなく、滑らかに連続している動きのあるエッジを抽出するので、物体の部位によって動きが異なるような非剛体の抽出にも適していると考えられる。ただし、複数の移動体が重なっている場合には、現状では 1 つの物体として抽出される。



図 20 動画像の一例（3人の場合）



図 21 移動領域（3人の場合）



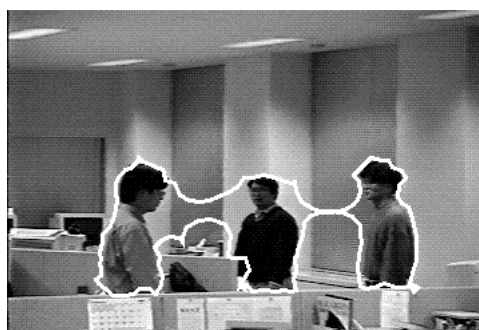
(a) 初期輪郭



(b) 自己交差



(c) 交差部分の消滅と収縮



(d) 物体間での交差



(e) 分裂した Snakes



(f) 抽出結果

図 22 動画像からの歩行者の抽出結果 (3 人の場合)

6. 赤外線カメラを用いた人体検知への応用

従来、赤外線カメラから得られる熱画像は、戦車の検知・認識など、主に、軍事関連の研究で用いられていた [29][30]。近年、赤外線カメラが高解像度化・コンパクト化し、また比較的安価になったことにより、マンマシンインタフェースや通信会議システムなど、民生用の機器システムへの応用を目的として、画像処理の分野でも用いられている [31][32]。そこでの対象は、可視画像の情報のみでは抽出が困難な人物であり、熱画像から得られる温度情報に着目している。また最近では、空調やセキュリティシステムなどへの応用を目的として、人物を含む居室等の2次元温度分布（熱画像）が測定可能な多素子の赤外線センサが開発され [33]、得られた熱画像から、室内の人間の数、位置および活動状態の判定を行なう研究もなされている [34][35]。

ここでは、以上のような用途を目的とした熱画像からの人体領域の抽出にも、提案手法が有効であることを示す。

6.1 従来の熱画像からの人体領域抽出法

熱画像中の人体領域は、顔面や手などの背景温度に対して比較的温度的の高い領域と、衣服に包まれた比較的低温に近い領域が混在している。このため、特に背景温度が高い場合は、温度ヒストグラムに明瞭な谷が現われず、人体と背景を分ける閾値が簡単には求まらないことが多い。クラス間分離度を最大にする方法などで決定される閾値では、薄着で比較的大きく写っている人体など、特定の状況にしか対応できないことが指摘されている [36]。熱画像から人体領域を抽出する従来の主な研究としては、背景画像との差分を用いるもの [36]、実験により得られた発見的な閾値に基づくもの [31] などが挙げられる。しかしこれらの手法では、2値化の後、面積の小さな孤立点の除去や穴埋めに膨張・収縮などの後処理を必要とし、その後ラベリングを行なうことによって、複数の人体の候補領域が抽出される。このような逐次的な処理は、いずれかの処理が破綻した場合、全体が破綻するという危険性が内在する。

これに対して、提案手法を用いれば、分裂する Snakes によりノイズを除去しながら人体領域のみを抽出できると考えられる。

6.2 熱画像からの人体領域の抽出実験

提案手法の有効性を示すため、本学の講義室にて複数人物を含む熱画像を取得した。取得した熱画像の一例を図 23 に示す。熱画像のみでは状況がわかりにくいため、同一視野で取得した可視画像も合わせて示した。提案手法により図 23 に示した熱画像から人体領域を抽出した結果を図 24 に示す。Snakes のエネルギー関数 E_{snake} としては、 E_{spline} 、 E_{area} 、 E_{dist} および E_{intens} を用いた。各エネルギー項に対する重み係数はそれぞれ、 $w_{sp1} = 1.0$ 、 $w_{sp2} = 1.0$ 、 $w_{area} = 5.0$ 、 $w_{dist} = 1.0$ 、 $w_{intens} = 2.0$ とした。人体の集合全体を包含するように設定された初期輪郭が (図 24(a))、Snakes の変形にともなって逐次交差・分裂し (図 24(b)~(e))、複数の人体それぞれを独立に抽出できている (図 24(f))。また、図 25 に示すように、人物が 4 人の場合も同様に抽出できている。画像上部の中央の人物の左隣の白いノイズは、この位置の椅子に座っていた人物の残熱であるが、面積が小さいため抽出の過程で除去されている。

次に、複数の人体が重なりあっている場合の抽出結果を図 26 に示す。提案手法では、重なりあった複数の人体は 1 つの領域として抽出される。このような状況においては、熱画像の情報だけでは分離できないと考えられる。なお、この例でも温まった椅子の一部は除去されている。

最後に、人体以外の発熱物体を含む場合について実験を行なった。居室等には、通常テレビなど発熱する機器が存在し、人体のみを検知するには、これらの発熱体と人体の識別が必要である。ここでは、その識別法について考察する。例えば、パソコンの CRT と人体を含む熱画像の一例を図 27(a) に示す。CRT の一部が発熱しており、この部分が人体と同様白く写っている。図 27(b) は、この熱画像に提案手法を適用した結果である。人体とともに CRT の一部も抽出されている。しかしながら、このような発熱機器は人体と異なり常に静止しているので、動画像を用いて動きの情報を利用すれば、その識別が可能であると考えられる。ここでは、5.2 節で述べたオプティカルフローを利用して識別する。抽出された Snakes の離散点ごとに、次のフレームの情報を用いてオプティカルフローを算出し、動きが検出されない離散点からなる Snakes は、静止発熱機器を抽出しているとして除去すればよい。例えば、図 27(a) の画像から 0.5 秒経過した後、取得された熱画像を用いて算出したオプティカルフローを図 28 に示す。発熱機器を抽出している Snakes からは動きが検出されず、これにより人体のみの抽出が可能となる。このように、静止した発熱機器であれば、動きの情報を用いることで人体との識別が可能である。

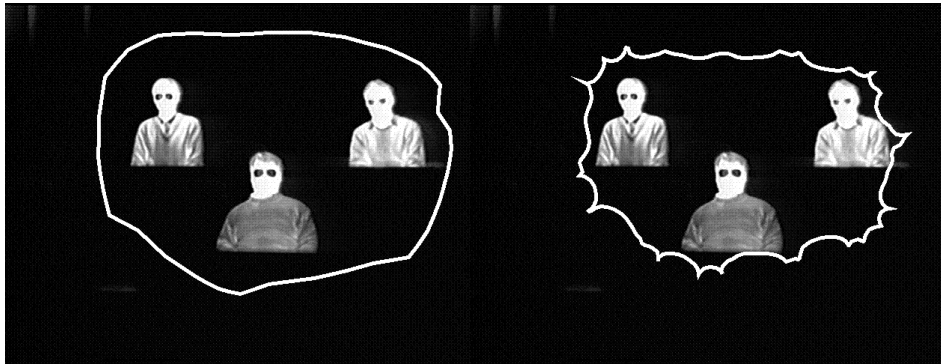


(a) 熱画像（3人の場合）



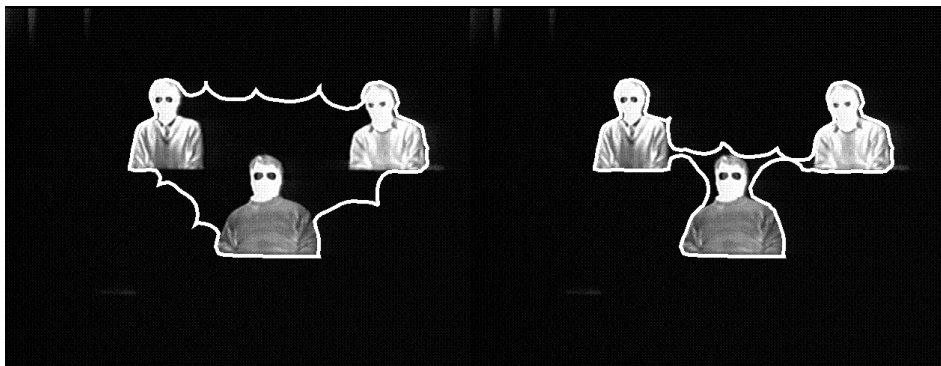
(b) 同一視野の可視画像

図 23 熱画像の一例



(a) 初期輪郭

(b)Snakes の自己交差



(c) 濃度勾配のない部分での消滅

(d) 人体間での交差



(e) 分裂した Snakes

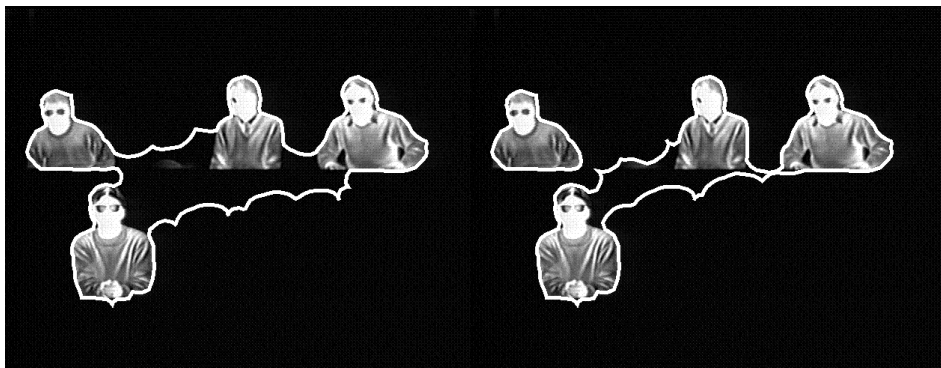
(f) 抽出結果

図 24 熱画像からの人体領域の抽出結果 (3 人の場合)



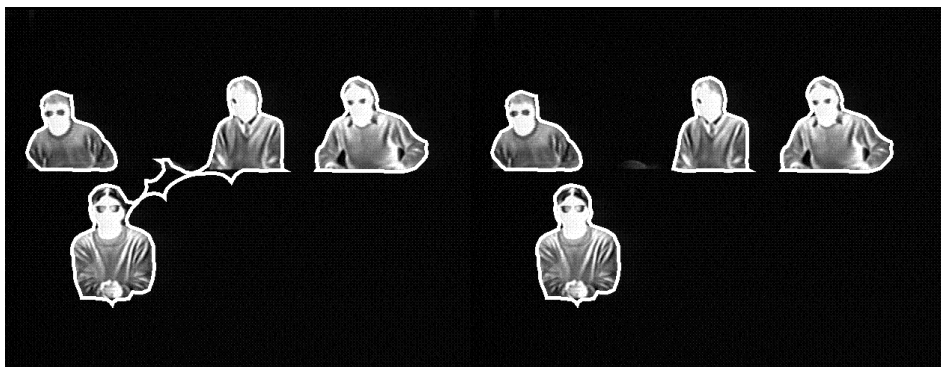
(a) 初期輪郭

(b) Snakes の自己交差



(c) 濃度勾配のない部分での消滅

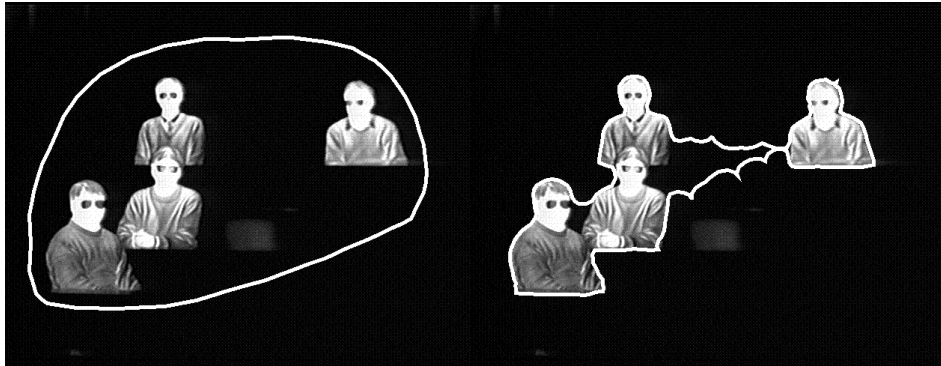
(d) 人体間での交差



(e) 分裂した Snakes

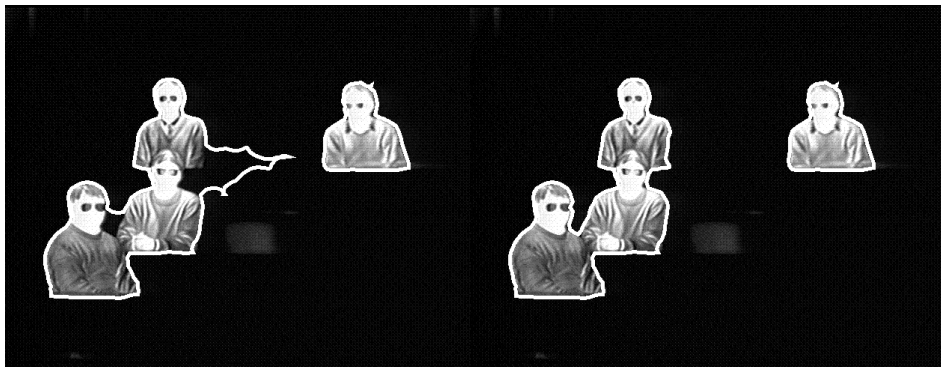
(f) 抽出結果

図 25 熱画像からの人体領域の抽出結果 (4 人の場合)



(a) 初期輪郭

(b) 人体間での交差



(c) 分裂

(d) 抽出結果

図 26 人体が重なった場合の抽出結果



(a) CRTと人体および初期輪郭



(b) 抽出結果

図 27 発熱機器を含んだ熱画像からの抽出結果



図 28 Snakes の離散点におけるオプティカルフローの抽出結果

7. おわりに

本論文では、Snakesによる複数対象物の自動抽出を目的として、面積項による収縮型Snakesの挙動に着目し、輪郭の交差を検知して複数に分裂する**分裂型Snakes**を提案した。提案手法によれば、対象物の集合全体を包含する1つのSnakesが変形しながら逐次分裂し、複数の対象物をそれぞれ独立に抽出することができる。提案手法を顕微鏡写真からの複数細胞の輪郭抽出および熱画像からの人体領域抽出に応用し、実画像での有効性を確認した。さらに歩行者の抽出を例として、オプティカルフローの利用により、動画像を用いた複数移動物体の抽出にも有効であることを示した。以下、現状の課題を挙げ、その解決法について考察する。

本論文では、分裂型Snakesの有効性を示すため、主に、人体という非剛体物体の抽出を扱った。オフィスや家庭における空調やセキュリティシステムなどでは、省エネルギーや、さらなる省力化・自動化が求められており、在室者の状況（人数、位置、活動状態など）の認識などを始めとして、人体の自動検知技術の確立が望まれている。しかしながら、一般的なシーンからの人体領域の抽出（セグメンテーション）は非常に困難な問題である。この問題は、複雑な対象の認識にはセグメンテーションが必要であるが、正しいセグメンテーションには認識が必要になるという、鶏と卵の問題を含む典型的な例である [26]。

本論文では、室内状況の認識を目指した人体検知を目的として、赤外線カメラから得られる温度情報を利用して複数の人体を抽出した。しかし、着衣の状態により背景との温度差が少なく顕著なエッジが現れず、正確に人体領域を抽出できない場合があった。また、動き情報をもとに人体の抽出を行なったが、一般的には、人体領域の全体が常に動くわけではなく、また完全に静止する場合もあるので、完全な人体領域を常に正しく抽出するには至っていない。さらに、複数の人体が重なる場合には、1つの領域として抽出されるという問題もある。これらの課題の解決には、次のようなアプローチが有効であると考えられる。

- センサフュージョン

近年、画像処理の分野でもセンサフュージョンと呼ばれるアプローチが注目されている。基本的な方法論はまだ確立されていないが、複数のセンサ情報を統合的に処理することにより、単一のセンサでは得られない認識機能を実現しようとする考え方である [37]。人体領域の抽出については、熱画像と可視画像の併用が考えられる。例えば、熱画

像にはないエッジが可視画像からは得られる場合がある。さらに、複数の可視画像やレンジファインダを用いた距離（視差）情報の利用も考えられる。つまり、複数の画像情報を相補的に利用することで、より正確に人体領域を抽出できる可能性がある。また、複数人体の重なりへの対処法としては、多視点からの画像情報の統合が考えられる。

- 最適化原理とセンサフュージョン

Snakes はエネルギー最小化原理に基づいているので、複数の異種画像情報をエネルギーとして統一的に扱いやすいと考えられる。例えば、複数の画像それぞれで定義されるエネルギーの重み付き線形和を Snakes のエネルギーとして用いればよい。また、複数の画像それぞれに Snakes を設置し、それらを協調して変形することも考えられる。

- 遺伝的アルゴリズム (GA) と人工生命 (A-life)

GA[38] や A-life[39] などは Snakes との親和性が高く、これらとの融合モデルが考えられる。GA は探索手法の一種であり、対象物の直接探索やエネルギー関数の効率的な最適化が期待できる。また、局所的に単純な規則による Snakes の離散点の運動から、それらの動きを支配する大局的なエネルギー関数の自己発生を A-life には期待している。

以上の考察から、今後は、Snakes, GA, A-life をベースとし、最適化原理に基づくセンサフュージョンによる人体領域抽出法の確立を目指す。人体領域の抽出という困難な問題は、以上のようなアプローチで完全に解決できるとはかぎらない。しかし、空調など工学的な応用の立場からは、できるだけ高い確信度で「人体らしきもの」を抽出したいという要求がある。その意味で、複数のセンサ情報を用いて認識結果の確信度を上げようとするセンサフュージョンが有効であると考えている。

センサフュージョンは、人間の持つ知的で柔軟な認識能力を工学的に実現するキーテクノロジーの1つである。人体領域の抽出という具体的かつ困難な問題をテーマとすることで、視覚センサ情報処理におけるセンサフュージョンの基礎的な方法論を見い出し、画像の認識・理解の分野においてブレークスルーとなる技術の確立を目指したい。

謝辞

本研究を進めるにあたり，終始暖かくご指導を頂いたソフトウェア基礎講座 横矢直和 教授に厚く御礼申し上げます。

副指導教官としてご助言を頂いた像情報処理講座 千原國宏 教授，並びに情報科学センター 荻原剛志 助教授に深く感謝致します。

本研究を進めるにあたり，研究機材の面でご支援を頂いた像情報処理講座 佐藤宏介 助教授に深く感謝致します。

本研究への助言や研究環境の整備に協力して頂いたソフトウェア基礎講座 竹村 治雄 助教授、情報科学センター 馬場 始三 助手、岩佐 英彦 助手、ソフトウェア基礎講座 片山 喜章 助手に深く感謝いたします。

また，本学における研究の機会を与えて下さいました松下電器産業（株）堀内司朗 取締役常務，新田恒治 取締役研究本部長，研究本部 中央研究所 知的アルゴリズムグループ 若見昇 主担当に深く感謝致します。また，本研究を進める上で，さまざまなご助言，ご配慮を頂いた中央研究所 知的アルゴリズムグループ 野村博義 研究員に感謝致します。また，本学への留学のさまざまな面でお世話になりました研究本部の人事グループの方々に感謝致します。

最後に，ソフトウェア基礎講座の諸氏には，本研究を進めるにあたり多大なる御協力を頂きました。ここに感謝の意を表します。

参考文献

- [1] 横矢直和, 坂根茂幸: “画像解析の手法 (2) 特徴抽出”, 画像処理ハンドブック, 12 章, 昭晃堂, 1987.
- [2] 江浩, 鈴木秀智, 鳥脇純一郎: “領域情報とエッジ情報を併用したセグメンテーションの一手法”, 電子情報通信学会論文誌 (D-II), Vol.J74-D-II, No.12, pp.1651-1660, 1991.
- [3] 谷内田正彦: “動画像の処理と理解”, ロボットビジョン, 8 章, 昭晃堂, 1990.
- [4] 川端敦, 谷藤真也, 諸岡泰男: “移動物体像の抽出技術”, 情報処理学会論文誌, Vol.28, No.4, pp.395-402, 1987.
- [5] Horn,B.K.P. and Schunck,B.: “Determining optical flow,” *Artificial Intelligence*, Vol.17, pp.185-203, 1981.
- [6] 坂上勝彦, 横矢直和: “弛緩法と正則化”, 情報処理, Vol.30, No.9, pp.1047-1057, 1989.
- [7] Kass,M., Witkin,A. and Terzopoulos,D.: “SNAKES : Active contour models,” *Proc. of 1st ICCV*, pp.259-268, 1987.
- [8] 坂口嘉之, 美濃導彦, 池田克夫: “圧力エネルギーを持つ SNAKES”, 電子情報通信学会 春季大会講演論文集, D-523, 1990.
- [9] 上田修功, 間瀬健二, 末永康仁: “エネルギー最小化に基づく輪郭追跡”, 情処研報, CV73-5, pp.33-40, 1991.
- [10] 栄藤稔, 白井良明, 浅田稔: “クラスタリングから得られる領域の記述に基づく動的な輪郭抽出”, 電子情報通信学会論文誌 (D-II), Vol.J75-D-II, No.7, pp.1111-1119, 1992.
- [11] 坂口俊文, 大山公一: “面積項を持つスネーク”, 電子情報通信学会 春季大会講演論文集, D-555, 1991.
- [12] 福井和広: “領域間の分離度に基づく物体輪郭抽出”, 情処研報, CV88-2, pp.9-16, 1994.

- [13] 井出賢一, 榎本暢芳: “Active Contour Model を用いた人物輪郭線の自動抽出”, 電子情報通信学会 秋期大会講演論文集, D-358, 1994.
- [14] 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体物体の輪郭追跡と動きの解析”, 電子情報通信学会論文誌 (D-II), Vol.J76-D-II, No.2, pp.382-390, 1993.
- [15] 福井和広, 久野義徳: “マルチスネークによる動物体の輪郭追跡”, 情処研報, CV80-24, pp.177-184, 1992.
- [16] Durikovic,R., Kaneda,K. and Yamashita,H.: “Development of a system for extracting contours from multiple cross-sections”, 第25回画像工学コンファレンス論文集, pp.11-14, 1994.
- [17] 坂上勝彦, 山本和彦: “動的な網のモデル Active net とその領域抽出への応用”, テレビジョン学会誌, Vol.45, No.10, pp.1155-1163, 1993.
- [18] 吉野和芳, 守田了, 川嶋稔夫, 青木由直: “アクティブネットの分裂による複数物体の追跡”, 画像の認識・理解シンポジウム講演論文集 (MIRU'92), pp.145-152, 1992.
- [19] Cohen,L.D. and Cohen,I.: “A finite element method applied to new active contour models and 3D reconstruction from cross sections,” *Proc. of 3rd ICCV*, pp.587-591, 1990.
- [20] Fujimura,K., Yokoya,N. and Yamamoto,K.: “Motion tracking of deformable objects by active contour model using multiscale dynamic programming,” *Journal of Visual Communication and Image Representation*, Vol.4, No.4, pp.382-391, 1993.
- [21] Williams,D.J. and Shah,M.: “A fast algorithm for active contours,” *Proc. of 3rd ICCV*, pp.592-595, 1990.
- [22] 田村秀行監修: “医用画像処理・認識—細胞診の自動化—”, コンピュータ画像処理入門, 7章, 日本工業技術センター編, 1985.
- [23] 三島義博: “尿沈渣物の画像識別に関する研究”, 奈良先端科学技術大学院大学 情報科学研究科 修士論文, NAIST-IS-MT-351116, 1994.
- [24] 山本正信: “複数移動物体の分離と動きの推定”, 情処研報, CV38-5, pp.1-8, 1985.

- [25] 塩昭夫, Sklansky, J.: “動画像からの歩行者検出法”, 情処研報, CV75-5, pp.1-8, 1991.
- [26] 小川英光編著: パターン認識理解の新たな展開, 5章, 電子情報通信学会, 1994.
- [27] 高畑実, 今井正和, 辻三郎: “アクティブチューブによる非剛体物体の抽出と追跡”, 情処研報, CV76-8, pp.57-64, 1992.
- [28] Kearney, J.K., Thompson, W.B. and Boley, D.L.: “Optical flow estimation: an error analysis of gradient-based methods with local optimization,” *IEEE Trans. on Pattern Anal. Machine Intell.*, Vol.PAMI-9, pp.229-244, 1987.
- [29] Aggarwal, J.K. and Chu, C-C.: “The issues, analysis, and interpretation of multi-sensor images,” *Proc. of the NATO Advanced Research Workshop on Multisensor Fusion for Computer Vision*, pp.37-62, 1989.
- [30] Nandhakumar, N. and Aggarwal, J.K.: “Integrated analysis of thermal and visual images for scene interpretation,” *IEEE Trans. on Pattern Anal. Machine Intell.*, Vol.PAMI-10, No.4, pp.469-481, 1988.
- [31] 広野豊, 木原均, 西條淳夫, 河田宏, 大隅正人: “赤外・可視画像によるシーンからの人物抽出”, 電子情報通信学会 秋期大会講演論文集, D-268, 1991.
- [32] 大谷淳, 岸野文郎: “熱画像と可視光画像のステレオ統合による時系列距離画像入力法の検討”, 情処研報, CV82-9, pp.65-72, 1993.
- [33] Yoshiike, N., Arita, K., Morinaka, K., Yukimasa, T. and Nishino, A.: “Human information sensor,” *The 7th Int. Conf. on Solid-State Sensors and Actuators*, Yokohama, June 7-10, 1993.
- [34] 荒木昭一, 若見昇, 森仲克也, 吉池信幸: “ファジィクラスタリングによる熱画像からの人体領域の切り出しと在室状況判定法の一検討”, 第36回自動制御連合講演会(前刷), pp.379-382, 1993.

- [35] Araki,S., Nomura,H. and Wakami,N. : “Segmentation of thermal images using fuzzy c-means algorithm,” *Proc. of the 2nd IEEE Int. Conf. on Fuzzy Systems*, Vol.2, pp.719-724, 1993.
- [36] 安居院猛, 原田克也, 長尾智晴, 長橋宏 : “赤外線静止画像からの人物領域の抽出手法”, 画像電子学会誌, Vol.21, No.5, pp.511-518, 1992.
- [37] 浅田稔 : “センサフュージョン”, 電子情報通信学会誌, Vol.75, No7, pp.763-769, 1992.
- [38] 北野宏明: “遺伝的アルゴリズム”, 人工知能学会誌, Vol.7, No1, pp.26-37, 1991.
- [39] 星野力: “人工生命の現状と将来への期待”, 計測と制御, Vol.32, No8, pp.677-783, 1993.