

エネルギー最小化に基づく輪郭追跡

上田修功 間瀬健二 末永康仁

NTT ヒューマンインタフェース研究所

エネルギー最小化原理に基づく動画像系列における輪郭追跡手法を提案する。本手法では、まず弾性輪郭モデルを定義し、この輪郭自身の弾性エネルギーと追跡対象輪郭を含む画像の濃度勾配から生成されるポテンシャルエネルギーの両者の和を最小にするように、輪郭モデル自身を移動させることにより追跡を実現している。従来の active contour モデル (Snakes) と異なり、本手法では輪郭モデルに弾性的制約を付与しているため、追跡対象物体内部のテクスチャや遮蔽エッジの影響を受けにくく、一般の追跡問題に適用可能な頑健な手法となっている。また、エネルギー最小化計算を動的計画法により効率良く解くためのアルゴリズムについて述べる。

Contour Tracking Based on Energy Minimization

Naonori Ueda Kenji Mase Yasuhito Suenaga

NTT Human Interface Laboratories

1-2356 Take, Yokosuka, Kanagawa 238-03, Japan

This paper proposes a method for tracking an object contour in a sequence of images. In this method energy minimizing elastic contour model is introduced. The contour tracking is formulated as a minimization problem for finding the best position that minimizes both elastic energy of its model and potential energy in edge potential image including a target object contour. The proposed model is different from active contour models like Snakes[1], in the sense that our model adds elastic constraint to the contour model. The proposed model makes it possible to establish the object tracking even if complex texture and occluding edges exist in the target object. We also present an efficient algorithm for energy minimization based on dynamic programming.

1 まえがき

動画系列からある対象物体を抽出・追跡することは動画画像解析の最も基本的かつ重要な課題である。この対応づけの問題は一般に Correspondence Problem (CP) と呼ばれ、これまで多くの研究がなされている。特に特徴点の対応づけは、運動の定量的解析の前処理としての必要性から数多くの研究例がある [2]-[5]。

一方、有意な対象物体を追跡するような応用では、輪郭等のより高レベルのトークンの対応づけが重要となる。ところが、一般にトークンのレベルが上がる程、画像中からそうしたトークンを抽出することが難しくなる。これはトレードオフの問題であり、抽出、追跡といった2段階の処理構成をとる限り本質的に解決が困難といえよう。それゆえ、従来、輪郭等の高レベルのトークンを対応づけるためには、対象を限定し対象の形状に関する事前知識の利用を余儀なくされていた [6][7][8]。

一方、Kass ら [1] は、エネルギー最小化アプローチによるノンパラメトリックな輪郭抽出モデル (Active contour model: Snakes) を提案し、形状抽出のみならず、主観的輪郭の抽出さらには動輪郭追跡への適用も試みている。Snakes による輪郭追跡では、輪郭抽出と追跡の問題が同時に取り扱われているので、前述したトレードオフの問題が解消されるという利点がある。しかしながら、Snakes を用いた輪郭追跡では追跡対象物体が隣接フレーム間でごくわずかしか移動、変形しないような対象に限定され、一般の追跡問題への適用が困難であった。

本報告では Snakes の能動的なモデルの利点を生かしつつ、上記問題を解決するための輪郭追跡手法を提案する。本手法では、まず弾性体として記述された輪郭モデルを定義し、この輪郭自身の変形に伴う弾性エネルギーと追跡対象輪郭を含む画像の濃度勾配から生成されるポテンシャルエネルギーの両者の和を最小にするように、輪郭モデル自身を移動させることにより追跡を実現している。すなわち、本手法では、輪郭を弾性体モデルとし適当な”硬さ”をもたせているため、追跡対象物体内部のテクスチャや遮蔽輪郭の影響を受けにくく一般の追跡問題に適用可能な頑健な手法となっている。

本報告では、さらに上記エネルギー最小化において、動的計画法 (DP) に基づく解法を提案する。Snakes のエネルギー最小化に対する DP による解法は、すでに Amini

ら [9] によって提案されているが、これは閉輪郭に対する厳密な定式化になっていない。本報告では、閉輪郭に対する Amini の解法の問題点を明らかにし、同じ DP の枠組でその問題解決のための定式化について述べる。

2 輪郭追跡における Snakes の問題点

Snakes は基本的には、変形可能なスプライン曲線で、その形状は、線やエッジのような画像特徴からのイメージ力により制御される。すなわち、Snakes による輪郭抽出では、まず抽出対象輪郭の近傍に Snakes を置き、これを初期値とし、Snakes 自身の内部スプラインエネルギー (E_{int}) とイメージ力から導かれる外部エネルギー (E_{ext}) との和を最小化するように $Snakes(v(s), s \in [0, 1])$ を変形させる。Snakes の内部スプラインエネルギーは次式で定義される。

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

但し、 $v_s = dv/ds$, $v_{ss} = d^2v/ds^2$ 。 $\alpha(s), \beta(s)$ は重み係数で、通常、正定数として扱われる。上式から容易に分かるように、内部スプラインエネルギーを減少させるということは、Snakes を収縮させ、かつ滑らかな曲線となるように変形させることと等価である。従って、外部エネルギーは Snakes の収縮と変形を抑える働きをすると解釈できる。

一旦、対象輪郭が抽出されたなら、それを初期値として次フレームでの輪郭抽出を行なうことにより、Snakes を用いた輪郭追跡が実現できる。実際、Kass らは口唇の動画画像において、隣接フレーム間での口唇の移動・変形が微小であることを仮定して、Snakes による口唇輪郭の抽出・追跡を行ない、その有効性を示している。

しかしながら、Snakes におけるエネルギー最小化では、基本的には、初期値として与えられた輪郭 (Snakes) が収縮しながら抽出対象輪郭に張りついていくように振舞うため、追跡対象輪郭が隣接フレーム間で大きく平行移動するような場合 (図 1) には適用困難となる。また、移動量が比較的小さいな場合でも、追跡対象物体が複雑なテクスチャを有していたり、遮蔽輪郭があるような場合 (図 2) には適用困難である。この問題は Snakes が初期値に大きく依存し、かつ Snakes 自身が”軟らか”すぎることに起因している。

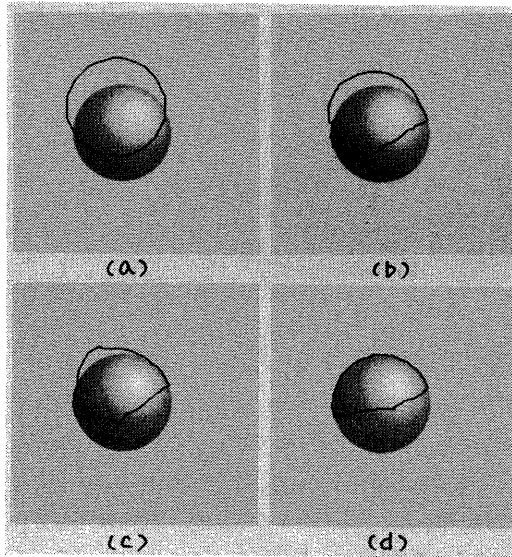


図 1: Snakes による輪郭追跡.(a) 初期値,(b)-(d) 収束過程, (b)3回 (c)5回 (d)11回 (収束)

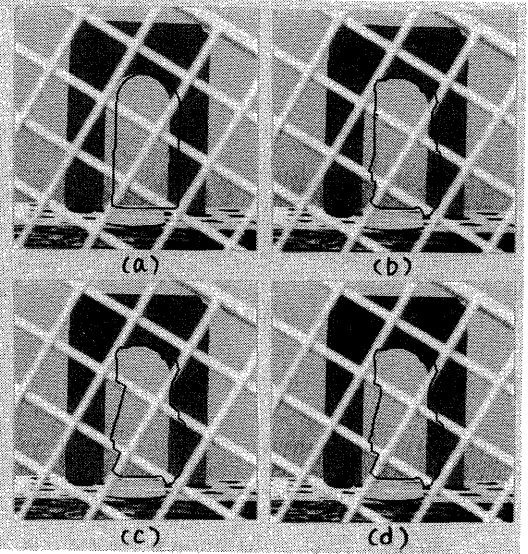


図 2: Snakes による輪郭追跡.(a) 初期値,(b)-(d) 収束過程, (b)4回 (c)8回 (d)12回 (収束)

次節ではこれらの問題点を解決するための新たな輪郭追跡手法について述べる。

3 弾性制約モデルによる定式化

3.1 弾性制約モデルの導入

本追跡手法は、基本的には Snakes による輪郭追跡と同様に、前フレームで追跡された輪郭を現フレームでの追跡のための輪郭モデルとして利用する。対象が剛体、非剛体に関わらず、動画像系列の隣接 2 フレーム間では、その移動量が大きい場合でも、輪郭形状自身は極端に変形しないと考えられる。そこで本追跡手法では、輪郭モデルを、Snakes で用いられているような柔軟なスプライン曲線ではなく、前フレームでの形状をできるだけ保存するような適当な”硬さ”を持った弾性モデルとすることで Snakes の前述した問題点を解決する。

輪郭モデルは単純曲線の連続モデルとして定義することも可能であるが、ここでは、デジタル画像への適用を考慮して、輪郭モデルを n 個の頂点から成る多角形モデルで近似する。すなわち、輪郭モデルを、順序づけられた頂点の集合として、

$$C = \{v_i = (x_i, y_i)\}, \quad 1 \leq i \leq n \quad (2)$$

で表す。今、前フレームで追跡対象輪郭が得られているも

のとする。このとき、現フレームでの輪郭追跡問題を、前フレームでの追跡結果を初期値 $\{v_i^0\}_{i=1}^n$ とし、式 (3) に示すエネルギー汎関数を最小とする変関数 $\{v_i^*\}_{i=1}^n$ を求める問題として定式化する。

$$E_{total}(v) = \sum_{i=1}^n (E_{elastic}(v_i) + E_{field}(v_i)) \quad (3)$$

ここで、 $E_{elastic}$ は Snakes の前述した問題点を解決するために設けた弾性的制約から導かれる弾性エネルギーで、 E_{field} は輪郭が位置している画像中のエッジポテンシャル場から導かれるポテンシャルエネルギーである。式 (3) は、直感的には、輪郭モデルが前フレームの形状を保存し、かつその輪郭モデルが、現フレームでその形状に類似したエッジ (輪郭) に配置されるとき最小となると解釈でき、所望の輪郭追跡が実現できる。以下の節では両者のエネルギーについて順に詳述する。

3.2 弾性エネルギー: $E_{elastic}$

輪郭モデルは、図 3(a) に示すように、各辺はその収縮に比例する復元力をもつバネで構成され、隣接 2 辺間には、その挟角の角度変化に比例する復元力をもつバネが付加されてある。全てのバネが自然長のときが、現フレームでの初期輪郭 $\{v_i^0\}_{i=1}^n$ に相当する。故に、輪郭モデルが

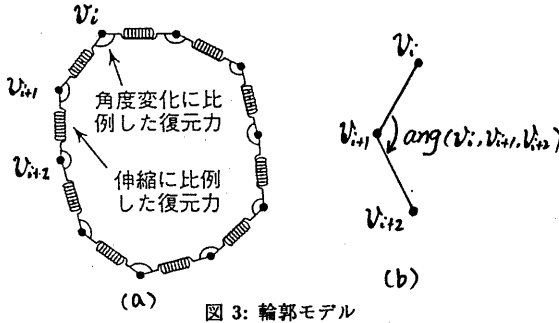


図 3: 輪郭モデル

変形を受ければ、次式の弾性エネルギーが生じる。

$$E_{elastic}(v_i) = \frac{1}{2} \left(\mu_1 (|v_{i+1} - v_i| - |v_{i+1}^0 - v_i^0|)^2 + \mu_2 (ang(v_i, v_{i+1}, v_{i+2}) - ang(v_i^0, v_{i+1}^0, v_{i+2}^0))^2 \right) \quad (4)$$

ここで、 $ang(v_i, v_{i+1}, v_{i+2})$ は図 3(b) に示すように辺 $v_i v_{i+1}$ と辺 $v_{i+1} v_{i+2}$ とのなす角である。 μ_1, μ_2 は正定数である。

3.3 ポテンシャルエネルギー: E_{field}

Snakes では画像中のエッジからのポテンシャル場として、画像の濃度勾配

$$z = -|\nabla I(x, y)|^2 \quad (5)$$

が用いられている。ところが、濃度勾配によるポテンシャル場では、場がエッジの近傍にしか生成されない。それ故、追跡対象が隣接フレーム間で大きく平行移動しているような場合、場の影響が十分に及ばないため、輪郭モデルが追跡対象輪郭エッジに引き寄せられず、追跡が困難となる。この解決策として、スケール(標準偏差) σ のガウス関数 G_σ による畳み込み演算を用いて、エッジをぼかしておく方法が考えられる:

$$z = -|\nabla(G_\sigma \otimes I(x, y))|^2 = -(G_\sigma \otimes |\nabla I(x, y)|)^2 \quad (6)$$

ところが、この方法では、スケールが小さすぎると場の影響が遠くに及ばず、逆に大きすぎると近傍のエッジ同士が融合されてしまう。すなわち画像中のエッジの空間的配置に応じた局所的なスケールの最適選択が必要となり、これは一般に容易な問題ではない。

そこで、本手法では、距離変換 [10] に基づく方法によりポテンシャル場を生成し上記問題を解決する。すなわち、微分演算子を用いて画像の濃度勾配を計算し、ある

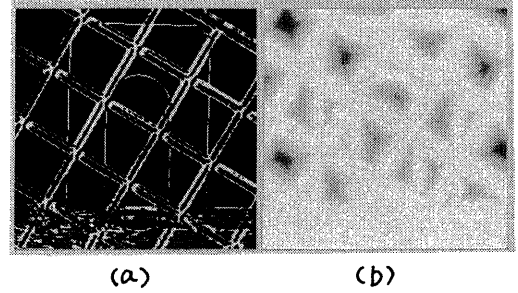


図 4: エッジ画像 (a) と、そのポテンシャル画像の例 (b)

しいき値で 2 値化する。得られた 2 値画像の 0/1 を反転し、その反転 2 値画像に対して距離変換を施す。これにより、平坦領域の全画素に対し、エッジ領域からの離れ具合(距離)が計算されることになる。エッジ領域での距離は 0 である。距離として、疑似ユークリッド距離(水平・垂直方向の距離の増分 1、対角方向の距離の増分 $\sqrt{2}$ を各々 2、3 で近似)を用いた。結局、画素 $I(x, y)$ のポテンシャル値はその画素の距離値 $d(x, y)$ を用いて次式で定義する。

$$z = d(x, y) \quad (7)$$

図 4(a),(b) に各々エッジ画像とそのポテンシャル画像の例を示す。同図から分かるように距離変換によるポテンシャル場では、場の影響が遠方にかつなめらかに及んでいることがわかる。ポテンシャル場 z が生成されると、モデル輪郭の各制御点を、質量 m をもつ質点とみなすことにより、各点のポテンシャル場のエネルギーを mgz で表すことができる。ここで、 g は重力加速度である。従って、モデル輪郭のポテンシャルエネルギーは、式 (8) から、

$$E_{field}(v_i) = mgz(v_i) = \mu_3 d(v_i) \quad (8)$$

となる。ここで、 μ_3 は正定数である。

4 動的計画法によるエネルギー最小化アルゴリズム

4.1 エネルギー最小化問題

式 (4),(8) より、式 (3) の最小化は、形式的に次式に示すような汎関数となる。

$$E_{total} = \sum_{i=1}^n \{f_i(v_i) + g_i(v_i, v_{i+1}) + h_i(v_i, v_{i+1}, v_{i+2})\} \quad (9)$$

但し、閉輪郭の周期性より、 $v_{n+k} = v_k (k < n)$ とする。上式において、 f_i はポテンシャルエネルギーに対応し、 g_i, h_i は弾性エネルギーに対応する。上記最小化問題は、Snakes と同様、初期輪郭を構成する制御点列 $\{v_i^0\}_{i=1}^n$ を初期値として、その周辺の局所最小値を与える $\{v_i^*\}_{i=1}^n$ を求める問題に帰着される。

この問題は、各 v_i の移動可能範囲 (v_i の状態数) の全ての組合せに対して、式 (9) を最小化する処理を、エネルギーの減少がなくなるまで繰り返すことにより解くことができる。ところが、各繰り返し処理において、 v_i のとり得る状態数を一様に m とすると、その計算量は $\mathcal{O}(m^n)$ となり、もはや現実的な時間で最適解を得ることは不可能である。従って、最適解を効率良く求める解法が必須となる。

4.2 Amini の解法とその問題点

目的関数が次式のような形をしているとする。

$$E(v_1, v_2, \dots, v_n) = e_1(v_1, v_2) + e_2(v_2, v_3) + \dots + e_{n-1}(v_{n-1}, v_n) \quad (10)$$

すると、 v_i は、 i 番目の決定段階での状態変数に相当し、通常の動的計画法により、 E の最小値は次の DP 方程式を解くことにより求まる。

$$S_i(v_{i+1}) = \min_{v_i} \{S_{i-1}(v_i) + e_i(v_i, v_{i+1})\}, \quad \text{for } i \geq 1 \quad (11)$$

但し、 $S_0 = 0$ とする。同様に、目的関数が次式のような形の場合、

$$E(v_1, v_2, \dots, v_n) = e_1(v_1, v_2, v_3) + e_2(v_2, v_3, v_4) + \dots + e_{n-2}(v_{n-2}, v_{n-1}, v_n) \quad (12)$$

2つの状態変数組 (v_{i+1}, v_i) を一つの状態変数ベクトルとみなすことにより、同様に、次の DP 方程式が得られる。

$$S_i(v_{i+1}, v_i) = \min_{v_{i-1}} \{S_{i-1}(v_i, v_{i-1}) + e_{i-1}(v_{i-1}, v_i, v_{i+1})\} \quad \text{for } i \geq 2 \quad (13)$$

但し、 $S_1 = 0$ とする。以上の考察から、目的関数が

$$E_{open} = \sum_{i=1}^n f_i(v_i) + \sum_{i=1}^{n-1} g_i(v_i, v_{i+1}) + \sum_{i=1}^{n-2} h_i(v_i, v_{i+1}, v_{i+2}) \quad (14)$$

の場合、 E_{open} の最小値は、次式の DP 方程式を解くことにより求まる [9]。

$$S_i(v_{i+1}, v_i) = \min_{v_{i-1}} \left\{ S_{i-1}(v_i, v_{i-1}) + g_{i-1}(v_{i-1}, v_i) + h_{i-1}(v_{i-1}, v_i, v_{i+1}) \right\} + f_i(v_i) \quad (15)$$

各 v_{i-1} の最適選択は、 v_{i-1} の近傍で実行される。式 (15) における v_{i-1} の最適選択は状態変数組 (v_{i+1}, v_i) の全ての組合せ (m^2) について各々実行され、記憶される。従って、アルゴリズムの計算の複雑さは、 $m^2 \times m \times n$ 、すなわち、 $\mathcal{O}(nm^3)$ となる。

以上の議論は閉輪郭の場合であり、閉輪郭の場合、式 (9) に示したように、式 (14) は次式のように書きなおさなければならない。

$$E_{closed}(= E_{total}) = E_{open} + h_{n-1}(v_{n-1}, v_n, v_1) + g_n(v_n, v_1) + h_n(v_n, v_1, v_2) \quad (16)$$

ところが、式 (14) を式 (16) で置き換えると、 v_i が巡回し、DP で最適解が求まるための条件であるマルコフ性が崩れてしまう。それ故、式 (15) の DP 方程式では式 (9) を最小にする所望の最適解は得られない。

4.3 閉輪郭に対する厳密解法

v_1 に着目すると、 v_1 は $f_1(v_1), g_1(v_1, v_2), h_1(v_1, v_2, v_3), h_{n-1}(v_{n-1}, v_n, v_1), h_n(v_{n-1}, v_n, v_1)$ にもみ依存することから、 E_{total} の最小化は次のように書ける。

$$\begin{aligned} \min_{v_1} E_{total} &= \min_{v_1} \min_{\{v_i\}} \sum_i (f_i + g_i + h_i) \\ &= \min_{v_1} \left\{ \sum_{i \neq 1, n-1, n} (f_i + g_i + h_i) + \min_{v_i} \{f_1 + g_1 + h_1 + h_{n-1} + g_n + h_n\} \right\} \quad (17) \end{aligned}$$

最適化の最初のステップで、式 (17) の v_1 に関する最小化を、状態変数ベクトル組 (v_2, v_3, v_{n-1}, v_n) の全ての状態の組合せ (m^4 通り) について逐次計算し、 v_1 の最適割当を求める：

$$\psi_1(v_2, v_3, v_{n-1}, v_n) = \min_{v_1} \{\gamma(v_1)\} \quad (18)$$

残された問題、

$$\min_{v_1} \left\{ \sum_{i \neq 1, n-1, n} (f_i + g_i + h_i + \psi_1) \right\} \quad (19)$$

v_i	v_{i+1}	v_{n-1}	v_n	v_i^*
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮

図 5: DP テーブル: T_{i-1}

は元の問題と同じ形をしており、関数 ψ_1 が新たな目的関数の要素と見なされる。同様に v_2, v_3, \dots について上記を実行する。すなわち、以上を一般化することにより以下の DP 方程式を得る。

$$\psi_i(v_i, v_{i+1}, v_{n-1}, v_n) = \min_{v_{i-1}} \left\{ \psi_{i-1}(v_{i-1}, v_i, v_{n-1}, v_n) + g_{i-1}(v_{i-1}, v_i) + h_{i-1}(v_{i-1}, v_i, v_{i+1}) \right\} + f_i(v_i) \quad (20)$$

for $2 \leq i \leq n-3$

上式の実行において、図 5 に示すようなテーブルを用意し、 $(v_i, v_{i+1}, v_{n-1}, v_n)$ の全ての組合せの各々に対する ψ_i の値、およびそのときの最適選択 v_{i-1}^* を $T_{i-1}(v_i, v_{i+1}, v_{n-1}, v_n | v_{i-1}^*)$ の形で記憶しておく。但し、 $i = n-2, n-1, n$ 、すなわち、 $\psi_{n-2}(v_{n-2}, v_{n-1}, v_n)$ 、 $\psi_{n-1}(v_{n-1}, v_n)$ 、 $\psi_n(v_n)$ のときは以下の式に従う。

$$\begin{cases} \psi_{n-2} = \min_{v_{n-3}} \{ \psi_{n-3} + g_{n-3} + h_{n-3} \} \\ \quad + f_{n-2} \\ \psi_{n-1}(v_{n-1}, v_n) = \min_{v_{n-2}} \{ \psi_{n-2} + g_{n-2} + h_{n-2} \} \\ \quad + f_{n-1} \\ \psi_n = \min_{v_{n-1}} \{ \psi_{n-1} + g_{n-1} \} + f_n \end{cases} \quad (21)$$

式 (21) の計算が終了したとき、式 (9) の関数は全て評価されたことになり、したがって、最後の v_n に関する最小化、 $\min_{\{v_n\}} \psi_n(v_n)$ により、 E_{total} の最適値 (最小値) が求まる。そして、同時にそのときの最適選択 v_n^* が決定される。 v_n^* が決定すれば、 ψ_n の計算時に作成したテーブル $T_{n-1}(v_n | v_{n-1}^*)$ の参照により、 v_{n-1}^* が決定する。さらに、 v_{n-1}^* が決定すれば、テーブル $T_{n-2}(v_{n-1}, v_n | v_{n-2}^*)$ の参照により最適選択 v_{n-2}^* が決定する。以下、同様なトレースバックを繰り返していくことにより、残りの最適選択、 $v_{n-3}^*, v_{n-4}^*, \dots, v_2^*, v_1^*$ が決定する。

式 (20) では、 m^4 の状態変数の組合せに対して、それぞれ最適な v_i^* を算出するわけであるから、計算量は $m^4 \times m = m^5$ となる。また、式 (21) の各式においては、同様な考察により、計算量は、各々 m^4, m^3, m^2 となる。したがって、総計算量は、これらの総和であるから、 $O(nm^5)$ となる。

Amini の解法に比べ、本解法は m^2 倍の計算量を要するが、DP では各ステップでの最適選択の計算を独立して実行できるため、並列処理により大幅な計算量の削減が可能である。実際、本解法において m^4 個のプロセッサを用い、 $\psi_i(v_i, v_{i+1}, v_{n-1}, v_n)$ の計算を並列実行することにより、総計算量を $O(n)$ にまで削減できる。

また、Snakes のエネルギー関数も式 (9) と同型 (関数の内容は異なる) であるので、本解法をそのまま適用することができる。Snakes のように輪郭が収縮する場合、本解法の効果が如実に現れる [11]。また、従来、変数が巡回しているような問題に DP を適用した研究例 [?] もあるが、そこではヒューリスティックな方法により準最適解を得るものである。一方、上述した解法では変数が巡回しているでも DP の枠組で最適解を得ることができるという点で意義がある。

5 実験

5.1 追跡実験

本追跡手法の有効性を検証すべく、CG 画像、および実画像に適用した結果を示す。これらはいずれも 256×256 、1 画素 256 階調の濃淡画像であるが、誌面の都合上、画像の一部を切り出して掲載している。また、初期輪郭 (初期値) は、前述したように、追跡対象輪郭のごく近傍に Snakes をおいて、輪郭抽出することにより得ている。

図 6、図 7 は CG により弾性球の動画をシミュレートしたものである。図 6 (図 1 と同じ動画) では、20 画素以上の移動量があるにも関わらず、本手法では所望の追跡が実現できている。また、輪郭モデルは弾性体であるので、図 7 のような変形球の追跡にも適用できる。図 8 (図 2 と同じ動画) は回転テーブルの上にブックエンドをおき格子ごとに回転させたものをカメラ入力したものである。図 2 で示したように、Snakes では遮蔽輪郭の影響をまともに受けるが、本手法では良好な追跡結果が得られている。尚、上記実験では、パラメータを一律に、 $\mu_1 = 1, \mu_2 =$

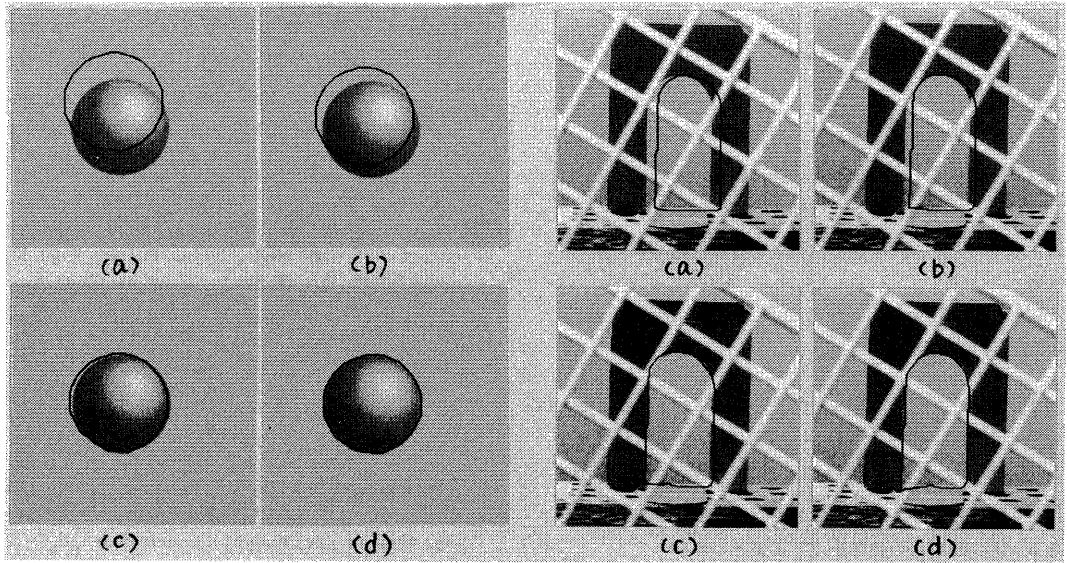


図 6: 弾性球 (CG 画像) の追跡結果. (a) 初期値, (b)-(d) 収束過程, (b) 3 回, (c) 7 回, (d) 11 回 (収束)

図 8: 格子ごしのブックエンドの追跡結果. (a) 初期値, (b)-(d) 収束過程, (b) 1 回, (c) 3 回, (d) 7 回 (収束)

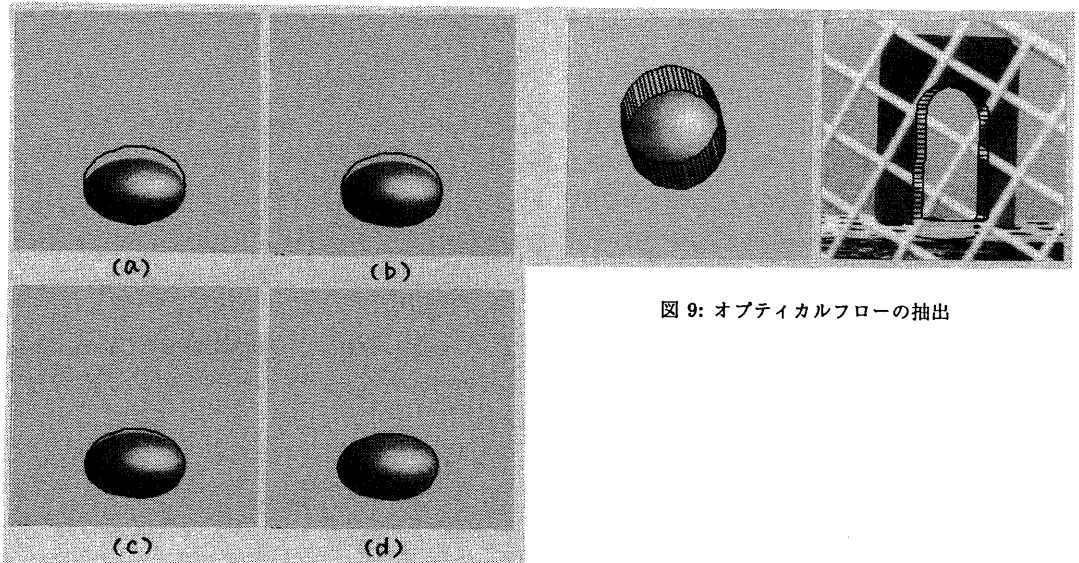


図 7: 弾性球 (CG 画像) の追跡結果. (a) 初期値, (b)-(d) 収束過程, (b) 1 回, (c) 2 回, (d) 4 回 (収束)

図 9: オプティカルフローの抽出

1 回の繰返しで約十数秒 (Sun4/470) であった。

5.2 オプティカルフローの抽出

本追跡処理では、輪郭モデルの制御点の対応が得られているので、当然のことながら、対応点ベースのオプティカルフローが求まる。図9にその抽出例を示す。従って、モデル輪郭上の制御点を適当にサンプリングすることにより複数フレームにわたる特徴点軌跡を容易に求めることができる。

6 むすび

本報告では、エネルギー最小化に基づく輪郭追跡手法について述べた。本手法は基本的には Active contour モデル (Snakes) の考え方を採り入れたものであるが、輪郭モデルに弾性的制約を付与しているところが大きな相違点である。本追跡手法の特徴を以下にまとめる。

- (1) ロングレンジの動画像に適用できる。
- (2) 輪郭の抽出と追跡の処理を同時に実行できる。
- (3) 照明条件の変化に強い。
- (4) 追跡対象物体内部のテクスチャや遮蔽エッジの影響を受けにくい。
- (5) 背景が動いていても、また追跡対象物体 (の一部) があるフレームで静止していても追跡が可能である。
- (6) 追跡対象物体が多少変形しても追跡可能である。

また、エネルギー最小化においては、従来、閉輪郭において最適解を現実的な時間で解くアルゴリズムが存在しなかったが、本報告で述べた解法により最適解を効率良く求めることが可能となった。本手法の実際の動画像への適用実験から、手法の妥当性・有効性を確認することができた。

謝辞

日頃ご指導を頂く、NTT ヒューマンインタフェース研究所視覚情報研究部小林幸雄部長に感謝いたします。内容について討論頂いた視覚情報研究部の皆様に感謝します。また、CG 画像を提供して頂いた視覚情報研究部の渡部保日児主任研究員に感謝します。

参考文献

- [1] Kass A., Witkin A. and Terzopoulos D.: "Snakes: Active contour modes", *Int. J. Comput. Vision*, **1**, 3, pp. 321-331(1988).

- [2] Barnard S. T. and Thompson W. B.: "Disparity analysis of images", *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.*, **PAMI-2**,4, pp. 333-340(1980).
- [3] Sethi I. K. and Jain R.: "Finding trajectories of feature points in a monocular image sequence", *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.*, **PAMI-9**,1, pp. 56-73(1987).
- [4] Salari V. and Sethi I. K.: "Correspondence in presence of occlusion", *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.*, **PAMI-12**,1, pp. 87-91(1990).
- [5] Cheng C. L. and Aggarwal J. K.: "A two-stage hybrid approach to the correspondence problem via forward-searching and backward-correcting", in *Proc., ICPR90*, pp. 173-179, Atlantic City, June(1990).
- [6] Dreschler and Nagel H. H.: "Volumetric model and 3D trajectory of a moving car derived from monocular tv-frame sequence of a street scene", in *Proc., IJCAI81*, Vancouver, Aug(1981).
- [7] Yuille A. L., Cohen D. S. and Hallinan P. W.: "Feature extraction from faces using deformable templates", in *Proc., CVPR89*, pp. 104-109, San Diego, June(1989).
- [8] 光本浩士, 岡崎耕三, 梶見直樹, 田村進一, 河合秀夫, 副井 裕: "エネルギー関数とオプティカルフローを用いた口唇輪郭の抽出・補完と追跡", *情報論*, **31**, 3, pp. 444-453(1990-3).
- [9] Amini A. A., Weymouth T. E. and Jain R. C.: "Using dynamic programming for solving variational problems in vision", *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.*, **PAMI-12**,9, pp. 855-867(1990).
- [10] Rosenfeld A. and Pfaltz J. L.: "Distance functions on digital pictures", *Pattern Recognition*, **1**, pp.33-61(1968).
- [11] 上田修功, 間瀬健二: "動的計画法による active contour エネルギーの最小化", *信学全大*, D-554(1991-3).
- [12] 山田博三, 山本和彦, 松浦雅彦: "2次元 DP 整合法による超音波腎臓像の認識", *信学論 (D)*, **J68-D**, 9, pp. 1649-1656(1985-9).