

領域間の分離度に基づく物体輪郭抽出

福井 和広[†]

Contour Extraction Method Based on Separability of Image Features

Kazuhiro FUKUI[†]

あらまし 本論文では、動的輪郭モデルを用いて、安定に物体輪郭を抽出する方法を提案する。輪郭を「輝度が急激に変化する位置」ではなく、「領域と領域を最も分離する領域境界」としてとらえる。ここで輪郭モデルの内側と外側間において領域特徴量（輝度、色相など）の分離程度を表す正規化された量（分離度）を導入する。初期配置された輪郭モデルは、分離度が増加する方向に動的に変形し、分離度最大の境界を対象物の輪郭として抽出する。本方法は、輪郭を二つの局所領域の統計的な性質によって決定するため、輝度こう配に基づく方法に比べてノイズなどの外乱に対してロバストである。更にこれに加えて処理速度の高速化および安定性の向上のために、B スプライン曲線で近似された動的輪郭モデルの変形自由度を処理過程において段階的に変化させる方法も提案する。分離度は、輪郭モデルと実輪郭の一致度を表す正規化量であり、制御点が不足して実輪郭とのずれが大きいセグメント上では低く、逆にずれが小さいセグメント上では大きくなる。この特性を利用して、まず少ない制御点数で大まかな輪郭を抽出しその後段階的に分離度の低いセグメントに制御点を追加していく。

キーワード 輪郭抽出, 動的輪郭モデル, スネーク, 領域情報, 線形判別法, 分離度

1. まえがき

高度なヒューマンインタフェースに向けて、画像を使った個人認証、表情の読取り、視線検出、ジェスチャー認識などは重要な要素技術である。これらの実現のためには、顔などの対象物の輪郭を背景画像に依存せずに安定に抽出することが不可欠となる。また画像情報を手軽にハンドリングできる環境が整備されつつある中で、画像中から対象物を正確かつ安定に抽出する要求も強くなっている。

筆者は、これまでに動的輪郭モデル (Snakes Model) [1] の考えに基づいて、画像中の動物体の輪郭を抽出・追跡する方法を研究してきた [6]。動的輪郭モデルによる輪郭抽出法は、画像中に仮想に設けた動的な輪郭モデルを、エネルギー最小化を適用して、物体の輪郭にフィットさせていく手法である。最小化すべきエネルギーは、輪郭モデルの滑らかさを表す内部エネルギー、輪郭上で最小となるように設定された画像エネルギー、外部からの強制力を表す外部エネルギーから構成される。一般的には、輪郭を「輝度が急変する位置」と定

義して、画像エネルギーは輝度こう配の極大位置で最小となるように設定されている [1],[2],[7],[8]。この輝度こう配に基づく輪郭抽出法は、これまでにさまざまな分野に適用されて効果を上げているが、次のような問題点が残されていた。

- (1) 弱いエッジから構成される不明りょうな輪郭を安定に抽出することが難しい。
- (2) 対象物のカラー、テクスチャ情報などの領域情報を有効に利用できない。

例えば、問題 (1) は顔輪郭抽出などで問題となる。通常、顔輪郭は、照明位置、向き・肌の反射特性、カメラのノイズの影響などにより、明りょうには現れない場合が多い。また問題 (2) は適用範囲を広げる際の制約となる。

これらの問題は、輪郭を輝度が急変する位置として抽出することに起因しているために、従来の輝度こう配に基づいたエッジ抽出においても同様に現れていた。エッジ抽出に関しては、筆者はエッジを領域と領域に境界としてとらえて安定に抽出する方法「領域間の分離度に基づくエッジ抽出法」を提案している [5]。この方法では、エッジを領域と領域の境界として抽出する。この考えに基づいて、線形判別分析より二つの領域に属す特徴集合が統計的にどの程度分離されている

[†] (株) 東芝関西研究所, 神戸市
TOSHIBA Kansai Research Laboratories, 8-6-26 Motoyama-minami-chou, Higashinada-ku, Kobe-shi, 658 Japan

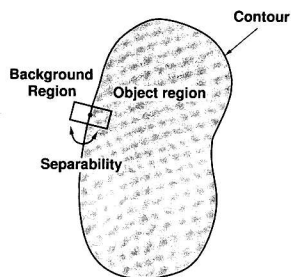


図1 領域間の分離度により定義される輪郭
Fig.1 Defintion of a contour based on separability.

かを示す“分離度”[11]を導入し、この値がしきい値より大きい位置をエッジとして抽出した。

同様の考え方に基づいて、物体輪郭を「輝度が急変する位置」ではなく、「領域間を最も分離する境界」と定義する。動的輪郭モデルは自分自身の内側と外側領域間で定義された分離度を増大する方向に変形し、分離度が最大となる境界を輪郭として抽出する。実際分離度は、輪郭モデル上に離散的に設けられた複数の探索方形領域から求まる“部分的な分離度”の平均として得られる(図1)。この考えに基づけば、輪郭は領域境界として統計的に決まるのでノイズにロバストな輪郭抽出が実現できる。更に抽出の際に領域情報も効率良く扱える利点もある。同じような領域ベースの輪郭抽出法として、与えられた初期輪郭から背景領域と対象物領域の画素分布を記述し、画素が各領域に属する「もってもらしさ」(ゆう度)をもとに輪郭を抽出する方法が提案されている[9]。この方法では、画素分布を記述するために、あらかじめクラスタリングのための計算が必要であった。これに対して提案する方法は、計算が簡易であり、クラスタリング計算は不要である。また領域のクラスタリングで使われる評価関数を画像エネルギーとした方法[4]も提案されているが、対象物と背景色が似ている場合や輪郭が不明りような場合は、安定な輪郭抽出は難しかった。

本論文では、更に処理の高速化と安定性向上のために、動的輪郭モデルの変形自由度を処理過程において段階的に制御する方法も提案する。本方法では、輪郭モデルはいくつかの制御点により規定されるBスプライン曲線で表現されている。Bスプライン曲線は、制御点の数により以下のような特性をもつ。制御点数が少ない場合、変形の自由度が小さく(“硬く”)なり大まかな輪郭形状しか抽出できなくなる反面、ノイズな

どの外乱に強くなる。逆に、制御点数が多い場合は、変形の自由度が上がり(“軟らかく”)なり細かい輪郭まで抽出できる反面、ノイズに対して不安定となる。従ってBスプライン曲線で複雑な形状を表現するためには実輪郭の部分形状に応じて制御点を配置していく必要がある。例えば凸や凹などの曲率変化の大きい箇所に対しては、制御点を密に配置する。

本論文では、まず少ない制御点数で大まかな輪郭を抽出し、輪郭モデル上で分離度が低いセグメントを探し出しこれを分割するように制御点を追加していく。後で述べるように分離度は輪郭モデルと実輪郭の一致度を表す正規化された値であり、実輪郭とのずれが小さい方形領域では高く、逆にずれが大きい方形領域では低くなる。

この方法の利点は、(1)はじめから高解像度に輪郭抽出する方法に比べて計算量が少なく済む。(2)自由度を段階的に高くしていくのでノイズなどの外乱に対してロバストである点である。

以下、まず分離度の算出法および本方法の輪郭抽出法の基本的な考え方について述べ、次に処理の詳細な流れについて述べる。最後にシミュレーション画像、および実画像を用いた評価実験の結果を示す。

2. 分離度の定義

ここでは、分離度について説明する。分離度とは、ある集合を二つのクラスに分割した場合、クラス間の変動が全集合の変動に占める割合である。完全に分離されている場合は、最大値1.0をとる。逆に、分離できない場合は、最小値0に近くなる。この量は、2値化処理における最適しきい値の決定[11]に利用されている。

輪郭モデル上において曲線と垂直な向きに方形探索領域を設けて、これを二つの領域を分割する場合を考える(図1)。図2(a)はこの方形領域の詳細を示したものである。境界 x で分割された二つの領域に対して、分離度 η は次式で定義される。

$$\eta = \frac{\sigma_b^2}{\sigma_T^2} \quad (1)$$

$$\sigma_b^2 = n_1(\overline{P_1} - \overline{P_m})^2 + n_2(\overline{P_2} - \overline{P_m})^2 \quad (2)$$

$$\sigma_T^2 = \sum_{i=1}^N (P_i - \overline{P_m})^2 \quad (3)$$

ここで、 $N = n_1 + n_2$ 、 n_1 = 探索領域1内の画素数、 n_2 = 探索領域2内の画素数、 σ_T は、領域全体の分散

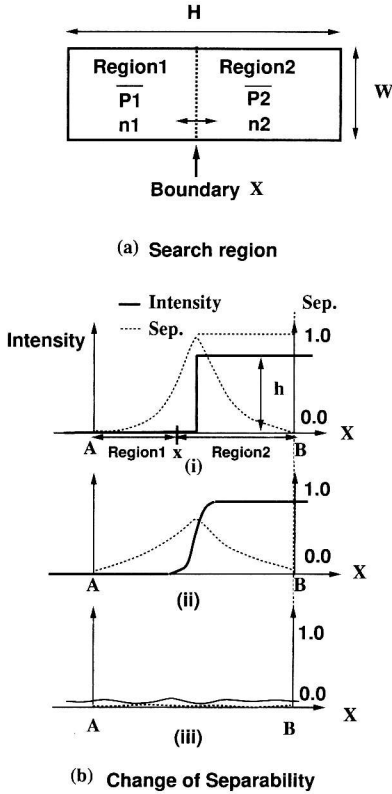


図2 分離度
Fig.2 Separability.

値, P_i は, 位置 i の輝度レベル, $\overline{P_1}$ は, 領域 1 の平均輝度レベル, $\overline{P_2}$ は, 領域 2 の平均輝度レベル, $\overline{P_m}$ は, 領域全体の平均輝度レベルを示している. 分離度は, $0 < \eta \leq 1.0$ の範囲の値をとる. ここでは, P_i を, 輝度レベルとしたが, 代わりに色相, 彩度, テクスチャ量などの他の画像特徴量を用いることも可能である.

図 2(b) の (i)~(iii) は, さまざまな状態の輪郭 (実線: 輝度分布) の近傍に設定された領域 AB ($W=1$) を境界 x で領域 AX と BX に分割する時の分離度を破線で示している. (i) は理想輪郭 (ステップエッジ), (ii) は鈍った輪郭, (iii) は平坦な部を示している. (i), (ii) の場合, 分離度は x = 輪郭上で分割したときに最大となり, x が輪郭から離れるに従って低下する. 分離度は背景と対象の輝度の差 h に依存しない正規化量なので, 弱いエッジに対しても 1.0 となり安定に検出可能である [5]. 但し実際にはエッジが鈍るために (ii) のように 1.0 より若干小さくなる. 一般に, 正規化された L 個の画像特徴を対象にする場合にも, 同様に分離度



図3 顔輪郭付近における RGB 輝度・分離度の分布
Fig.3 Profiles of image intensity of RGB and separability near a face contour.

η を定義できる.

$$\eta = \frac{\sum_{f=1}^L \sigma_f^2}{\sum_{f=1}^L \sigma_{Tf}^2} \quad (4)$$

$$\sigma_f^2 = n_1(\overline{P_{1f}} - \overline{P_{mf}})^2 + n_2(\overline{P_{2f}} - \overline{P_{mf}})^2 \quad (5)$$

$$\sigma_{Tf}^2 = \sum_{i=1}^N (P_{if} - \overline{P_{mf}})^2 \quad (6)$$

ここで, σ_{Tf}^2 は画像特徴量 f ($=1, L$) の領域全体の分散値, $\overline{P_{mf}}$ は平均値, $\overline{P_{1f}}$ は領域 1 内での画像特徴量 f の平均, $\overline{P_{2f}}$ は領域 2 内での画像特徴量 f の平均である. 分離度の範囲は, $0 < \eta \leq 1.0$ となる.

図 3 は, 顔輪郭の近傍に配置された方形領域 ($H=30, W=5$) を境界 X で分割する際に式 (4) から求まる分離度 ($L=3$) と領域内の平均 RGB の輝度分布を示している. 分離度は, 輪郭上で分割したときに最大となっていることがわかる.

3. 動的輪郭モデル

一般的には, 最小化関数 E は以下のように定義される.

$$E = \int (E_{int}(s) + E_{image}(s)) ds \quad (7)$$

ここで E_{int} は曲線の滑らかさを示す内部エネルギー, E_{image} は輪郭上で最小となるポテンシャルエネルギーを示す. 内部エネルギー項に関しては, 本論文では輪郭モデルを B スプライン曲線で近似することで常に最小化されていると考える [2]. 従って最小化関数 E は, 以下のように画像エネルギー E_{image} 項のみで構成さ

れる。

$$E(s; \tilde{Q}) = \sum_{i=1}^{all} E_{image}(s; \tilde{Q}) \quad (8)$$

ここで all は全サンプル数、 \tilde{Q} は制御点数を示す。
 画像エネルギー E_{image} は輪郭モデル上の各サンプル点 s に対して設定された方形領域 (図 4 では一つだけ表示) を x =輪郭モデル上で分割するときを求める分離度 (特に η^* と表記) と定義する。

$$E_{image}(s; \tilde{Q}) = -\eta^*(s) \quad (9)$$

この画像エネルギーは、制御点数 \tilde{Q} にも依存することに注意する。つまり制御点数が多い程、 $\min\{E_{image}(s; \tilde{Q})\}$ は小さくなる。しかし制御点数を多く設定 (\tilde{Q}^f) して輪郭抽出を行うと、最小化の不安定性や計算コストの増大といった問題が起きてくる。そこで 5. で述べるように $\min\{E_{image}(s; \tilde{Q}_0)\}$ を初期値として $\tilde{Q}_0 \rightarrow \tilde{Q}_f$ と制御点を増やしていきながら段階的に最小化を進め、最終的に $\min\{E_{image}(s; \tilde{Q}_f)\}$ を得る。

3次 B スプライン曲線 $L'(s) (s = 1 \sim N : N$ はサンプル数) は、四つの制御点 Q_i と B スプライン基底関数 $N_i(s)$ から規定される。

$$L'(s) = \sum_{i=1}^4 N_i(s) Q_i \quad (10)$$

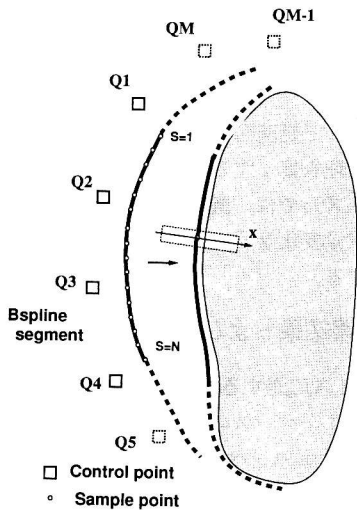


図 4 B スプラインスネーク
 Fig. 4 B-spline snake.

実際の輪郭モデル $L(s)$ は図 4 に示すように M 個のセグメント L' が連結されて形成される。分離度が增加するように変形した後の $L(s)$ は、全セグメントにおいて以下の式を最小化することで求まる。

$$\sum_{j=1}^N \left(\sum_{i=1}^4 N_i(S_j) Q_i - L(S_j) \right)^2 \Rightarrow \min \quad (11)$$

4. エネルギー最小化の過程

エネルギー最小化の過程は、図 5 に示すような流れとなる。初期配置された輪郭モデルは、各探索領域内の分離度の分布を調べ、分離度 η^* が増加する方向に各サンプル点を微小移動して式 (9) を低下させる。変形後の新しい輪郭モデルの制御点を式 (11) に最小 2 乗法を用いて求める。この変形 \rightarrow スプライン近似の処理を繰り返しながら、輪郭モデルは、徐々に変形していき、最終的には分離度が最も高くなる領域境界を輪郭として抽出する。具体的な流れは、以下ようになる。

- (1) 対象物体の近傍に輪郭モデルを初期配置する。初期配置の方法としては、分裂モデルを使う方法 [10]、あるいはあらかじめ対象物が既知の場合は、テンプレートマッチング [12] などが適用できる (ステップ 1)。

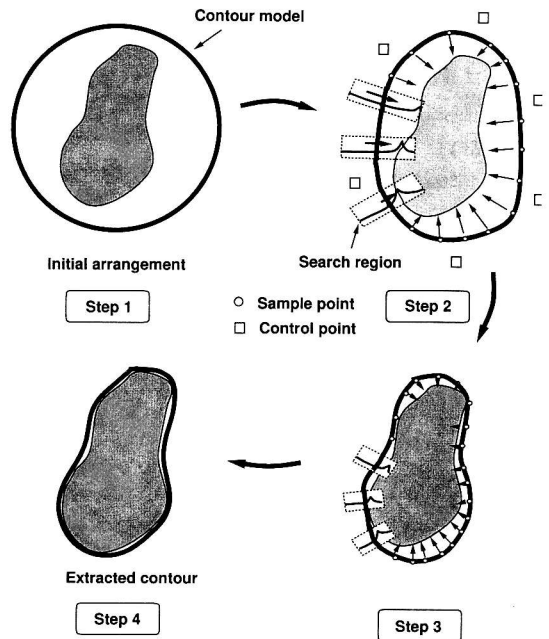


図 5 輪郭抽出の流れ
 Fig. 5 Flow of contour extraction.

(2) 輪郭モデルの各サンプル点 s において, 方形探索領域 (例えば, $H=60$ ピクセル, $W=5$ ピクセル) を設ける (ステップ 2).

(3) 各探索領域内で, 式 (1) あるいは式 (4) から求まる分離度 η が最大となる分割境界 X を探す.

(4) 各サンプル点 s を X へ向かって距離 $w|s-X|$ だけ移動させ, 新しいサンプル点 s_{new} とする. ここで, w は 1.0 以下の正数である.

(5) 新しいサンプル点 s_{new} を最も近似する B スプライン曲線の制御点を式 (11) より最小 2 乗法で求める.

(6) 探索方形領域の H, W を c 倍 (例えば, $c=0.95$) して処理 (2) へ戻る. ここで全サンプル点における η^* の平均 $\bar{\eta}^*$ の変化が, 基準 ϵ より小さい場合, あるいは, 処理の繰返し回数が規定回数 N_{limit} を超えた場合は, 処理を終了する (ステップ 4).

5. 制御点追加アルゴリズム

ここでは, 制御点追加アルゴリズムについて説明する. 図 6(a)~(d) に示すように B スプライン曲線は使用する制御点の数 P が多いほど, 複雑な形状を表現できる. その反面, 計算コストの増大や最小化の不安定性などが問題となる. そこで本論文では少ない制御点数から処理を開始して, 図 7 に示すように抽出過程において分離度 η^* の低いセグメントを分割するように, 制御点を追加・再配置していく. 具体的な制御点の追加アルゴリズムは, 以下のような流れとなる.

(*0) 制御点数 \tilde{Q}_0 で輪郭抽出を行う (前章の処理 (1)~(6)).

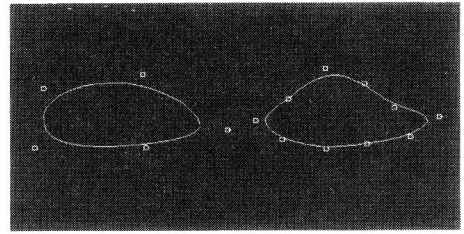
(*1) 平均分離度 $\bar{\eta}^*$ の時間変化が基準 d より小さい場合は, これ以上変形が進まないとして以下の制御点追加処理を実行する. d より大きい場合は制御点を追加せずに (*0) に戻って再度輪郭探索を行う.

[制御点追加処理]

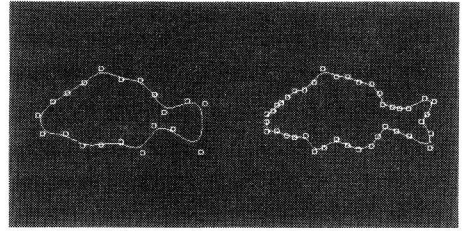
(0) 四つの制御点から規定される各セグメントの各サンプル点 s に対する分離度 η^* の平均値 $\bar{\eta}_{seg}^* = \sum_{s=1}^N \eta^*(s)/N$ を求める.

(1) $\bar{\eta}_{seg}^*$ が, 全サンプル点における η^* の平均 $\bar{\eta}^*$ より小さいセグメントを二つに分割するように制御点を追加する. 図 7 では, セグメント AB がセグメント AC とセグメント CB に等分割される過程 [13] を示している. 図中で添字 ' が追加前の制御点, 添字なしが追加後の制御点を示している.

(3) (*0) へ戻って新しい制御点セットで輪郭抽出



(a) P=5 (b) P=15



(c) P=20 (d) P=40

図 6 魚形状の B スプライン曲線近似
Fig.6 Fish shapes with B-spline.

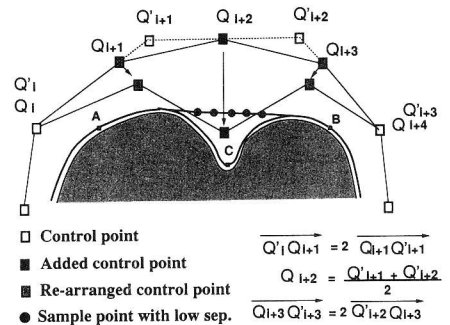


図 7 制御点の追加
Fig.7 Addition process of a control point.

を行う. ここで処理回数あるいは制御点数が規定値に達したら処理を終了する.

本アルゴリズムでは, 制御点が追加される前後で輪郭モデル形状は変化せず, 輪郭モデルの変形自由度のみが変化する.

6. 実験結果および考察

6.1 ノイズに対するロバスト性の評価実験

B スプラインベースの輝度こう配に基づく輪郭抽出法 [2] (以下, エッジベースと呼ぶ) と提案方法のノイズに対するロバスト性を比較した. 両手法とも制御点数は 20 点, サンプル数は 160 点とした.

評価画像には図 8 に示すようなシミュレーション

画像を準備した。画像サイズは 200×200 ピクセルでその中心 C に半径 40 ピクセルの円が配置されている。円領域、背景の輝度は 256 階調に対してそれぞれ 100, 150 である。更に実画像に近づけるためにガウシアンフィルタ ($\sigma = 1.0$) を用いて輪郭をぼかしてある。この画像に対して SN 比を 100~0.5 まで変化したガウシアンノイズを付加した。SN 比は h/σ (h は円と背景領域の輝度差, σ はノイズの分散値) で定義する。図 8(a)~(f) は抽出結果を示している。図 9 は、抽出精度をグラフ化したものである。図中で横軸が SN 比, 縦軸が抽出率 (%) を示している。ここで抽出率は、動的輪郭モデルが収束時に全サンプル点の $R_0 - 1 < R_s < R_0 + 1$ に入っている割合 (%) と定

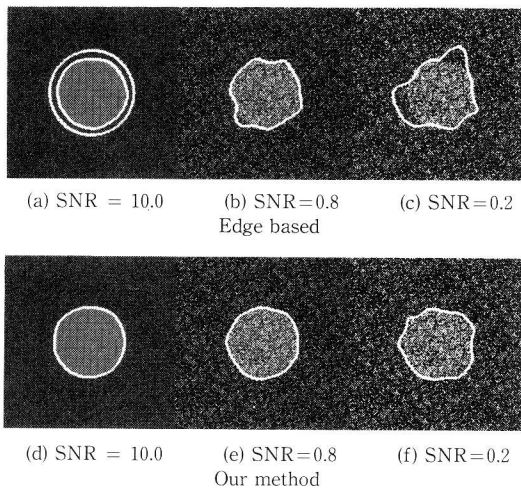


図 8 評価画像および抽出結果
Fig. 8 Test image and extracted contours.

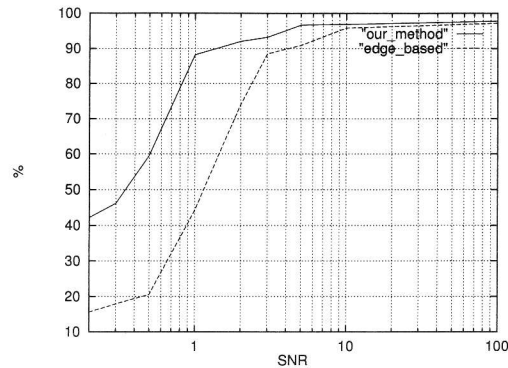


図 9 ノイズに対するロバスト性の評価
Fig. 9 Variation of Robustness as a function of SNR.

義する。ここで R_s は各サンプル点と中心 C との距離, R_0 は 40 ピクセルである。初期配置は、図 8(a) に示すように C を中心にした半径 50 ピクセルの円上に設定した。

実験結果から提案方法が、エッジベースの方法に比較してノイズに対してロバストであることがわかる。SN 比が 10 より低下するとエッジベースの方法は大きく性能低下するが、提案方法ではノイズの影響が少ない。特に SN 比が 3.0 以下の高ノイズが付加された画像に対しては、提案した方法が有効であることがわかる。

6.2 制御点追加アルゴリズムの評価実験

図 10 に示した画像 (320×240 ピクセル) に制御点追加アルゴリズム ($d=1.0$ および 0.01 の 2 種類) を適用して横顔の色相輪郭を抽出した。本実験では H, W の更新の影響を排除して追加アルゴリズムの動作のみを確認するために、 H, W を 30 と 5 に固定した。但し、初期配置された輪郭モデルが実輪郭から 30 ピクセル以上離れていたために、輪郭モデルが実輪郭に近

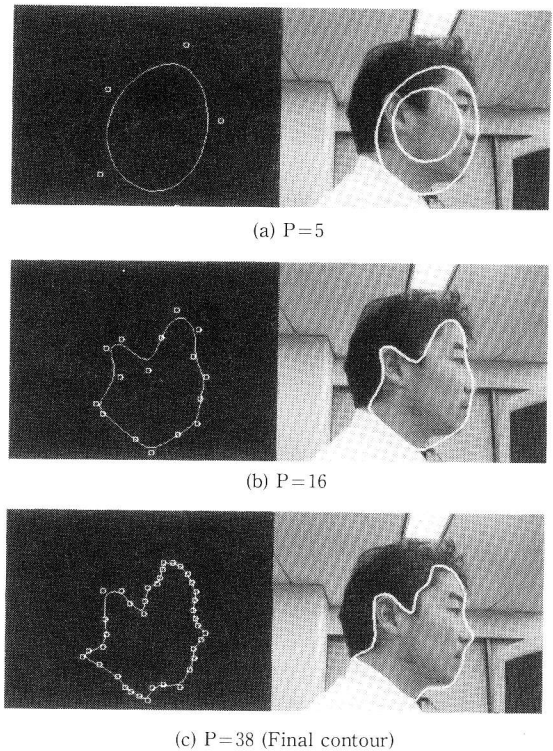


図 10 制御点の追加過程
Fig. 10 Process for addition of control point.

づくまでの2回の探索処理中はHを60ピクセルと広めに設定した。

色相輪郭は、各探索領域内のカラー画像を色相画像に変換して、色相の分離度が最大となる境界を式(5)から求める。色相分離度は、探索方形領域全体に対するR, G, Bの平均 $\bar{R}, \bar{G}, \bar{B}$ を求め、HSI6角錐カラーモデル[3]を用いて平均色相 \bar{Hue} に変換する。ここで分離度を計算するのに必要な二つの色相間の距離を、色相円周上で求まる二つの角度のうちで小さい方の色相角度と定義する。

初期配置時における制御点およびサンプル点数は5, 40点に設定した。図10(a)~(c)は、 $d = 0.01$ の場合に制御点数Pが5から38へと増加していき最終的にサンプル点数が304点になる過程を示している。図10(a)左図は、P=5における制御点と輪郭モデル、右図は初期配置と抽出された輪郭、同様に(b), (c)はP=16, P=38の場合を示している。図11は、探索処理回数に対する平均色相分離度の推移を示している。図中で Δ は平均分離度の変化が基準 d より小さくなって制御点が追加された時点を示している。 $d=1.0$ および0.01の両者とも安定にほぼ同じ分離度に収束しているが、 $d=0.01$ と設定した場合は、 $d=1.0$ に比べて、制御点追加処理の起動が遅れ収束までの時間が長くなっていることがわかる。 $d=1.0$ と設定した場合には、制御点の追加と探索を同時に行っていることになり収束時間が短縮されている。

処理時間は、 $d=1.0$ と設定した場合、SS20 (Hyper Sparc 50 MHz) で5.76秒であった。はじめから制御点数を38点に設定して抽出処理を行った場合の9.90

秒に比較して42%の計算量を削減している。また最終的な色相分離度は追加アルゴリズムを適用した場合が0.77, 38点で抽出した場合が0.69となった。これは同じ制御点数でも追加アルゴリズムを適用した方が必要な箇所に制御点が配置され正確な輪郭を抽出できたことを示している。

6.3 カラー画像を用いた評価実験

カラー画像(320×240ピクセル)から輪郭抽出性能に関して、提案法とエッジベース[2]との比較実験を行った。図12, 13に比較結果を示す。平均顔テンプレートを用いたパターンマッチング[12]により大まかな顔方形領域を決定し、この方形に内接するだ円上に輪郭モデルを初期配置し各アルゴリズムを適用した。

RGB分離度は顔領域内部の影の影響を受けやすい。提案法では、まず比較的安定に抽出できる色相輪郭を制御点追加アルゴリズム($d=1.0$, 初期制御点数P=5, H=60, W=5, $c=0.95$ (固定))を適用して抽出し、その後色相輪郭近傍で明度や彩度も考慮したRGB

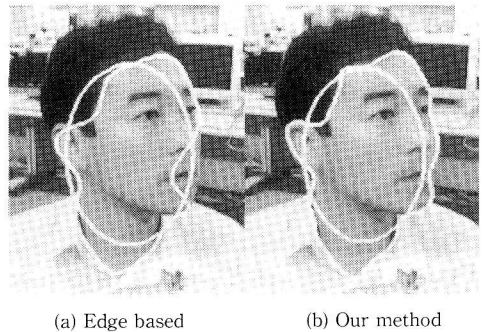


図12 顔輪郭抽出結果1
Fig.12 Extracted face contour.

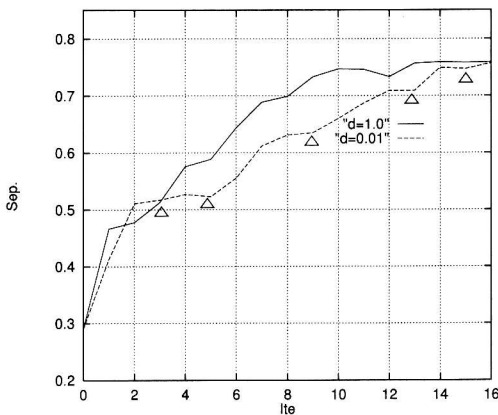


図11 色相分離度の推移
Fig.11 Change of hue separability.

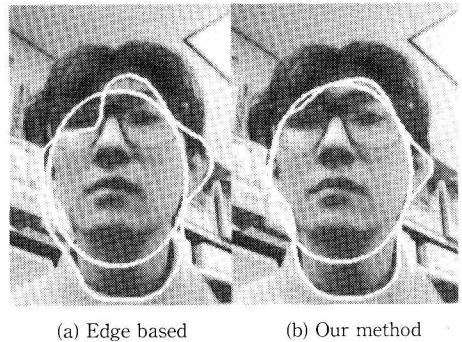


図13 顔輪郭抽出結果2
Fig.13 Extracted face contour.

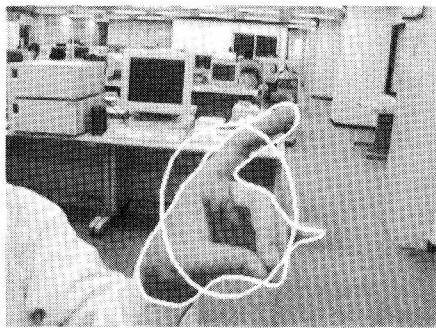


図 14 手の輪郭抽出結果
Fig.14 Extracted hand contour.

輪郭 (式 (4), $L=3$) を抽出した。

顔面は複雑な 3 次元曲面なので輝度, 色相の分布は一定ではなく, エッジベースの輪郭抽出では, 図 12 (a) に示すように安定な抽出が難しい。これに対して提案方法では, 肌色や顔形状の制約条件は用いずに, 色相と RGB の分離だけで安定に顔輪郭を抽出できた。耳近傍にうまく抽出できていない箇所があるが, 単純にセグメントを等分割するように制御点を追加しているのが原因である。これについては分離度の分布に応じてセグメントの分割比を変化させれば解決できると考えられる。

図 13 の画像は, 逆光のために背景のダンボールと肌色の色相が同じ 40~65 度の範囲に分布している例で, 高ノイズが付加された色相分布とみなせる。提案方法では色相を最も分離する境界として安定に輪郭抽出ができた。一方エッジベースの方法では顔輪郭を抽出することができずに, 背景のダンボール間の強いエッジを誤って抽出した。

図 14 は, 顔と同じ条件で抽出した手の輪郭である。輪郭が不明りょうで形状が複雑にもかかわらず, 図中に示した円を初期配置として安定な輪郭抽出ができた。

今後の課題としては, 初期配置の位置によっては探索領域の中に二つ以上の領域が含まれる場合が考えられる。この場合には, 階層的に領域を分割していく方法や隣接する探索領域間での特徴の類似性をエネルギーに加味する方法 [4] の導入が必要である。また, 制御点追加アルゴリズムの初期制御点数に関しては, 本実験で示した顔程度の複雑さであれば 5 点から始めても実用上問題なかった。しかし, 更に複雑な形状を対象にする場合は, 初期制御点の数に依存して抽出形

状が変わる可能性があり, これについては更に検討を要する。

7. むすび

本論文では, 動的輪郭モデルを用いて, 物体輪郭を安定に抽出する方法を提案した。本方法では, 物体輪郭を「背景領域と対象物領域との領域境界」としてとらえる。この考えに基づいて, 領域間の分離の程度を表す「分離度」を導入し, 分離度が最大となる境界を輪郭として抽出する。最後に本方法の特徴をまとめる。

(1) 物体輪郭を, 領域と領域の領域境界としてとらえるので, 従来の輝度こう配に基づく方法に比べて, ノイズなどの影響に対してロバストである。

(2) 輝度以外のカラー (色相), テクスチャなどの領域特徴量を扱うことが可能である。これにより, 上位レベル処理の目的に応じて, 必要な特徴量の輪郭を抽出することが可能となる。

(3) 分離度を指標にして動的輪郭モデルの変形自由度を段階的に高くすることにより効率の良い輪郭抽出が実現できる。

今後は対象物の色情報や形状などの上位レベルの知識を効率良く本方法に組み込みヒューマンインタフェース分野に適用していく。

文 献

- [1] M. Kass, A. Witkin, and D. Terzopoulos, "Snakes: Active contour models," in Proc. 1st Int. Conf. on Computer Vision, pp.259-268, 1987.
- [2] R. Cipolla and A. Blake, "The dynamic analysis of apparent contours," in Proc. 3rd Int. Conf. on Computer Vision, pp.616-623, 1990.
- [3] A.R. Smith, "Color gamut transformation pairs," Computer Graphics, vol.12, pp.12-19, 1978.
- [4] R. Ronfard, "Region-based strategies for active contour models," International Journal of Computer Vision, vol.13, no.2, pp.229-251, 1994.
- [5] K. Fukui, "Edge extraction method based on separability of image features," IEICE Trans. on Information and Systems, vol.E78-D, no.12, pp.1533-1538, Dec. 1995.
- [6] 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法," 情処研報, CV-80, pp.79-86, 1993.
- [7] 上田修功, 間瀬健二, 末永康仁, "弾性輪郭モデルとエネルギー最小化原理による輪郭線追跡手法," 信学論 (D-II), vol.J75D-II, no.11, pp.111-120, 1992.
- [8] 藤村恒太, 横矢直和, 山本和彦, "多重スケール画像を用いた非剛体物体の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," 信学論 (D-II), vol.J76-D-II, no.2, pp.382-390, Feb. 1993.
- [9] 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," 信学論 (D-II),

vol.J75-D-II, no.7, pp.1111-1119, July 1992.

- [10] 荒木昭一, 横矢直和, 岩佐英彦, 竹村治雄, “複数物体の抽出を目的とした交差判定により分裂する動的な輪郭モデル,” 信学論 (D-II), vol.J79-D-II, no.10, pp.1704-1711, Oct. 1996.
- [11] 大津展之, “判別および最小2乗規準に基づく自動しきい値選択法,” 信学論 (D), vol.J63-D, no.4, pp.349-356, 1980.
- [12] 小杉 信, “モザイクとニューラルネットを用いた顔画像の認識,” 信学論 (D-II), vol.J76, no.6, pp.1132-1139, June 1993.
- [13] 穂坂 衛, “CAD/CAM における曲線曲面のモデルリング,” 東京電機大学出版, 1996.
(平成 8 年 10 月 21 日受付, 9 年 1 月 17 日再受付)



福井 和広 (正員)

昭 61 九州大・工・機械卒。昭 63 同大大学院工学研究科了。同年 (株) 東芝入社。現在, (株) 東芝関西研究所勤務。コンピュータビジョン・画像処理の研究開発に従事。