

顔輪郭抽出のための動的輪郭モデルの提案

横山 太郎[†] 八木 康史[†] 谷内田 正彦[†]

顔認識における課題の1つに、いかに安定に正しく滑らかな顔領域を抽出できるかという顔輪郭形状の自動抽出がある。一般に、動的輪郭モデルは、任意のエネルギー関数で定義され、モデルの輪郭形状を変形させることで入力画像から対象物体の滑らかな輪郭形状を抽出することができる。しかし、曲面物体などの遮蔽輪郭（たとえば、人の顔輪郭）などを対象とした場合、輪郭エッジが曖昧な部分もあり、エネルギーの定義の仕方が難しく、また収束点での形状が初期位置に依存するという問題があった。本論文では、顔輪郭のような軸対称性を持つ曲面物体を対象とした動的輪郭モデルを提案する。具体的には、以下の3点を従来の動的輪郭モデルに取り入れる。1) 二重スケール微分フィルタによる画像エネルギーの定義、2) 軸対称性による全体形状拘束、3) 反復初期化法。

Active Contour Models for Extracting Facial Contour

TARO YOKOYAMA,[†] YASUSHI YAGI[†] and MASAHIKO YACHIDA[†]

The difficulty in the use of an active contour model is how to provide the initial position of the contours and how to define energy functions. In this paper, we propose a new active contour model for an axis-symmetric curved 3D object. We include the axis-symmetry property as a global constraint on the energy function of the active contour model. Instances of the active contour model can only deform in a way keeping axis symmetry. Apparent contours of a 3D curved object in an image depend on the curvature relative to the view point, the lighting conditions and the background patterns. The proposed method uses two different sizes of differential filters for extraction of apparent contours with partially different intensity gradients. We consider that the most suitable initial positions of active contours are positions which are equidistant from desired contours. Then, to improve the sensitivity of initialization, we converge the initial position to the most suitable position by iteratively calculating the initial position of active contours. We apply the method to real human faces of more than 50 people with our face recognition system for evaluating effectiveness.

1. はじめに

顔認識における課題の1つに、いかに安定に正しく滑らかな顔輪郭が抽出できるかという輪郭形状の自動抽出がある。顔は曲面物体と考えることができるため、鮮明な輪郭線がいつも表れるとは限らない。また、しわやほくろなどの顔器官以外の特徴があり、一般にそれらの特徴は個人同定などの目的では有用であるが、顔輪郭や顔器官の抽出には雑音になる。すなわち、顔輪郭抽出は3次元曲面物体の輪郭検出を行う問題の中でも困難なもの1つと考えることができる。

一般に顔輪郭抽出においては、顔の特徴をとらえた何らかのモデルを利用する方法が有用で、これまで様々な方法が提案されてきた^{8),9)}。たとえば、Brunelli¹⁰⁾は、大まかな顔中心位置から顔画像を楕円状の

極座標変換し、顔の輪郭形状を楕円と仮定すると、輪郭形状が極座標上で直線状に表れることを利用し顔輪郭を推定する方法を提案した。またCootesら^{8),9)}は、ラベル付けされた学習セットを用い、統計的に形状と位置関係をモデル化したアクティブシェープモデルという輪郭モデルを提案している。一般にモデルを利用する場合、使用するモデルの妥当性が重要な鍵となり、Cootesらの輪郭形状を統計的に求め平均輪郭モデルを用意する方法は、個人差を教示した顔画像のばらつきにより与えているため、楕円モデルと比べ人の顔形状を表現できる手法といえる。しかし、教示データに偏りや量の不足があった場合、モデルと入力データ間の差が大きくなり、輪郭形状の抽出誤差が大きくなると考えられる。顔輪郭のように対象とする曲面物体の形状特徴があらかじめ分かる場合には、統計モデルよりも対象形状をよりの確にとらえたモデルの方が望ましいといえる。

我々¹⁴⁾もこれまで、ほぼ正面を向いた顔画像を対

[†] 大阪大学大学院基礎工学研究科
Graduate School of Engineering Science, Osaka University

象とし、人間の顔の持つ大局的な特徴である左右対称性（軸対称性）を利用した動的輪郭モデルを提案し、顔輪郭ならびに顔器官輪郭を自動抽出するシステムを構築してきた。この手法の場合、おおまかに初期位置を与えることができれば、顔輪郭形状を正確に抽出することができたが、初期値が顔輪郭に対し左右いずれかに大きくずれて与えられると、輪郭線のあいまいな顔輪郭部分では収束しにくいという初期値依存性の問題があった。これは、軸対象性拘束が、顔の両側が輪郭点に到達することで初めて発揮される全体形状に対する拘束条件のためである。

そこで、本論文では、より正確な顔輪郭形状を安定に抽出することを目的に、これまで我々の提案してきた軸対称性拘束を持つ動的輪郭モデルに二重スケールフィルタと反復初期化法という2点の拡張をした顔輪郭抽出のための新たな動的輪郭モデルを提案する。

曲面物体の画像に表れる輪郭は視点、照明、反射率、表面の方向、背景となる物体の見え方によって決まる。このためひと続きの輪郭線においても一様な表れ方をすることは少なく、さらに同じ対象であっても環境条件が違えば異なった表れ方をすることになる。本手法では、違った輝度勾配を持つ輪郭線にも収束できるよう、2つの異なるサイズの微分フィルタの情報を統合し輪郭らしさ（エッジなど輪郭線を表す特徴）を表す外部エネルギー項としている。我々のアプローチとは異なるが、同様にスケールスペースの手法を利用したものに Schnabel ら⁴⁾の、多解像度にガウシアンスムーズされた画像に対して、動的輪郭モデルを用いた例がある。彼らの方法は、大まかな輪郭形状に当初収束させてから、しだいに詳細な画像に適用することで、局所解での収束を減らすという方法で、本手法のように2つのフィルタを同時に並行して利用、両情報の統合からエッジを表現するものではない。

ところで、美濃ら⁶⁾による動的輪郭モデルに関するサーベイでも述べられているように、一般に動的輪郭モデルは、最小解ではなく極小解を求める手法であるため、初期位置依存性の問題がある。それに対する根本的な解決方法として、大局情報や幾何情報を駆使したエネルギー最小化問題としての定式化法が考えられる。たとえば、Cohen ら⁷⁾は、輪郭の両端点があらかじめ得られているという仮定のもとで、両端点間の Global Minimization として輪郭線を抽出する方法を提案した。しかしながら、一般に実シーンでは、背景パターン、照明条件など観測条件は一定でなく、また個人差もあるため、輪郭線は安定して得られるとは限らず、不明瞭、不均一な輪郭線となり、あらかじめ必

要となる輪郭線の両端点を自動抽出すること自体難しい。すなわち、最小化問題として完全に定式化することによる解決は困難であると考えられる。他の有効な手法として、Gunn ら⁵⁾により2本の動的輪郭モデルを用い、一方は内側から広げ、他方は外側から縮め、相互に干渉しあうことにより局所解に陥ることを避ける方法が提案されている。この方法では、強い画像特徴がない場合の初期位置依存性を避けることを目的とし、従来法と比べ安定した輪郭を抽出することができている。ただし、上述のように、あらかじめ2つのモデルの間に目標輪郭がくるように、両モデルの初期位置を与えなければならないという問題があった。

本提案手法は、軸対称性拘束と二重スケールフィルタを用いた動的輪郭モデルを繰り返し適用し初期位置を毎回更新することで（以後、反復初期化と呼ぶ）初期位置依存性の問題を改善する。ここで、動的輪郭モデルにとって最適な初期位置とは、収束させたい輪郭線から等距離（等移動距離）な位置と考える。このような初期値を選べば輪郭モデルを変形したときに、すべての輪郭点への到達が等しくなり、すべてのエネルギー項からの影響を同時に受けやすいという利点が考えられるからである。そこで具体的に反復初期化では、最適な初期位置に動的輪郭モデルを導くために輪郭モデルを一度収束させた後に、初期位置と収束後のコントロール点との間の間隔に比例して等しい割合だけ輪郭を戻した位置を新たな初期位置として、動的輪郭モデルの更新を収束位置が安定するまで繰り返す。

以下、本論文では、提案する動的輪郭モデルならびに顔輪郭抽出への適用方法と50の顔画像に対し実験を行い、本手法の有効性を評価した結果について報告する。

2. Cohen's Active Contour Model

滑らかな輪郭形状を抽出する有効な手法に Kass ら¹⁾により提案された動的輪郭モデル (Snakes) があり、これまで顔の輪郭検出も含め、多くの研究が行われてきた^{2)~5),7)}。我々の基本とした動的輪郭モデルは、Cohen ら²⁾により拡張されたモデルである。このモデルでは、輪郭のベクトル表現を $v(s) = (x(s), y(s))$ として、動的輪郭モデル全体のエネルギー項 E_{snake} を次式のように定義している。

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

ここで、 E_{int} は滑らかさと連続性を示す内部エネルギー項、 E_{image} は対象画像特徴による画像エネル

ギー項, E_{con} は輪郭の変形の方法を決める外部エネルギー項である。

内部エネルギー項 E_{int} は, 輪郭の1次の偏微分項に対する重み $\alpha(s)$ と, 2次の偏微分項に対する重み $\beta(s)$ により,

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

と定義される。

画像によるエネルギー項 E_{image} は, 画像の勾配により動的輪郭モデルをエッジに引き付けるもので, 次のような画像の1次微分に重みを付けたものを用いる。

$$E_{edge} = -w_{edge}|\nabla I(x,y)|^2 \quad (3)$$

w_{edge} は, 重み係数で $I(x,y)$ は, 画像の (x,y) における輝度値である。

外部エネルギー E_{con} は, 輪郭を任意の方向に移動させるエネルギーとしている。Cohen は, ここで法線方向にかかる力として, 圧力エネルギー項 E_{press} を定義した。

$$\left\{ \begin{array}{l} \frac{\partial E_{press}}{\partial x} = w_{press} \frac{-v_s(s)}{\sqrt{v_s(s)^2+1}} \\ \frac{\partial E_{press}}{\partial y} = w_{press} \frac{1}{\sqrt{v_s(s)^2+1}} \end{array} \right\} \quad (4)$$

w_{press} は, 圧力エネルギーの重みを示す。

3. 提案する動的輪郭モデル

3.1 エネルギー項

本モデルでは, 二重スケールフィルタによる画像エネルギーと, 軸対称性エネルギーの2つの新たなエネルギー項を提案する。

3.1.1 二重スケールフィルタ

ある連続した3次元曲面物体の輪郭線を想定した場合, その輪郭線の見え方は, 照明条件, 対象面の曲率と観測方向の関係, 背景などによる。たとえ同一の物体でも条件により見え方は一定ではない。ここで, 図2に示すような低コントラストのステップ状エッジを人工的に作ったサンプル(平面と円柱を交差させた物をほぼ平面に対し水平な面から見た図(図1(a)参照), ならびに図3に示すような滑らかに変化するエッジ(平面と球を交差させた物をほぼ平面に対し水平な面から見た図(図1(b)参照)の場合を考える。このとき, Cohenらのモデルを用い輪郭検出を行うと, 画像エネルギーを定義する微分フィルタのサイズにより, 検出できる場合とできない場合が起きる。

たとえば, 図2のステップ状のエッジでは, たとえコントラストが低くとも, 小さなサイズのフィルタのときは, 満足のいく結果を得ることができ, 大きなフィルタ(7×7)を用いると, エッジが平滑化されすぎ, 十分な出力は得られない。

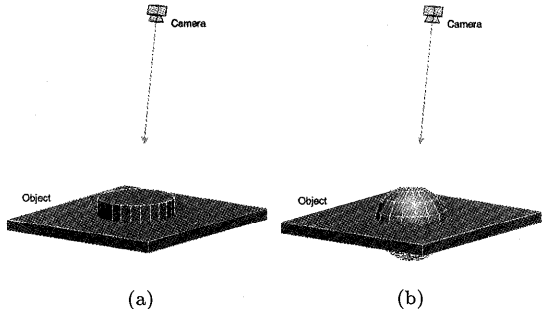


図1 二重スケールフィルタの説明用テストシーン。
(a) 図2の俯瞰図, (b) 図3の俯瞰図

Fig. 1 Test scene for explaining Dual scale filters.

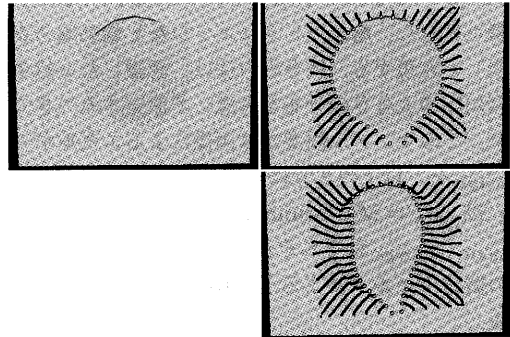


図2 ステップ状エッジ。左上: 画像例, 右上: 3×3フィルタによる収束, 右下: 7×7フィルタによる収束

Fig. 2 Step edge. upper left: synthetic image, upper right: convergence with a high frequency edge filter, lower: convergence with a low frequency edge filter.

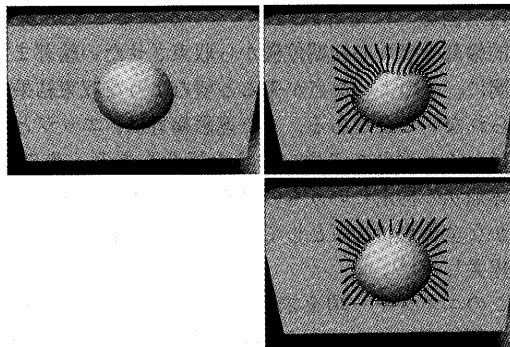


図3 滑らかなエッジ。左上: 画像例, 右上: 3×3フィルタによる収束, 右下: 7×7フィルタによる収束

Fig. 3 Smooth edge. upper left: sample image, upper right: convergence with a high frequency edge filter, lower: convergence with a low frequency edge filter.

一方, 図3の滑らかに変化するエッジに対しては, 小さなサイズのフィルタではコントラストの低い部分で十分な出力が得られないが, 大きなサイズのフィルタでは安定した値が得られる。

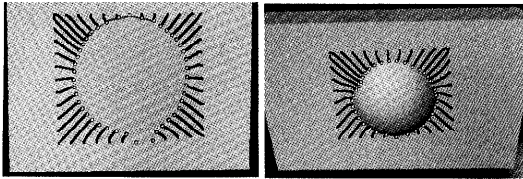


図4 1つのフィルタの合成による収束結果
Fig. 4 Converge with combination for two filters.

すなわち、顔輪郭のような曲面物体の場合、違った輝度勾配を持つ輪郭線からなるため、異なるサイズの微分フィルタにより輪郭らしさ（エッジなど輪郭線を表す特徴）を評価する方が望ましいといえる。そこで、本モデルでは2つの異なるサイズの微分フィルタの情報を統合し、輪郭らしさ（エッジなど輪郭線を表す特徴）を表現する。統合の方法は、認識したい対象の輝度勾配の大きさの分布を考慮して設定するべきであるが、このサンプル画像では画像によるエネルギー項 E_{image} を、以下のように定義した。

$$E_{image} = \text{Maximum}(E_{small}, E_{large}) \quad (5)$$

E_{small} , E_{large} はそれぞれ、 (3×3) , (7×7) のサイズの微分フィルタによる各制御点における E_{edge} である。

このエネルギー項を用いて、図2、図3と同じ画像に対して収束を行った結果を図4に示す。ステップ状エッジ、滑らかなエッジの双方に対して、安定した収束を行っていることが分かる。

3.1.2 軸対称性による全体形状拘束

自然画像では輪郭以外のエッジがあることが多く、動的輪郭モデルの初期位置から収束させたい輪郭までの間に、そのような点があると望むような収束結果が得られないことがある。また遮蔽輪郭は、エッジとしてほとんど表れてこないような場合もある。そこで、全体形状の拘束というものが必要となるが、我々は緩やかな全体形状拘束として、軸対称性による拘束方法を提案した¹⁴⁾。

このエネルギー項を求めるために、まず対称軸 S_t と各制御点 $v_{(t-1,i)}$ からの対応点 $v_{(t,i)}^*$ を定義する。 $v_{(t,i)}^*$ は、前時間の対応軸 $S_{t-1} \wedge v_{(t-1,i)}$ から下ろした垂線と輪郭点列がもう一度交わる点である。 $v_{(t,i)}^*$ と $v_{(t-1,i)}$ の中点を $M_{(t,i)}^*$ とする。 $i = p$ の場合を図5に示す。

制御点列 $v_{(t-1,i)}$ とその対応点列 $v_{(t,i)}^*$ の、中点列 $M_{(t,i)}^*$ の最小2乗近似直線を対称軸 S_t とする。図6に $i = p$ の場合を示す。

S_t に関して、 $v_{(t,i)}^*$ と $M_{(t,i)}^*$ を求めたときと同様に制御点列 $v_{(t-1,i)}$ とその対応点列 $v_{(t,i)}^{**}$, 中点列 $M_{(t,i)}$

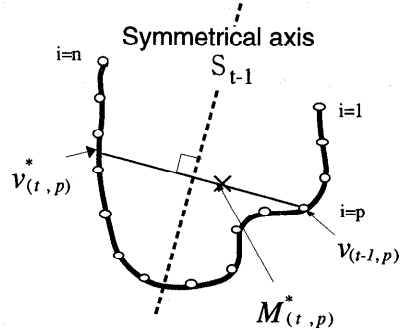


図5 中点列の計算
Fig. 5 Calculation of mid points.

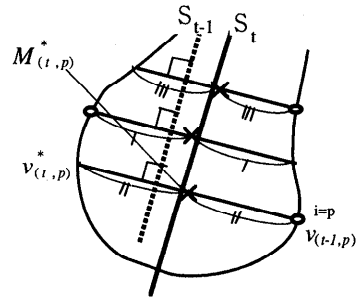


図6 対称軸 S_t の決定
Fig. 6 Axis of symmetry S_t .

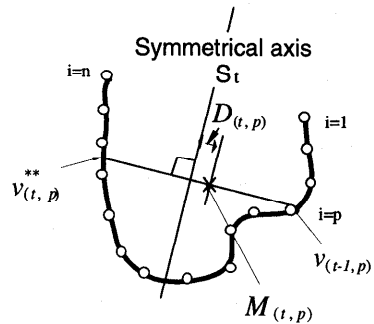


図7 対称軸に対する偏差 $D_{(t,i)}$
Fig. 7 Deviation $D_{(t,i)}$.

を導出する。さらに、 $M_{(t,i)}$ の S_t に対するずれの大きさを $D_{t,i}$ とする。 $i = p$ の場合を図7に示す。

ここで、 $E_{symmetry}$ を $D_{(t,i)}$ から次のように定義する。図8のように軸 $^o y$ は対称軸 S_t に対応し、 $^o x$ は対称軸 S_t に直交する軸となる座標系を設定する。この座標系において制御点列 $v_{(t,i)}$ を $(^o x_{v(t,i)}, ^o y_{v(t,i)})$ と表し、中点列を $M_{(t,i)}$ を $(^o x_{M(t,i)}, ^o y_{M(t,i)})$ と表す。図8では $i = p$ の場合の例を示している。各制御点における対称性エネルギー項は、対称軸に対し内側に対称性を崩すような形に対しては押し出す力を、外側に対称性を崩すような形に対しては引き戻す方向の

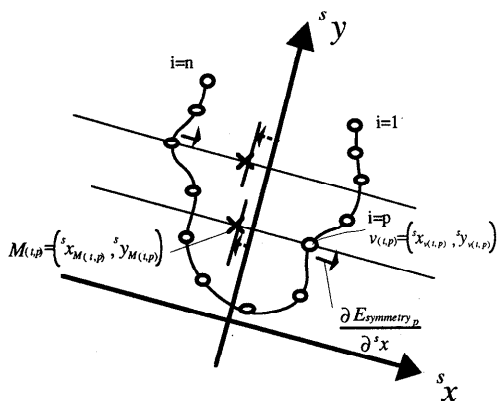


図 8 軸対称性エネルギー $E_{symmetry}$
Fig. 8 Symmetrical energy $E_{symmetry}$.

力を発生させる, 式 (6) のように定義する. ここで, sign は符号を表す関数とする.

$$\frac{E_{symmetry}}{s_x} = -\text{sign}(s_x v_{(t,i)}, s_x M_{(t,i)}) \cdot D_{(t,i)} \quad (6)$$

$$\frac{E_{symmetry}}{s_y} = 0$$

3.2 反復初期化法

初期位置の決定は, 動的輪郭モデルの収束を左右する大きな問題となる. 実際, 実画像に対し動的輪郭モデルを用いると, 初期位置のわずかな差が収束時には大きな差となってしまうことが多々ある. このような状態を回避するために, 我々は収束位置に対して最適な初期位置というものがあると考え, 初期位置を更新しながら繰り返し収束を行う方法を提案する. 具体的には, 次式に示す位置を次回の制御点の位置とする.

$$V_{(0,i)}^{iteration+1} = \lambda V_{(0,i)}^{iteration} + (1 - \lambda) V_{(end,i)}^{iteration} \quad (7)$$

ここで, $V_{(0,i)}^{iteration}$ は今回収束の初期位置, $V_{(end,i)}^{iteration}$ は今回の収束点, $V_{(0,i)}^{iteration+1}$ は次回の初期位置を表す. λ は初期位置移動割合で, 0 から 1 の値をとる.

すなわち, 次回の各制御点の初期位置は, 各制御点の移動距離に比例した任意の割合で収束点を初期位置の方向に戻った点として与える.

図 9 a) に示すように, 初期位置が求めたい輪郭線から非常に偏った位置にいる状態を考える. まず, 動的輪郭モデルは一様に広がっていき, 制御点の大半が輪郭に接すると, 滑らかさの拘束や全体形状拘束などの影響により, 極小値が発生し, 図 9 b) のような位置に収束する. 図 9 c) では, その収束位置と初期位置との距離が同じ割合になるような位置に縮めたものを示してあり, その位置を次回の初期位置とする. そこか

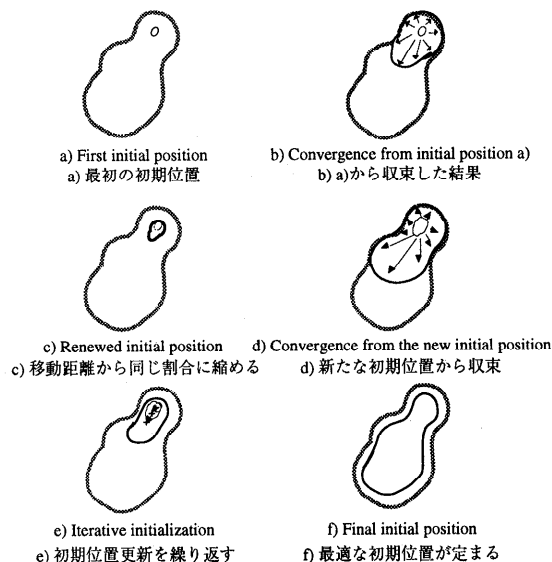


図 9 反動初期化法. 各図, 最も外側にある薄い色の太線が求めたい輪郭線. その中にある細線が動的輪郭モデル. a), c), e), f) では, 更新されていく初期位置を示しており, b), d) では, それぞれ, a), c) からの収束を示している

Fig. 9 Iterative initialization.

ら収束させると, 図 9 d) のように収束する. 収束地点から同様に縮めると, 図 9 e) のようになる. この繰り返しを行っていくと, その制御点列の重心は徐々に求めたい輪郭線の重心に近づき, 動的輪郭モデルの初期位置は, 図 9 f) のように収束させたい輪郭線から各部分が等距離 (等移動距離) な位置となる. このような初期値を選べば, 輪郭モデルを変形したときに, 特にすべての輪郭点への到達が等しくなり, すべてのエネルギー項からの影響を同時に受けやすいことになる. 新たな初期位置は, 各制御点の移動距離に比例した任意の割合で求めているため, 次第に求めたい輪郭線に収束していくものと考え.

これまでにも, 収束時の評価値が悪い場合, 初期位置をランダムに与え直し再び収束を行う方法がとられていた. しかし, この方法では, 初期位置の再設定範囲および評価値の決め方の難しさの点で問題が残る. 本手法では, 動的輪郭モデルを繰り返し更新する際に, 各コントロールポイントごとに前回の移動量に比例した割合で初期位置を更新しており, 初期位置の更新割合を設定する必要があるが, 再設定範囲や評価値の設定をする必要はないという利点がある.

4. 顔輪郭抽出への適用

本論文で提案する動的輪郭モデルを用い, 実際の顔画像から顔の輪郭線を抽出する. 本手法を用いるため

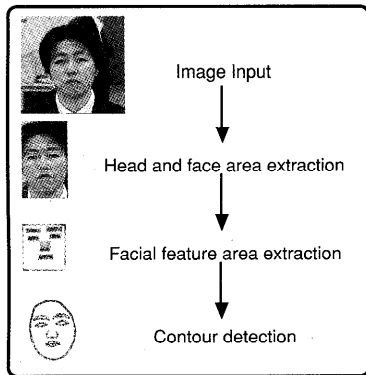


図 10 自動顔輪郭抽出システム

Fig. 10 Automatic facial contour detecting system.

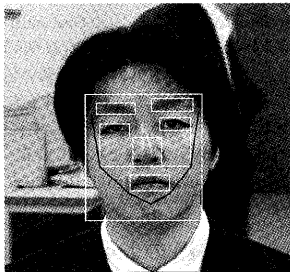


図 11 顔輪郭に対する動的輪郭モデルの初期位置

Fig. 11 Initial position of active contour model.

には、顔輪郭モデルの初期位置を与える必要がある。そこで、ここでは、我々がこれまで構築した顔輪郭抽出のシステム¹¹⁾を利用し、提案する動的輪郭モデルのための初期位置を与える。以下、顔輪郭自動抽出システムの概要、ならびに提案する動的輪郭モデルの詳細な定義について述べる。

4.1 顔輪郭自動抽出システム

図 10 に示すように、顔の発見、顔器官概略位置の決定、輪郭抽出の 3 つのステップから全体は構成されている。

最初の段階で、肌色類似度マップと髪色類似度マップを用い、カラー画像から肌色領域と髪色領域を取り出す。肌色領域と髪色領域のパターンマッチングにより頭部領域と顔領域を求め、顔の大まかな位置を同定する。この方法の詳細は文献 12) を参照されたい。頭部と顔領域を求めた後に、顔領域内で各顔器官の概略位置を求める。輝度変化方向を考慮したエッジを細かい範囲で x 軸、y 軸方向に順次投影し、図 11 白枠のような目、眉、鼻、口を囲む矩形領域を求める。ここで得られた概略位置から動的輪郭モデルの初期位置を決める(図 11 黒線)。詳細は文献 11)、13) に譲る。



a) b)

図 12 異なる微分フィルタによるエッジの表れ方の差。

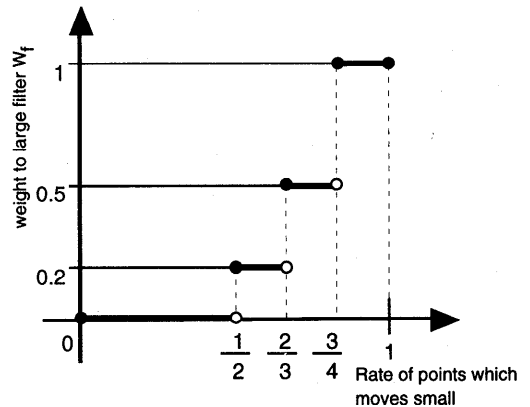
a) 3×3 フィルタ, b) 7×7 フィルタFig. 12 Edge image with different size filter. a) 3×3 filter, b) 7×7 filter.図 13 大きなサイズのフィルタに対し掛ける重み W_f

Fig. 13 Weight for large filter.

4.2 顔輪郭抽出のための輪郭モデル定義

4.2.1 顔輪郭に対する二重スケール微分フィルタによる画像エネルギー項定義

図 12 にこの動的輪郭モデルのコントロールポイントに持たせるエッジフィルタを、全画面にかけた様子を示す。図 12 b) に示すように大きなサイズ (7×7) のフィルタは、あごと首の間の濃度勾配が滑らかな輪郭線も確認できるが、肌のテクスチャや表面の起伏などの低周波ノイズも強調されている。一方、図 12 a) に示すように小さなサイズ (3×3) のフィルタの場合、それらの低周波ノイズは拾わないが、滑らかに変そこで本手法では、初期位置の収束状況に合わせて、2 つのフィルタの影響する割合を変化させる。具体的には、図 13 に示すように、動的輪郭モデルの移動量が少なくなるに従い徐々に大きなフィルタの割合を増やしていく方法を用いる。

$$E_{image} = E_{small} + W_f E_{large} \quad (8)$$

E_{small} , E_{large} はそれぞれ、小さなサイズのフィルタの出力、大きなサイズのフィルタの出力で、重み W_f

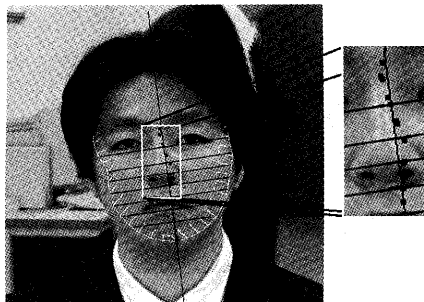


図 14 動的輪郭モデルの収束過程における対称性. 縦の黒い直線はこのステップにおける対称軸 S_t を示し, 横線はコントロールポイントから対称軸 S_t に引いた垂線, 外側の白線は動的輪郭モデルの位置を示している. 右側は, 中央の白い線による矩形領域を拡大したもので, 対称軸の周りがある黒い点は, 中央点 $M_{(t,i)}$ である

Fig. 14 Process of convergence of the active contour model.

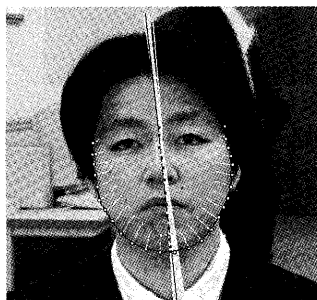


図 15 収束結果と軸の変化の様子. 顔を横切る白い線は, 収束時の軸の変化の様子を示し, 黒い線は最終の軸の位置を示す

Fig. 15 Final result of extracted face contour.

の変化は, 比較的不鮮明になりやすい顎部分の長さが, 顎輪郭全体の約半分であることを考慮し設定したものである. つまり, 顔の輪郭付近のエッジの表れ方を考慮し, 収束の初期は小さなサイズのフィルタを用い鋭いエッジに対しておおまかな収束を行い, しだいに大きなサイズのフィルタにより得られる滑らかに変化するエッジに対する重みを大きくして最終的な収束を行う方法を用いた.

4.2.2 顔輪郭に対する軸対称拘束

ほぼ正面を向いた顔の輪郭は左右対称性が大きい. このため軸対称性エネルギー項による拘束を掛けると, ほくろやしわなどによる内側に対称性の崩れた収束や, 輪郭が不鮮明なために外側に対称性の崩れた収束を避けることができる. 図 14 に収束中のあるステップにおける動的輪郭モデルの位置と, その時の対応点, 中点列, 対称軸を示す. このステップにおいて, 動的輪郭モデルは, 右目もとのほくろにより輪郭モデルの対称性は崩れ始めている. この後対称性エネルギー項は

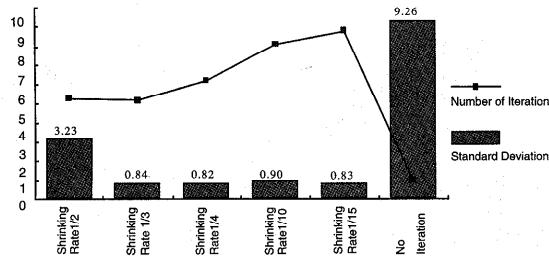


図 16 反復初期化の更新割合による収束結果の分散
Fig. 16 Evaluation of iterative initialization.



図 17 顔に対する動的輪郭モデルの反復初期化. 黒い線は, 動的輪郭モデル初期位置の更新されていく様子を示しており, 白い線は最終的な収束位置を示す

Fig. 17 Iterative initialization of active contour model.

徐々に大きくなり, 動的輪郭モデルはそのエッジを乗り越え, 最終的には図 15 に示すように収束した.

4.3 顔輪郭に対する反復初期化法

初期位置依存の問題は, 動的輪郭モデルの最大の問題である. 顔輪郭線抽出にあたっては, 顔輪郭の部分による不均一や肌の表面のテクスチャや起伏によって局所解が多く発生することが考えられ, 初期位置依存性も大きくなる. そこで, 3.2 節で述べた反復初期化法を用い安定した抽出を行う.

適切な初期化割合を決定するために, 初期位置をランダムに設定し収束させる実験を行った. 更新割合を 1/2, 1/3, 1/4, 1/10, 1/15 とした場合の収束結果を図 16 に示す. 図中, 棒グラフならびに折れ線は, 収束結果の分散値, 収束までの繰り返し回数 (処理時間) を示す. 更新割合を大きくすると処理時間は短くなるが, 1/2 のとき, 収束結果の分散値がかえって大きくなる現象が見られた. これは, 偏った初期位置の場合, 部分的に輪郭位置を越えて収束するため, 初期位置を大きく更新しすぎると, 次の初期位置が本来求めたい輪郭位置の外側になるためである. この結果から更新割合が大きすぎず, かつ収束にかかる時間の短い更新割合を選ぶ必要がある. 後章の実験では分散値の最も小さい更新割合 1/4 を用いることにした.



図 18 顔輪郭抽出結果例

Fig. 18 Example of detected facial contour.

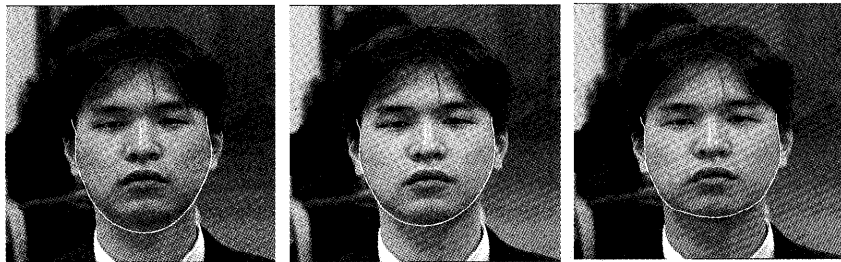


図 19 輪郭抽出結果. a) 拡張なし, b) 軸対称拘束のみを用いた場合, c) 提案手法
 Fig. 19 Example of detected contour. a) original model, b) with symmetry energy, c) introducing all our propose.

図 17 に、繰り返しにより初期位置の更新されていく様子を示す。一番内側の黒線が、最初の初期位置であるが、大きく向かって左側に偏った初期位置を与えた。反復初期化法の結果、徐々に最終的な収束位置から均等な距離（実際は、等移動距離）に近づいていく様子が分かる。

5. 実験結果

本手法の有効性の確認のために 50 枚の顔画像に対し顔輪郭自動抽出の実験を行った。図 18 に顔輪郭抽出実験の結果の数例を示す。

提案手法を用いた場合の輪郭抽出能力の優位性を示すために、「拡張なしのモデル」、「軸対称性拘束のみを用いた場合」、「提案手法」の 3 種類の動的輪郭モデルを用い輪郭抽出を行った。図 19 に示す例のように、提案手法が最も望ましい輪郭を求めることができた。顎付近の輪郭の収束状況に違いが見てとれる。

さらに顔輪郭抽出結果の定量評価を行うために、7 名の被験者に実験に用いた 50 枚の画像の輪郭位置を指し示してもらい、その位置を正しい顔輪郭位置として、前述の 3 種類の動的輪郭モデルを用い求めた顔輪郭との比較実験を行った。具体的には、評価のための基準値として、各被験者に実験を行った顔画像から輪郭上の点を 20 点前後マウスで指示してもらった。こ

こで得られた点列に対しそれぞれ B-Spline 曲線近似を行い 7 本の輪郭線を求め、この平均を基準線とした。その結果、基準線と各手入力点との誤差は、平均 2.1 pixel、標準偏差 1.4 pixel であった。なお、この計測では、1 pixel = 0.65 mm で画像を表示し、顔全体のサイズは約 160 mm × 220 mm の大きさで提示した。

50 枚の顔画像に対して、文献 13) の方法で初期位置を設定し、輪郭線抽出を行った。「軸対称性拘束を持つ動的輪郭モデル」¹⁴⁾、「軸対称性拘束および複数フィルタを用いた動的輪郭モデル」、「提案手法」の 3 つの手法で抽出した輪郭線の基準線からの距離の内訳を図 20 に示す。提案手法は、従来手法に比べ、誤差 2 pixel 以下の人による手入力結果を上回るものの割合が、47% から 57% に増加し、12 pixel 以上の人の手による入力結果での最大誤差を超えるものの割合も、5% から 2% に減少している。提案手法から反復初期化を除いた、「軸対称性拘束および複数フィルタを用いた動的輪郭モデル」と「提案手法」との比較ではわずかな改善しか見られなかった。その理由としては、今回評価を行うために用いた顔器官発見手法がほとんどの画像においてほぼ偏りのない適切な初期位置を抽出できていたと考えられる。

ところで、一般に動的輪郭モデルには初期位置依存

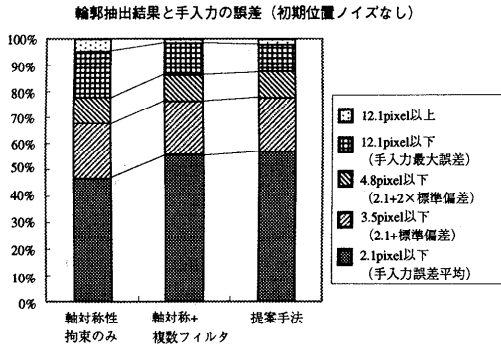


図 20 収束結果

Fig. 20 Average error of extracted facial contour.

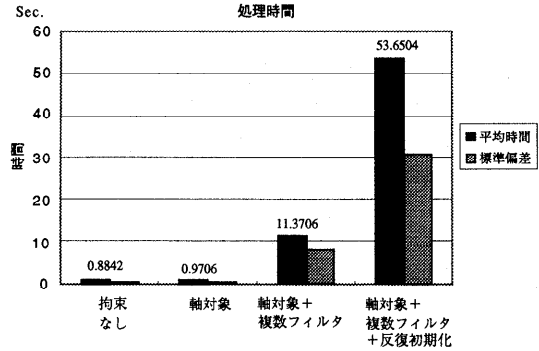


図 22 処理時間

Fig. 22 Computational time.

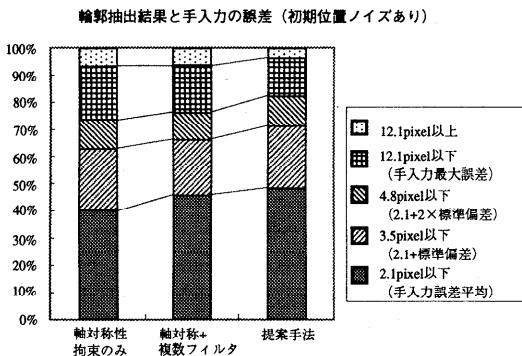


図 21 収束結果 (初期位置に誤差を加えた場合)

Fig. 21 Average error of extracted facial contour (with noise on initial position).

性的問題があり、わずかな初期位置の違いや初期形状の違いでも収束位置が大きく異なることがある。ここでは、初期位置の違いに対する精度評価を行うために、文献 15) で報告されている複数の顔器官抽出法を用いたときの推定位置の偏差を測定し、初期位置にランダムなノイズを与えるうえでの基準とした。予備実験の結果、文献 13) の手法を基準としたときの他の手法による推定位置の偏差の平均ならびに標準偏差は、 -1.9 pixel、ならびに約 ± 11 pixel だった。そこで全サンプルデータの 95% を含む標準偏差の 2 倍 (± 21 pixel) を参考に、文献 13) の手法での顔器官抽出位置を基準に上下左右 20 pixel 以内でランダムに抽出した初期位置から収束させる実験を行った。その結果を図 21 に示す。図からも分かるように、軸対称性拘束のみの場合よりも、複数フィルタを加えたほうがより良い結果を示し、さらに反復初期化を加えたほうがより良い結果を出している。したがって、反復初期化により、初期位置の変動に対してもロバスタな輪郭抽出が可能になったといえる。

また、これまで我々は、3次元ワイヤーフレームで表現された顔の形状モデルに顔画像をフィッティングすることで、3次元顔モデルを生成するシステムを構築してきた。そしてフィッティングでは、顔輪郭を自動抽出した結果のうち、誤差の大きい部分に関してユーザが修正することで、正確なフィッティングを行ってきた。すなわち、このようなシステムの場合、フィッティングの際に人間と同程度の正確さが要求されるので、顔輪郭点の抽出に対しては平均して抽出精度が良いだけでなく、人間と同程度 (推定誤差 2 pixel 程度) で抽出可能な輪郭点の割合が多いことが望まれる。

このような目的に対しては、本提案手法を用いることにより手入力との誤差 2 ピクセル以下の解を出すものの占める割合は従来手法に比べ約 10 パーセントの改善が見られ有効であるといえる。

次に図 22 に平均処理時間の結果を示す。図の時間は、UltraSPARC 200 MHz 上で 50 画像の輪郭抽出を行った結果の 1 回の収束にかかった平均時間である。

複数フィルタを用いることは、大きなサイズでのコンボリューションが必要となるために約 10 倍の時間がかかることになった。提案手法の場合、平均 4.3 回の反復初期化が行われるため、さらに約 5 倍の時間がかかっている。コンボリューションに関しては、安価な画像処理ボードでも標準的に持つ機能であり、画像処理ボードを用いることで、約 5 秒程度までの処理時間の短縮は容易に行えると考える。

一般に顔輪郭の抽出問題は、実シーンによく見られる軸対称性を持つ 3次元曲面物体の輪郭を求める問題の中でも困難なもの代表ともいえ、これらの結果から、本手法は、顔のような軸対称性を持つ 3次元曲面物体の輪郭を求める問題一般にも適用できるのではないかと思われる。

6. おわりに

この論文では、顔のような軸対称性を持つ曲面物体の輪郭線抽出のための動的輪郭モデルの提案を行った。本モデルでは、顔の特徴である左右対称性を軸対称性という形で考慮することで動的輪郭モデルの全体形状を拘束した。また、動的輪郭モデルに2つの異なるサイズの微分フィルタを持たせ、部分的に違った濃度勾配を持つ輪郭線に安定して収束させた。さらに、反復初期化法により、初期位置に対する依存性を少なくすることができた。これらの3つの特徴を持つ動的輪郭モデルを用い、50枚の顔画像から顔輪郭を抽出する実験を行い、安定な顔輪郭形状の抽出ができた。また、提案手法以外の動的輪郭モデルとの比較実験を行った結果、提案手法の方がより人間の手入力に近い輪郭線を推定することが確認でき、初期位置に対する依存性が減っていることも確認できた。

今後は本手法を口、鼻などの顔器官の輪郭線抽出にも拡張し利用する予定である。また一般に顔輪郭の抽出問題は、実シーンによく見られる軸対称性を持つ3次元曲面物体の輪郭を求める問題の中でも困難なもの代表ともいえる。これらの結果から、本手法は、顔のような軸対称性を持つ3次元曲面物体の輪郭を求める問題一般にも適用できるのではないかと思われる。一般対象への適用もあわせて行う予定である。

謝辞 本研究を行うにあたり、画像データを提供していただいた、東京大学原島博教授ならびに、本研究に用いたCohenの動的輪郭モデルの計算プログラム³⁾を提供していただいた、立命館大学徐剛助教授に感謝いたします。顔輪郭抽出システムの開発に協力いただいた京都工芸繊維大学呉海元助手に感謝いたします。

参 考 文 献

- 1) Kass, M., Witkin, A.P. and Terzopoulos, D.: Snakes: Active Contour Models, *Int. J. Comp. Vision* (1), No.4, pp.321-331 (1988).
 - 2) Cohen, L. and Cohen, I.: A fine element method applied to new active contour models and 3D reconstruction from cross sections, *Proc. 3rd Int. Conf. Comp. Vision*, pp.587-591 (1990).
 - 3) Xu, G., Segawa, E. and Tsuji, S.: Robust Active Contours With Insensitive Parameters, *Pattern Recognition*, Vol.27, No.7, pp.879-884 (1994).
 - 4) Schnabel, J.A. and Arridge, S.R.: Active Contour Models for Shape Description Using Multiscale Differential Invariants, *Proc. British Ma-*
- chine Vision Conf. 1995, Vol.1, pp.197-206 (1995).
 - 5) Gunn, S.R. and Nixon, M.S.: A Robust Snake Implementation; A Dual Active Contour, *IEEE Trans. PAMI* 19-1 (Jan. 1997).
 - 6) 美濃導彦, 天野 晃, Snakes: 現在・過去・未来, 電子情報通信学会技術研究報告書, PRMU97-183, pp.81-88 (1997).
 - 7) Cohen, L. and Kimmel, R.: Global Minimum for Active Contour Models: A Minimal Path Approach, *IEEE Int. Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp.666-673 (1996).
 - 8) Cootes, T.F., Taylor, C.J., Cooper, D.H. and Graham, J.: Active Shape Models - Their Training and Application, *J. Comp. Vision and Image Understanding*, Vol.61, No.1, pp.38-59 (1995).
 - 9) Cootes, T.F. and Taylor, C.J.: Locating Faces Using Statistical Feature Detectors, *Proc. 2nd Int. Conf. Automatic Face and Gesture Recognition*, pp.204-209 (1996).
 - 10) Brunelli, R. and Poggio, T.: Face Recognition: Feature versus Templates, *Trans. PAMI* Vol.15-10, pp.1042-1052 (1993).
 - 11) Wu, H., Chen, Q. and Yachida, M.: Facial Feature Extraction and Face Verification, *Int. Conf. on Pattern Recognition (13th-ICPR)*, Vol.C, pp.484-488 (1996).
 - 12) Chen, Q., Wu, H. and Yachida, M.: Face Detection by Fuzzy Pattern Matching, *Proc. 5th Int. Conf. Comp. Vision*, pp.591-596 (1995).
 - 13) Yokoyama, T., Wu, H. and Yachida, M.: Automatic Detection of Facial Feature Points and Contours, *Proc. 5th Int. Workshop on Robot and Human Communication*, pp.335-340 (1996).
 - 14) 横山太郎, 八木康史, 谷内田正彦, 呉海元: 軸対称性を考慮した顔輪郭の自動抽出, 電子情報通信学会論文誌 (D-II), Vol.J80-D-II, No.8, pp.2178-2185 (1997).
 - 15) 森島繁生, 八木康史, 金子正秀, 原島博, 谷内田正彦, 原文雄: 顔の認識・合成のための標準ソフトウェアの開発, 電子情報通信学会技術研究報告書, PRMU97-282, pp.129-136 (1998).

(平成10年5月6日受付)

(平成10年12月7日採録)



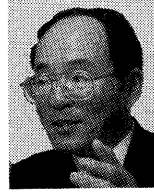
横山 太郎 (学生会員)

平成 8 年大阪大学基礎工学部システム工学科卒業。平成 10 年同大学大学院修士課程修了。現在同大学院基礎工学研究科博士課程在学中。平成 9 年情報処理学会全国大会大会優秀章受章。平成 10 年より日本学術振興会特別研究員。コンピュータビジョンの研究に従事。電子情報通信学会会員。



八木 康史 (正会員)

昭和 58 年大阪大学基礎工学部制御工学科卒業。昭和 60 年同大学大学院修士課程修了。同年三菱電機(株)入社。同社産業システム研究所にてロボットビジョンの研究に従事。平成 2 年大阪大学基礎工学部情報工学科助手。同学部システム工学科講師を経て、現在、同大学大学院基礎工学研究科システム科学分野助教授。平成 7 年～8 年オックスフォード大学客員研究員、全方位視覚センシング、画像理解、知能ロボットに関する研究に従事。平成 8 年度電子情報通信学会論文賞。IEEE, 電子情報通信学会, 情報処理学会, システム制御情報学会, 日本ロボット学会各会員。工学博士。



谷内田正彦 (正会員)

昭和 46 年大阪大学大学院工学研究科修士課程修了。同年同大学基礎工学部制御工学科助手。同助教授を経て同学部情報工学科教授。平成 6 年同学部システム工学科教授。昭和 42～43 年デンマーク原子力研究所留学。昭和 47～48 年米イリノイ大学にて Research Associate。昭和 55～56 年西独ハンブルグ大学 Research Fellow。昭和 57 年米ミネソタ大学 CDC Professor。ロボット学会, 人工知能会等会員。著書ロボットビジョン(昭晃堂), コンピュータビジョン(丸善, 編著)等。コンピュータ・ビジョン, 画像処理, 人工知能, 移動ロボット等の研究を行っている。工学博士。