

論文

色分布間の分離度を用いた唇輪郭抽出

若杉 智和^{†a)} 西浦 正英[†] 山口 修[†] 福井 和広^{†*}

Lip Contour Extraction Using Separability of Color Distributions

Tomokazu WAKASUGI^{†a)}, Masahide NISHIURA[†], Osamu YAMAGUCHI[†],
and Kazuhiro FUKUI^{†*}

あらまし 顔画像処理を用いたヒューマンインタフェースにおいて、唇輪郭の抽出は重要な要素技術である。唇輪郭抽出手法の多くは輪郭上のエッジ検出に基づいているが、それらのエッジは通常不明りょうであり、従来の濃淡値のこう配に基づくエッジ検出法を用いて安定に検出することは困難である。そこで筆者らは先に、濃淡値分布間の分離度をエッジ強度として用いる手法を提案し、不明りょうな輪郭上のエッジ検出における有効性を確認した。しかしながら、濃淡値のみを用いる手法は唇の識別に有効とされる色情報を考慮していないため、カラー画像では識別可能な輪郭を抽出できない場合がしばしばある。本論文では、色特徴量が最も分離される境界を唇外側輪郭と定義し、動的輪郭モデルを用いて抽出する手法を提案する。また、実験により提案手法の有効性を確認した結果についても述べる。

キーワード 分離度, 色情報, Fisher 評価基準, 動的輪郭モデル, 唇輪郭抽出

1. ま え が き

画像中から唇輪郭形状を抽出する技術は、発話認識などのヒューマンインタフェースにおける重要な要素技術の一つである。輪郭抽出に用いられる主な手法として、動的輪郭モデル [1] が挙げられる。この手法は、輪郭線を表す曲線を画像上に配置し、あらかじめ定義したエネルギー関数を最小化するように逐次的に変形するものである。輪郭モデル曲線が目的とする輪郭と一致したとき最小となるようにエネルギー関数を定義することにより、正しく輪郭を抽出することが可能となる。エネルギー関数をどのように定義するかについては、これまで様々な研究が行われてきた [2]。それら従来手法の多くは、輪郭モデル曲線上の濃淡値こう配などのエッジ強度を用いてエネルギー関数を定義し、エッジ強度が最大である曲線として輪郭を抽出する [1], [3], [4]。しかしながら、唇輪郭（特に下唇）を境界とする二つの局所領域における濃淡値の差は、しばしばノイズや照明などによって生じる濃淡値の差よ

りも小さい。そのため、それらの外乱によって生じたエッジと、濃淡値の差が小さい輪郭線上の正しいエッジの区別が困難になるという問題がある。そこで筆者らは、隣接する二つの局所領域の濃淡値分布間の分離度を、境界におけるエッジ強度として用いる輪郭抽出法 [5] を提案した。この手法は、二つの局所領域における濃淡値の平均値の差が小さい場合でも、分布が十分に分離していれば高いエッジ強度を得ることができる。したがって、唇領域と肌領域のような、濃淡値の差が小さい不明りょうな境界線の抽出に有効な手法である。

しかしながら、濃淡値分離度を用いた唇輪郭抽出は、色情報を利用していないために抽出に失敗する場合がある。唇輪郭の抽出に色情報が有効であることは Yuille ら [6] などによって指摘されている。特に下唇輪郭においては、カラー画像では明りょうである輪郭線が、濃淡画像に変換することによって不明りょうになる場合がしばしば見られる。色特徴量を用いた従来法として、濃淡値の代わりに色相や YIQ 画像の Q 成分を用いる方法などが提案されている [7]~[9]。また Kaucic [10] らは、複数の人物から唇領域と肌領域の色特徴量を収集し、両領域のコントラストを最も強調するように決定された射影軸を用いる色特徴変換を提案した。しかしながら、対象人物が様々な人種、性別、

[†] (株) 東芝研究開発センター, 川崎市

Corporate Research and Development Center, Toshiba Corporation, 1 KomukaiToshiba-cho, Saiwai-ku, Kawasaki-shi, 212-8582 Japan

* 現在, 筑波大学大学院システム情報工学研究科

a) E-mail: tomokazu.wakasugi@toshiba.co.jp

年齢を含む場合においてはそれぞれに最適な色特徴量への変換が存在するはずであり、前述のような一つに決められた変換式を用いる方法では対象人物の多様性に十分対応することは困難である。また一つの唇についても、唇領域内の全体的な色分布は通常様ではないため、唇領域と肌領域のコントラストを最大化する色特徴量への変換は、唇領域の各部分によって異なる。

そこで本論文では、二つの局所領域（図 1 region1 及び region2）における色特徴量分布の分離度をカラー分離度として定義し、カラー分離度を最大化する境界として唇輪郭を抽出する手法を提案する。具体的には、唇輪郭を表す動的輪郭モデルの各サンプル点におけるカラー分離度を計算し、それらの値によって決まるエネルギー関数を最小化する輪郭線として唇輪郭を抽出する。カラー分離度は、二つの局所領域における RGB 値分布をある軸に射影して一次元特徴量に変換し、変換後の特徴量に対して従来の濃淡値分離度と同じ定義を適用することによって計算する。したがってカラー分離度は、濃淡値分離度の拡張であると考えることができる。このとき用いられる射影軸は、変換後の一次元特徴量の分離度を最大化するように、Fisher 判別分析と同様の計算方法を用いて決定する。以上により、カラー分離度は次の特長をもつ。

- (1) 唇輪郭の抽出に有効とされる色情報を利用している。
- (2) 色分布の平均値の差が小さい、不明りょうな境界線も抽出可能である。
- (3) 分離度を最大化する射影軸を局所的に決定す

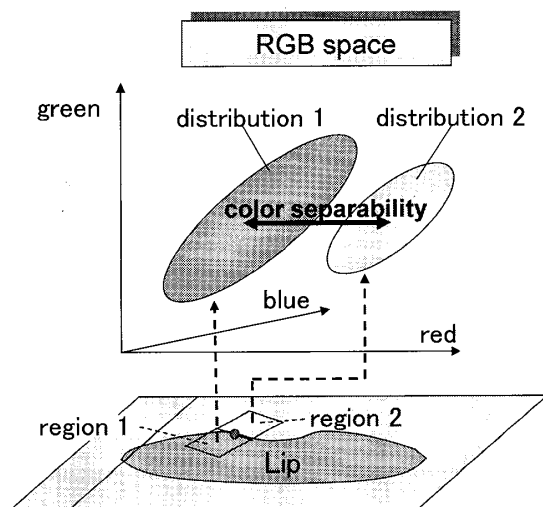


図 1 カラー分離度の概念図
Fig.1 Concept illustration of color separability.

るため、様々な対象の輪郭を安定に抽出できる。

本論文の構成は次のとおりである。まず 2. において、カラー分離度の具体的な計算方法と、従来の濃淡値分離度との相違について詳述する。3. では、カラー分離度と動的輪郭モデルを用いた輪郭抽出法について説明する。提案手法における動的輪郭モデルは、筆者らが文献 [13] において提案した、パターン空間における探索を導入した動的輪郭モデルに、更にカラー分離度を導入したものである。4. では、唇輪郭抽出の実験を行い、提案手法の有効性を検証した結果について報告する。最後に、まとめと今後の課題について述べる。

2. カラー分離度

唇輪郭を安定に抽出するための手法として、本論文ではカラー分離度をエッジ強度として用いた動的輪郭モデルを提案する。本章ではまず従来の濃淡値分離度について説明し、その後濃淡値分離度の拡張であるカラー分離度の詳細について述べる。

2.1 濃淡値分離度

従来のエッジ強度の一つである濃淡値分離度について、図 2 を参照しながら説明する。 i 番目の画素 p_i における濃淡値分布間の分離度 η は、画素 p_i においてある角度に設置された横幅 M_w 、縦幅 M_h の分離度マスクを用いて、以下の式によって定義される。

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

$$\sigma_T^2 = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n (x_j - \bar{x}_m)^2 \quad (2)$$

$$\sigma_B^2 = \frac{1}{n} \{n_1(\bar{x}_1 - \bar{x}_m)^2 + n_2(\bar{x}_2 - \bar{x}_m)^2\} \quad (3)$$

ここで n_1 , n_2 , n はそれぞれ部分領域 1, 部分領域

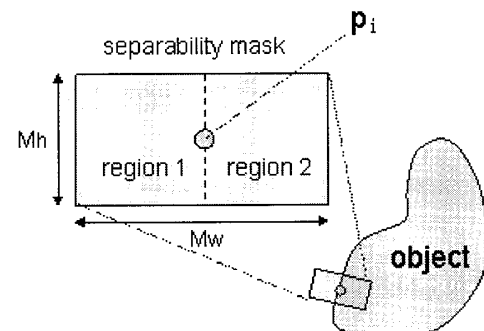


図 2 分離度マスク
Fig.2 Separability mask.

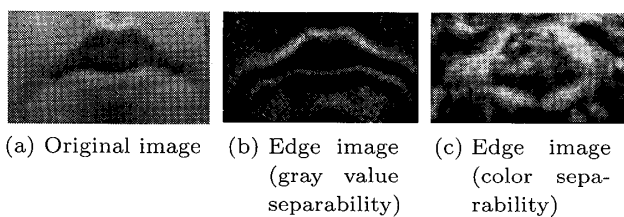


図 3 唇周辺のエッジ画像の一例
Fig. 3 Samples of edge image of a lip.

2, マスク全体に含まれる画素数を表す ($n = n_1 + n_2$). x_j は j 番目の画素における濃淡値を表し, $\bar{x}_1, \bar{x}_2, \bar{x}_m$ はそれぞれ部分領域 1, 部分領域 2, マスク全体における輝度の平均値を表す. σ_T^2 はマスク全体に含まれる画素の濃淡値の全分散であり, σ_B^2 は部分領域 1, 部分領域 2 に含まれる濃淡値分布のクラス間分散である. 分離度 η は, 部分領域 1 に含まれる画素の濃淡値分布と部分領域 2 に含まれる画素の濃淡値分布がどの程度分離しているかを表す量であり, 画素 p_i におけるエッジ強度と考えることができる. また分離度 η は 0 から 1 に規格化された値をもち, 二つの分布が完全に分離している場合は 1, 全く区別がつかない場合は 0 である.

濃淡値分離度をエッジ強度とした場合のエッジ画像を図 3 (b) に示す. 唇周辺を撮像した画像の各画素において, 0 度, 45 度, 90 度, 135 度の 4 方向の分離度マスクを用いて分離度を計算し, 得られた四つの分離度値の中で最も高い値を 0 から 255 の範囲に規格化し, 各画素における濃淡値とした. この結果から, 上唇輪郭のエッジ強度が周辺よりも高い一方, 下唇輪郭周辺はエッジ強度が一樣に低い領域が広がっており, 濃淡値のみを用いて正しい下唇輪郭の位置を決めることは困難であることが分かる.

2.2 カラー分離度への拡張

濃淡値分離度をエッジ強度として用いる手法は, 輪郭抽出や特徴点検出などの様々な目的に利用され, その有効性は実証されている [5], [12]. しかしながら, 濃淡値分離度は色情報を用いておらず, そのことが原因となって唇輪郭抽出に失敗するケースがしばしば見られた [13]. そこで本論文では, 濃淡値分離度がもつ不明りょうな輪郭の抽出における有効性を継承し, かつ色情報を考慮したエッジ強度として, カラー分離度を提案する. カラー分離度は, 二つの RGB 値分布を 1 本の軸に射影して一次元特徴量に変換し, 得られた一次元分布から濃淡値分離度の定義に従って算出する. このとき用いられる射影軸は, 求められるカラー分離

度を最大化するように決定する. 以下では, 具体的な計算方法について詳述する.

分離度は, 特徴量のクラス間変動が全変動に占める割合として定義されている. 図 2 の分離度マスク内における RGB 値を軸 \mathbf{a} に射影した後の, クラス間変動が全変動に占める割合 $R(\mathbf{a})$ は, 次の式で表される.

$$R(\mathbf{a}) = \frac{\mathbf{a}^T \hat{\mathbf{S}}_B \mathbf{a}}{\mathbf{a}^T \hat{\mathbf{S}}_T \mathbf{a}} \quad (4)$$

$$\hat{\mathbf{S}}_T = \sum_{j=1}^N (\mathbf{c}_j - \bar{\mathbf{c}})(\mathbf{c}_j - \bar{\mathbf{c}})^T \quad (5)$$

$$\hat{\mathbf{S}}_B = \frac{n_1 n_2}{n} (\bar{\mathbf{c}}^{(1)} - \bar{\mathbf{c}}^{(2)})(\bar{\mathbf{c}}^{(1)} - \bar{\mathbf{c}}^{(2)})^T \quad (6)$$

$$\mathbf{c}_j = (r_j, g_j, b_j) \quad (7)$$

ここで \mathbf{c}_j は分離度マスク内の画素 p_j における RGB 値を表すベクトルであり, r_j, g_j, b_j はそれぞれ画素 p_j における三原色の強度を表す. $\bar{\mathbf{c}}^{(1)}, \bar{\mathbf{c}}^{(2)}, \bar{\mathbf{c}}^{(m)}$ はそれぞれ部分領域 1, 部分領域 2, マスク全体における RGB 値の平均ベクトルを表す. n_1, n_2, n はそれぞれ部分領域 1, 部分領域 2, マスク全体における画素数を表す. $\hat{\mathbf{S}}_T$ はマスク全体における RGB 値の全変動行列であり, $\hat{\mathbf{S}}_B$ は部分領域 1, 部分領域 2 のクラス間変動行列である. 画素 p_i におけるカラー分離度 η^C は, $R(\mathbf{a})$ を射影軸 \mathbf{a} について最大化したものとして次のように得ることができる.

$$\eta^C = R(\mathbf{u}) = \frac{\mathbf{u}^T \hat{\mathbf{S}}_B \mathbf{u}}{\mathbf{u}^T \hat{\mathbf{S}}_T \mathbf{u}} \quad (8)$$

$$\mathbf{u} = \hat{\mathbf{S}}_T^{-1} (\bar{\mathbf{c}}^{(1)} - \bar{\mathbf{c}}^{(2)}) \quad (9)$$

ここで \mathbf{u} は, $R(\mathbf{a})$ が最大値となる場合の \mathbf{a} であり, 次の変分問題を解くことによって得られる.

$$\left. \frac{dR(\mathbf{a})}{d\mathbf{a}} \right|_{\mathbf{a}=\mathbf{u}} = 0 \quad (10)$$

η^C は濃淡値分離度と同様に, 0 から 1 に規格化された値をもつ. η^C は行列 $\hat{\mathbf{A}} = \hat{\mathbf{S}}_T^{-1} \hat{\mathbf{S}}_B$ の最大固有値 λ_{max} として得ることもできる. その場合, 最大分離度を与える射影軸 \mathbf{u} は固有値 λ_{max} に対応する固有ベクトルとなる. しかしながら, $\hat{\mathbf{A}}$ の固有値問題を解くための計算コストは, 式 (8) 及び (9) を用いて η^C を計算する場合と比較してかなり大きい. また行列 $\hat{\mathbf{A}}$ は通常非対称であるため, 計算結果が不安定になる可能

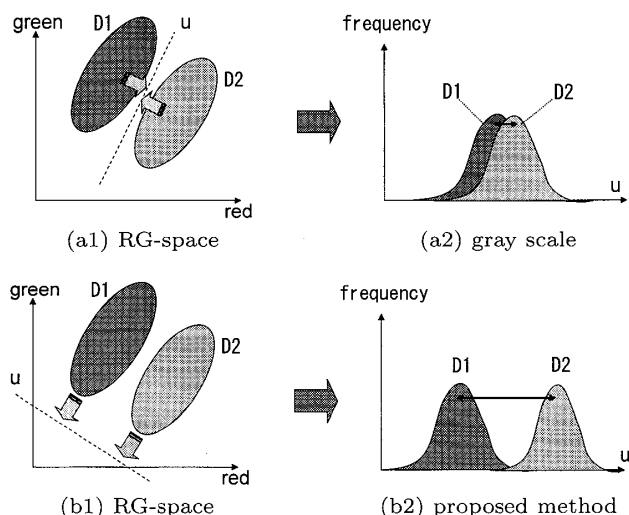


図4 濃淡値への変換による分離度の減少

Fig. 4 Reduction of separability by transformation to gray scale.

性がある。したがって、 η^C の計算は式 (8) 及び (9) によって行うことが望ましい。本節におけるカラー分離度 η^C の計算は、2 クラスの場合の Fisher 判別分析の一般的な計算方法を用いている。式 (4) における全変動行列 S_T をクラス内変動行列に置き換えれば、 $R(a)$ は 2 クラスの場合の Fisher 評価基準の行列表現と一致する。

カラー分離度と濃淡値分離度の相違は、射影軸 u を決定する方法の相違に集約することができる。濃淡値分離度は、カラー分離度において射影軸 u が常に固定されている場合に相当する。例えば YCbCr 表色系の Y 成分を濃淡値として用いる場合、 $u = (0.299, 0.587, 0.114)$ となる。固定された射影軸を用いる方法は、十分に分離している色特徴量分布の分離度を著しく減少させ、輪郭の識別を困難にすることがある。図 4(a1) 及び (a2) は、二つの色特徴量分布 D1 及び D2 (簡単のため二次元で表す) が濃淡値に変換される様子を概念的に表している。D1 と D2 が射影軸 u に関して線対称に近い場合、濃淡値へ変換されることによってほとんど重なり (図 4(a2))、分離度が著しく減少している。唇輪郭近傍における色分布は個人ごとに大きく変動するため、固定された射影軸を用いる場合しばしばこの問題が生じる。一方カラー分離度を用いる場合、射影軸 u は二つの分布の分離度を最大化するように決定される (図 4(b1)) ため、前述のような問題は生じない。図 3(c) は、RGB 値のカラー分離度を用いて、図 3(b) と同様に作成したエッジ画像である。濃淡値分離度の場合 (図 3(b)) と比較して、下唇輪郭上の

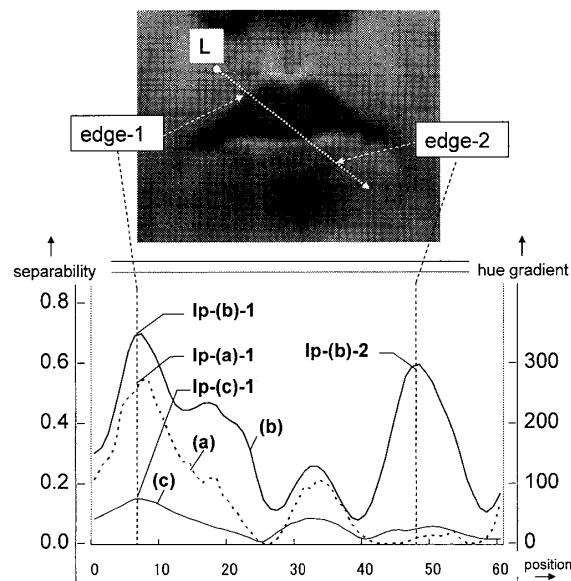


図5 唇上のエッジ強度 (a) 濃淡値分離度 (b) カラー分離度 (c) 色相こう配

Fig. 5 Edge strength across a lip.

エッジ強度が周辺よりも高いことが分かる。

2.3 従来のエッジ強度との比較

従来のエッジ強度とカラー分離度の性能を比較するために、唇輪郭上においてエッジ検出を行った結果の一例を示す。図 5 は、唇周辺を撮像した画像上において、直線 L に沿って (a) 濃淡値分離度、(b) カラー分離度、(c) 色相こう配の 3 種類の手法によってエッジ強度を計算した結果である。色相こう配は、色情報を用いた単純なエッジ強度として比較検証に加えた。画像サイズは 100×75 画素、分離度マスクの大きさは 16×8 画素である。図中の三つのグラフはすべて、上唇輪郭上の点 edge-1 においてピーク値 (lp-(a)-1, lp-(b)-1, lp-(c)-1) をもっている。上唇輪郭全体的についても同様にピーク値が存在するならば、三つのエッジ強度のいずれを用いても上唇輪郭を抽出可能であると予想される。一方下唇輪郭上の点 edge-2 においては、カラー分離度のみがピーク値 (lp-(b)-2) をもっている。濃淡値分離度若しくは色相を用いた場合、エッジ強度は下唇輪郭上でピーク値をもたないため、下唇輪郭を抽出することはできない。edge-2 の近傍における濃淡値分離度とカラー分離度の結果の相違は、edge-2 を境界とする肌領域と唇領域における色分布の分離度が、濃淡値への変換によって大きく減少したことに起因する。前節で詳述したこの問題は、特に下唇輪郭上においてしばしば生じるため、下唇輪郭の抽出には濃淡値分離度よりもカラー分離度が適していると

考えられる。(c)の色相は唇抽出における有効な色特徴量の一つではあるが、固定された変換式を用いて色変換を行うため、濃淡値分離度と同様に、個人ごとに大きく変動する色分布に対する安定性は十分ではない。

3. 動的輪郭モデルを用いた唇輪郭抽出

本論文において提案する輪郭抽出法は、先に文献[13]において筆者らが提案した「パターンエネルギーを導入した動的輪郭モデル」に、エッジ強度としてカラー分離度を導入したものである。両手法ともに、Kassらが提案した動的輪郭モデル[1]をベースとしている。本章では提案手法の具体的な処理について説明する。

3.1 動的輪郭モデル

動的輪郭モデルは、画像中の対象物の付近に配置した輪郭モデル曲線を、その輪郭モデルがもつエネルギーが最小となるように逐次変形することにより、対象物の輪郭形状を獲得する手法である。輪郭モデル曲線が対象物の輪郭と一致したとき最小となるようにエネルギー関数を定義しておくことにより、対象物の輪郭を正しく抽出することが可能となる。提案手法では輪郭モデル曲線を表すために四次のBスプラインを用いる(図6)。 N_c 個の制御点をもつ M 次のBスプライン曲線 $\mathbf{C}(t)$ は、次の式によって表される[11]。

$$\mathbf{C}(t) = \sum_{j=1}^{N_c} N_{jM}(t) \mathbf{Q}_j \quad (11)$$

ここで \mathbf{Q}_j は j 番目の制御点、 $N_{jM}(t)$ は j 番目の制御点 \mathbf{Q}_j に対応するBスプライン関数である。図6における \mathbf{s}_k は、輪郭モデル曲線上に配置されたサンプル点である。

提案手法における動的輪郭モデルのエネルギー関数

は、輪郭モデル曲線上におけるエッジ強度を表すエッジエネルギー、及び輪郭近傍の画像パターンマッチングに基づくパターンエネルギーによって、次のように構成される。

$$E = \omega_e E_{edge} + \omega_p E_{pat} \quad (12)$$

ここで E_{image} はエッジエネルギー、 E_{pat} はパターンエネルギーであり、 ω_e 、 ω_p はそれぞれエッジエネルギー、パターンエネルギーがエネルギー関数全体に占める割合を決定するパラメータである。

エッジエネルギーは、輪郭モデル曲線上に等間隔に配置された各サンプル点 S_k におけるエッジ強度の平均値として次のように表される。

$$E_{edge} = -\frac{1}{N_s} \sum_{k=1}^{N_s} e_k^w \quad (13)$$

ここで N_s はサンプル点の数、 e_k はサンプル点 S_k^w におけるエッジ強度である。提案手法では、エッジ強度として2.で説明したカラー分離度を用いる。

図7は、文献[13]において筆者らが正規化輪郭画像と定義した画像パターンの、上唇輪郭に関する例である。正規化輪郭画像は、輪郭モデル曲線の近傍領域(図中の白い破線で囲まれた領域)を切り出し、方形に変換した画像パターンである。パターンエネルギーは、ある輪郭モデル曲線の位置と形状に基づいて切り出された正規化輪郭画像と、事前に用意した正しい輪郭モデル曲線に基づく正解正規化輪郭画像との類似度によって表されるエネルギーである。この類似度が高くなるように輪郭モデル曲線を制御することにより、誤った抽出を防ぐことができる。カラー分離度は、色分布間のわずかな分離も鋭敏に検知し、高いエッジ強

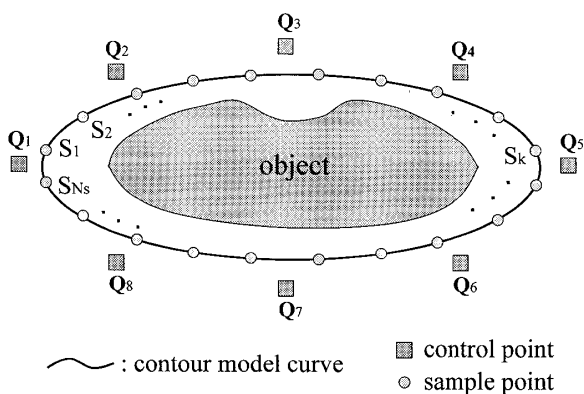


図6 Bスプラインを用いた輪郭モデル曲線

Fig. 6 A contour model curve formed with B-spline.

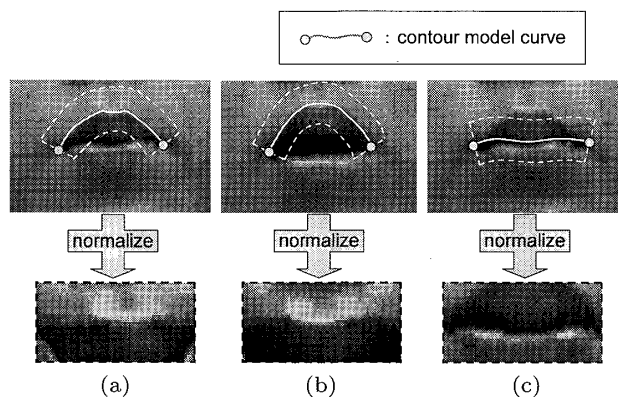


図7 正規化輪郭画像の例

Fig. 7 Examples of normalized contour images.

度を算出する．そのため濃淡値分離度と比較して，唇輪郭以外にもエッジ強度の高い部分をより多く生じる傾向がある．パターンエネルギーは，それらのノイズ部分を誤って抽出することを防ぐ効果がある．パターンエネルギー，及び輪郭抽出処理の詳細については文献[13]を参照されたい．

4. 検証実験

提案手法の有効性を検証するために，カラー分離度に基づく提案手法と濃淡値分離度に基づく従来手法によって，唇輪郭抽出の比較実験を行った．サンプル画像には，10人の被験者（ $I_1 \sim I_{10}$ ）を20回ずつ撮像した200枚の画像（サイズ：320×240画素）を用いた．輪郭モデル曲線の初期位置は以下のようにして決定した．まず文献[12]の方法によって瞳と鼻孔の位置を検出する．次にそれらの位置関係に基づいて図8のように唇の大きな位置を推定し，楕円形の初期輪郭モデル曲線を配置する．両目の重心と両鼻孔の重心を結ぶ線分（長さ h ）を，長さが $2h$ となるように下方向に延長し，その端点を初期輪郭モデル曲線の重心とする．初期輪郭モデル曲線の長半径，短半径はそれぞれ $0.8h$ ， $0.3h$ とした．なお二つの手法における輪郭モデル曲線の初期位置は同一である． ω_e ， ω_p はそれぞれ0.5，0.5，分離度マスクのサイズは16×8画素とした．以上のパラメータは，予備実験において最適であった数値を用いた．

従来手法と提案手法による輪郭抽出結果のエラー率を計算した．エラー率は N_{error}/N_{sample} として定義される．ここで N_{sample} は全サンプル画像枚数（200枚）であり， N_{error} は輪郭抽出に失敗したサンプル数である．輪郭抽出の成否を判定するための指標として，次の式で表される二つの輪郭モデル曲線の相違量 F を用いた．

$$F(C, C_0) = \frac{W(C, C_0)}{L(C_0)^2} \quad (14)$$

$W(C, C_0)$ は二つの輪郭モデル曲線 C と C_0 によって挟まれた領域の面積（図9）を， $L(C_0)$ は C_0 の長さを表す．ある抽出結果を表す輪郭モデル曲線を C ，正しい輪郭を表す輪郭モデル曲線を C_0 とすれば， $F(C, C_0)$ は輪郭抽出結果の不正確さを表す量と考えることができる． $F(C, C_0)$ は対象物の大きさに依存しない量である．なお正しい輪郭は事前に手動で入力したものをを用いた． $F(C, C_0)$ がしきい値以上であれば，輪郭抽出結果は誤りであると判定する．例えばし

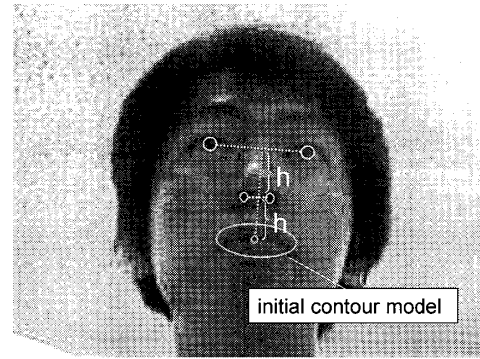


図8 目鼻位置に基づく初期輪郭モデル曲線の配置
Fig. 8 Initial location of a contour model curve based on positions of eyes and nostrils.

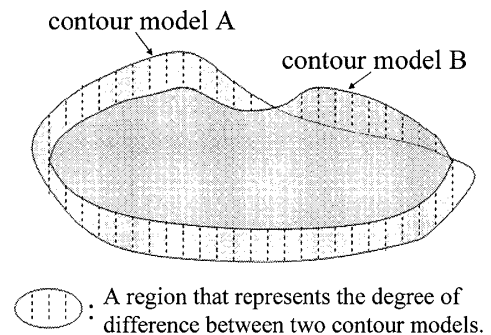


図9 二つの輪郭モデルの相違を表す領域
Fig. 9 Difference between two contour model curves.

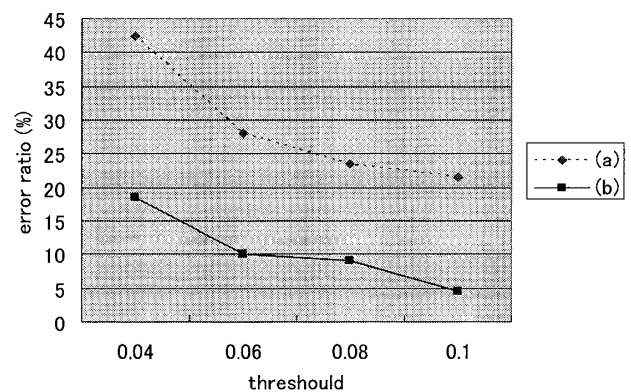


図10 唇輪郭抽出のエラー率（10人の被験者の平均値）
Fig. 10 Error ratio of lip contour extraction.
(a) Conventional method. (b) Proposed method.

きい値が0.04の場合，正しい輪郭 C_0 の長さ $L(C_0)$ が100画素とすると， C_0 と C の間の平均的なずれの許容範囲が4画素であることに相当する．しきい値を0.04から0.1まで上昇させたときのエラー率を図10に示す．両手法ともしきい値の上昇に伴ってエラー率は低下するが，提案手法のエラー率は常に従来手法の半分以下であった．従来手法における下唇輪郭抽出の失敗例は，正しい輪郭上にエッジを検出できな

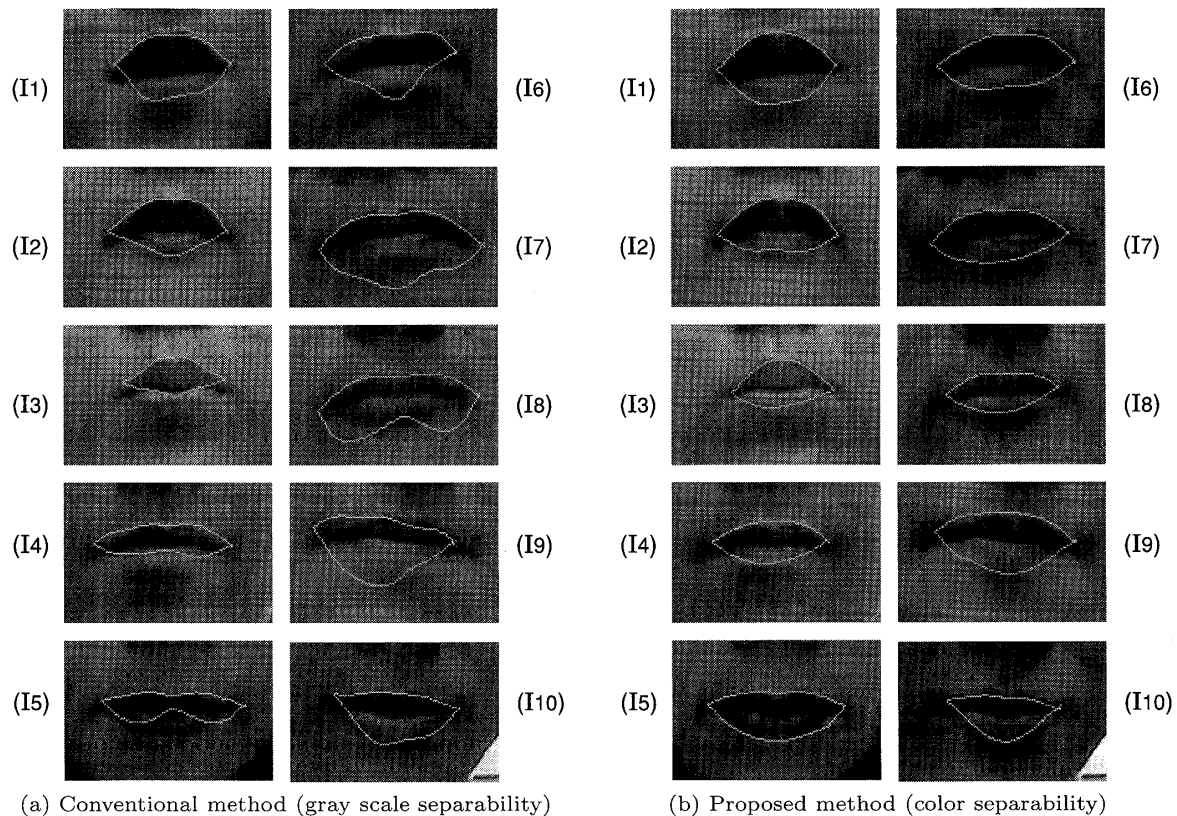


図 11 唇輪郭抽出結果の例 (I_n は被験者の番号)
Fig. 11 Examples of results of lip contour extraction.

かったことによるものがほとんどであった。提案手法における失敗例の多くは、正しい輪郭上でエッジ強度の局所ピークが検出されているものの、上唇と下唇の境界線上などのより強度の高いエッジに輪郭モデル曲線の初期位置が非常に近かったため、それらを誤って抽出したものであった。以上の結果は、従来手法と比較して、提案手法が下唇の不明りょうな輪郭を安定に抽出可能であることを実証している。また各被験者ごとのエラー率についても、提案手法は常に従来手法よりも低いという結果が得られた。この結果は、提案手法の有効性が個人差に依存しないことを示している。

従来手法 (a) と提案手法 (b) による唇輪郭抽出結果の例を図 11 に示す。多くの人物において上唇輪郭は十分に明りょうであるため、従来手法及び提案手法ともに、上唇輪郭の抽出については（従来手法における I_6 と I_9 を除いて）良好な結果が得られている。下唇輪郭については、従来手法ではほとんどの例において正しく抽出されていない。一方提案手法では I_9 を除いて正しく抽出されている。この下唇に関する抽出結果の相違は、2.3. において述べたように、もともと下唇と肌領域の色分布は十分に分離していたにもかかわらず

らず、濃淡値に変換したことによって分離度が大きく低下したことが原因であると考えられる。このような場合従来手法は、 I_3 , I_4 , I_5 のように、上唇と下唇の境界付近におけるエッジ強度の高い部分を誤って抽出する可能性が高い。これに対して提案手法では、図 5 において確認したように下唇輪郭上のエッジも安定に検出することができるため、正しく輪郭を抽出することが可能である。

5. む す び

本論文では、RGB 値分布間の分離度をカラー分離度として定義し、動的輪郭モデルにおけるエッジ強度としてカラー分離度を用いる輪郭抽出法を提案した。カラー分離度は、唇抽出に有効とされる色情報を利用しており、また分離度によるエッジ検出の特徴である、不明りょうな輪郭の抽出における安定性を有するため、特に下唇の抽出に適している。唇輪郭抽出の実験により、従来の濃淡値分離度や色相などを用いた手法と比較して、提案手法が個人差によらず安定に抽出可能であり、特に下唇輪郭の抽出に有効であることを確認した。本論文では、唇輪郭抽出へ適用するために

多次元特徴量として画像の RGB 値を用いたが、ほかにも様々な多次元特徴量によってエッジ強度を定義することが可能である。

提案手法におけるカラー分離度は、色分布間のわずかな分離も鋭敏に検知し高いエッジ強度を算出するため、従来の濃淡値を用いた手法と比較して、唇輪郭以外のエッジ強度の高い部分をより多く生じる傾向がある。本論文では、それらの部分を誤って抽出しないようにパターンエネルギーを用いたが、この問題に対する根本的な解決は今後の課題の一つである。

文 献

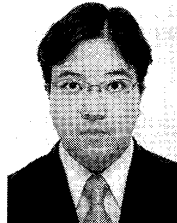
- [1] M. Kass, A. Witkin, and D. Terzopoulos, "Snakes: Active contour models," Proc. 1st Int. Conf. on Computer Vision, pp.259-268, 1987.
- [2] 美濃導彦, 天野 晃, "Snakes: 現在・過去・未来," 信学技報 (D-II), PRMU97-184, 1997.
- [3] 上田修功, 間瀬健二, 末永康仁, "弾性輪郭モデルとエネルギー最小化原理による輪郭追跡手法," 信学論 (D-II), vol.J75-D-II, no.1, pp.111-120, Jan. 1992.
- [4] 松澤悠樹, 阿部 亨, "複数の動的輪郭モデルの競合による領域抽出," 信学論 (D-II), vol.J83-D-II, no.4, pp.1100-1109, April 2000.
- [5] 福井和広, "領域間の分離度に基づく物体輪郭抽出," 信学論 (D-II), vol.J80-D-II, no.6, pp.1406-1414, June 1997.
- [6] A. Yuille, "Feature extraction from faces using deformable templates," Int. J. Comput. Vis., vol.8, no.2, pp.99-111, 1992.
- [7] M. Lievin, P. Delmas, P.Y. Coulon, F. Luthon, and V. Fristot, "Automatic lip tracking: Bayesian segmentation and active contours in a cooperative scheme," IEEE Int. Conf. on Multimedia Computing and Systems, vol.1, pp.691-696, 1999.
- [8] T. Coianiz, L. Torresani, and B. Caprile, "2D deformable models for visual speech analysis," Stork and Hennecke, pp.391-398, 1996.
- [9] 横川勇仁, 小田政志, 船曳信生, 東野輝夫, 森 悦秀, "Deformable Template マッチング法による唇輪郭抽出法の改良と歯科医療応用を目的とした評価," 信学論 (D-II), vol.J86-D-II, no.8, pp.1177-1185, Aug. 2003.
- [10] R. Kaucic and A. Blake, "Accurate, real-time, unadorned lip tracking," 6th Int. Conf. on Computer Vision, pp.370-375, 1998.
- [11] 山口富士夫, コンピュータディスプレイによる形状処理工学 (2), 日刊工業新聞社, 1985.
- [12] 福井和広, 山口 修, "形状抽出とパターン照合の組み合わせによる顔特徴点抽出," 信学論 (D-II), vol.J80-D-II, no.8, pp.2170-2177, Aug. 1997.
- [13] 若杉智和, 山口 修, 福井和広, "パターンエネルギーを導入した動的輪郭モデルによる唇輪郭抽出," 信学論 (D-II), vol.J88-D-II, no.9, pp.1857-1864, Sept. 2005.

(平成 17 年 10 月 3 日受付, 18 年 2 月 22 日再受付)



若杉 智和 (正員)

平 8 阪大・基礎工・物性物理卒。平 10 同大大学院基礎工学研究科了。同年 (株) 東芝入社。現在, 同社研究開発センターにて画像処理によるヒューマンインターフェースの研究開発に従事。情報処理学会会員。



西浦. 正英 (正員)

平 4 神戸大・工・電子卒。平 6 同大大学院修士課程了。同年 (株) 東芝入社。現在, 同社研究開発センターにて医用画像処理に関する研究開発に従事。情報処理学会会員。



山口 修 (正員)

平 4 岡山大・工・情報卒。平 6 同大大学院工学研究科了。同年 (株) 東芝入社。現在, 同社研究開発センターマルチメディアラボラトリー研究主務。コンピュータビジョン・顔画像処理の研究開発に従事。平 8 情報処理学会全国大会優秀賞, 平 14 本会論文賞, 平 15 情報処理学会山下記念研究賞受賞。情報処理学会会員。



福井 和広 (正員)

昭 61 九大・工・機械卒。昭 63 同大大学院工学研究科了。同年 (株) 東芝入社。同社研究開発センター主任研究員を経て, 平成 16 年筑波大学大学院システム情報工学研究科助教授。パターン認識・コンピュータビジョンの理論と応用に関する研究に従事。工博。平 14 本会論文賞受賞。情報処理学会, IEEE 各会員。