

対象物体に依存しない領域間の情報に基づいた 領域併合による物体抽出手法

A Method for Extracting an Object by Segmentation
based on General Information between Regions

学生会員 玉木 徹^{†,††}, 山村 毅^{†††}, 正会員 大西 昇^{†,††}

Toru Tamaki^{†,††}, Tsuyoshi Yamamura^{†††} and Noboru Ohnishi^{†,††}

Abstract We propose a method for segmenting a color image and extracting a region of object in a scene using information which is not specific to a target object but common to a projection of an object in a space. The proposed method is based on split-and-merge, and at first an image is segmented into small regions by clustering of colors. Then the regions are merged with four features of information about configuration, connection and area ratio between two adjacent regions. This merging enables us to extract an object as one region even if the surface of the object is textured with a variety of reflectances; this isn't considered by conventional segmentation methods. We show the algorithm of segmentation and extraction, and demonstrate experimental results and comparisons with some other methods.

キーワード：領域分割, 物体抽出, 分割併合法, 物理的要因, 光学的要因, k-平均法

1. はじめに

領域分割は画像認識において基礎的で重要な処理であり、これまでに様々な手法が研究されている^{1)~10)}。通常、領域分割とは、画像を幾つかの重なりのない領域に分けることを指す。理想的には、領域分割処理は、一つの物体に対して一つの領域が形成されることが望ましい。もしこのような分割処理が可能になれば、その結果を用いて、シーン記述や認識処理を行うことが容易になる¹¹⁾。

しかし一般に領域は、もっと狭義に、輝度や色、テクスチャなどの特徴量が類似した画素の集合として定義される。領域分割の定式化には、一つの領域内で特徴量が類似しているかどうか、などの命題 (predicate) を用いている場合が多い⁶⁾⁷⁾¹⁰⁾¹²⁾¹³⁾。それに基づいて領域分割を行うために、古くは、領域の輝度差³⁾⁸⁾や、境界がはっきりしているの

か¹⁴⁾、さらには境界の全周囲長に対する共通境界の長さの比⁴⁾⁸⁾といった幾何的な条件も用いられた。ニューラルネットワークやファジー⁷⁾、HMMやMRF¹⁵⁾、MDL¹⁶⁾¹⁷⁾などを用いた手法も多くなっているが、一つの領域に対して計算される特徴量を用いていることは変わらない。

そのような領域の定義を用いる通常の領域分割では、一つの物体を複数の領域に対応付けてしまう過分割という状況を避けることは難しい。この過分割には大きく分けて以下の二つの理由が挙げられる。

まず一つ目は、陰影、ハイライト、相互反射やグラデーションなど、同じ物体の表面であっても、その位置によって照明条件が変化してしまう、光学的な要因がある¹⁸⁾。このため、一様な反射率を持つ物体表面上では一様な色や輝度を持つという仮定が成立しなくなり、一つの物体表面上に複数の領域が形成されることになる。そのため、反射モデルを用いて影響を排除する手法¹⁹⁾や色分布上でハイライトを分割する手法²⁰⁾などがとられている。

二つ目は物理的な要因、つまり一つの物体表面が実際に複数の異なる反射率を持っているということである。例えば、サッカーボールは白と黒のパーツで構成されていたり、また本の表紙などはカラフルな色で印刷されている。このような場合、同じ物体の表面であっても多数の領域に分割されることは容易に想像できる。一般的に、実世界では、一つの特徴量しか持たないという物体はほとんどないと言える。そのため通常の領域分割では、一つの領域は一つの

PRMU (1998年1月) および VCIP'99 (1999年1月) にて発表⁴²⁾⁴³⁾
2000年7月21日受付, 2000年11月10日再受付, 2000年12月??日最終受付

†名古屋大学

(〒464-8603 名古屋市千種区不老町)

††理化学研究所 BMC

(〒463-0003 名古屋市守山区下志段見穴ヶ洞 2271-130)

†††愛知県立大学

(〒480-1198 愛知県愛知郡長久手町大字熊張茨ヶ廻間 1522-3)

† Nagoya Univ.

(Furo-cho, Chikusa-ku, Nagoya 464-8603, Japan)

†† RIKEN BMC

(Shimoshidami, Moriyama-ku, Nagoya 463-0003, Japan)

††† Aichi Prefectural Univ.

(Kumabari, Nagakute-cho, Aichi-gun, Aichi 480-1198, Japan)

物体には対応せず、それぞれのパーツに対応する部分領域に分割するところまでしか行われていない。この問題は、いくつかの特徴量をまとめた特徴ベクトルを用いても同じである。一つの部分領域に対して計算される特徴量を用いるだけでは、特徴量が大きく異なれば複数の領域に分割してしまう。つまり、異なる特徴量を持つ部分領域同士を組み合わせたものが一つの物体に対応する領域を形成するかどうかを考慮しなければ、物理的要因による過分割は解決できない。

過分割を抑制するために、領域を併合することで対処する研究が従来からある。k平均法のクラスタ数²¹⁾あるいは初期クラスタの位置²²⁾を変化させるとクラスタリングの結果が変わることを利用し、生成された境界線の位置が変化するかどうかを判定基準として領域を併合する手法が提案されている。しかしそれらの手法は、領域の境界線がエッジに一致することを狙った、光学的要因に対処するものである。物理的要因による過分割を扱った研究として、輪郭形状、コントラスト、色分布に基づく同一領域度に基づいて領域併合を行うという手法²³⁾が提案されている。しかし併合基準が一つしかないため、形状による二つの領域が同一領域度が大きかったとしても、コントラストが大きかったり色が異なっている場合は併合される可能性が低くなり、この手法では物理的要因を排除することはできない。

これらの従来研究で考慮されていないことは、前述したように、二つの領域の輝度や色が異なっていたとしても、それらが一つの物体の領域である場合があるということである。そのため、複数の領域の情報を基に、それらが抽出すべき物体の領域を形成しているかどうかを判定することが必要である。

しかし、抽出すべき物体の領域は何かということは、実際のタスクに大きく依存する。また、過分割と言っても、何が正しい分割なのかということは、その処理結果を何に用いたいのかによって変わってくる⁸⁾。実際、領域分割の定量的な評価は難しく、人間が判断することが適切な場合も多い¹⁾⁷⁾。処理自体も、唯一の標準的な方法は存在しない²⁴⁾し、問題の特性に大きく左右される⁶⁾。それゆえ処理や対象に依存した知識を使うアプローチが必要であるので、それぞれの分野に適した手法が研究されている²⁵⁾。

その一方で、明確な対象画像が設定されない場合に、領域分割処理を要求されることも多い。実際に何らかのシステムを構築する場合には両者を用いる必要がある¹⁰⁾、処理や対象に依存した知識だけではなく、画像や三次元物体についてのより一般的な知識を用いるアプローチも重要である。

画像についての一般的な情報には、例えば色や輝度などがある。これらはある特定の物体に固有の知識ではないにもかかわらず、それらを用いた領域分割は応用分野を問わず広く処理に利用されており、光学的要因による過分割を抑制するための情報としても用いられている¹⁹⁾²⁰⁾。

同様に、物理的要因による過分割を抑制するための一般的な現象についての情報というものも存在すると考えられる。その一つは、三次元物体が画像平面に投影されたと仮定した場合に、その投影像の形状が物体の知覚に影響するという視覚心理学において示唆されているもの²⁶⁾⁻²⁸⁾である。そのような情報を主観的輪郭²⁹⁾や透明性の知覚³⁰⁾に応用した研究はあるが、領域分割に用いた例はみられない。

そこで本論文では、物体に固有ではない一般的な情報を用いて物理的要因及び光学的要因を排除し、物体を一つの領域として抽出する領域分割手法を提案する。本手法は分割併合法に基づいており、まず画像を一つの特徴量で表される部分領域に分割する。そして、一つの物体の領域が物理的要因によって分割されたのかどうかを判定するために、二つの領域間の配置・隣接・面積比の情報を導入し、それに基づいて併合を行うための四つの特徴量を提案する。それらの特徴量は、一つの領域の内部についてのもではなく、二つの領域間についての特徴量である。これによって、物体表面が様々な反射率を持っているというような、類似した特徴量を持つ画素の集合という従来の領域の定義では扱えないような場合であっても、物体の領域を得ることができる。

以下2章では物理的要因を排除するための領域間の特徴量について述べ、領域併合の戦略と領域分割アルゴリズムを3章で、実画像を用いた実験結果と考察を4章で示す。

2. 領域間の情報と併合のための特徴量

通常の領域分割で得られる、類似した特徴量を持つ画素の集合である狭義の領域を部分領域と呼ぶことにする。もし一つの物体の領域が、物理的要因によって二つの部分領域に分割されているのであれば、それらの部分領域を併合することで一つの物体の領域が得られると考えられる。

そこで本手法では、領域が物理的要因によって分割されたのかどうかを判断するために、二つの領域がどのような配置にあるのか(配置情報)、どのように二つの領域が隣接しているのか(隣接情報)、二つの領域の相対的な大きさはどれくらいなのか(面積比情報)、という三つの領域間の情報を用いる。以下では、それらの情報から判断できる物理的要因および光学的要因について述べ、それらを定量的に測るために導入する特徴量について説明していく。この特徴量に基づいて、隣接する二つの領域を併合すべきかどうかを決定するアルゴリズムは、次節で示す。

以下では、画像中の領域を R_i ($i = 1, \dots$) と書くことにする。

2.1 配置情報

配置情報とは、二つの領域が画像中でどのように配置されているか、その位置関係を表す。二つの領域の配置は、包含、隣接、非隣接の三つに分けられる(図1参照)。非隣接の場合には、配置情報からだけでは同じ物体の領域に属するかどうかは不明である。しかし、隣接している領域

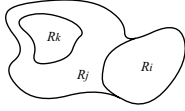


図 1 二つの領域の配置. R_j と R_k は包含, R_i と R_j は隣接, R_i と R_k は非隣接の関係にある.
Configurations of two regions. R_j and R_k are inclusion, R_i and R_j are adjacent, R_i and R_k are non-adjacent.

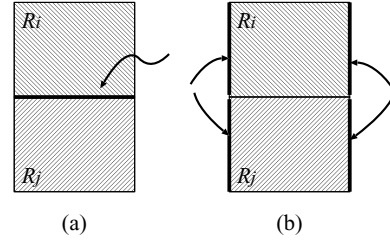


図 2 領域 R_i と R_j が隣接している場合の境界線の (a) 共有部分と (b) 非共有部分
(a) common boundary (b) non-common boundary when region R_i and R_j are adjacent each other.

であれば同じ物体の領域に属する可能性がある。

包含は隣接関係の特殊な場合である。「人物の顔の領域には目や口の領域が包含されている」というような例にも見られるように、それらの部分領域は、物体を構成するパーツに対応している。したがって、包含の関係にある領域は物理的要因によって生成されたと考えられ、それらを併合することで物体の領域が得られると考えられる。

画像上で包含となる別の可能性として、二つの物体が異なる奥行きで前後に配置されている場合が考えられる（これには物体に穴があいている場合も含まれる）。しかし、穴のあいている物体の場合は、その穴ではなく物体の方が重要であり、また一般的には、視野内でより大きな物体の方が小さな物体よりも注目されるべきであるので、これらの場合も併合してよいと考えられる。

包含されているかどうかは、隣接する領域の数によって決定できるので、以下の包含関係を表す特徴量（包含の特徴量）を導入する。

$$V_{inclusion}(i, j) = \begin{cases} 1 & Q(i) = \{j\} \\ 0 & \text{その他} \end{cases} \quad (1)$$

ここで $Q(i)$ は、領域 R_i に隣接する領域の番号の集合であり、 R_j が R_i に隣接するとき、 $j \in Q(i)$ である。この特徴量は、 R_i に隣接している領域がただ一つしか存在しない場合、つまり周囲には領域が一つしかなく、その領域 R_j に包含されている場合に 1 となる。

2.2 隣接情報

二つの領域が隣接している場合に、どのように隣接しているか（隣接情報）は、領域の境界線を用いて表される。領域が隣接している場合に、境界線の注目する部分は二ヶ所ある。一つは境界線のうち両者が共有している部分であり、もう一つは共有されていない（非共有）部分である（図 2 参照）。

(1) 境界線の共有部分

共有されている境界線に注目して、二つの領域が同じ物体の領域に属するかどうか判断するためには、その境界線が滑らかかどうか重要となる（図 3 参照）。もし境界線が滑らかで直線に近ければ、その二つの領域の間には明確な特徴量の変化（エッジ）が存在することになる。この場合は、共有されている境界線から同じ物体の領域に属するかどうかを判断することはできない。

しかし、もし境界線が滑らかではなくぎざぎざしたものであれば、それは主として光学的要因によって生じる擬似

輪郭であると言える。一般に擬似輪郭とは、画像の階調を落としたときに、実際の輪郭は存在しないにもかかわらず、緩やかな輝度勾配があった場所に現れる画像上の階調の変化を指す。領域分割においては、特徴量が緩やかに変化している場所が、わずかに異なる特徴量を持つ二つの領域に分割された場合に、それらの領域の間の境界線が擬似輪郭となる。この境界付近では、ノイズの影響でどちらの領域に属するかが画素毎に頻繁に変わってしまう。そのため、二つの領域の境界線は滑らかにはならず、ぎざぎざした線になる。

木などのように物体の輪郭線自体が滑らかではないと思われる物体も存在するが、実際の輪郭線の滑らかさはその物体を見る距離に依存する。遠くから木全体を観察するとき、詳細な輪郭を見るには解像度が足りず、大まかな輪郭が知覚され、滑らかに見える。逆に近い距離から観察すると、木の輪郭ではなく個々の葉の輪郭が見えてくるので、やはり滑らかな輪郭が見えることになる。

したがって、共有される境界線が滑らかではない場合、その境界線は物体の外輪郭ではなく、擬似輪郭であるとみなすことができる。よって、これらを併合することで、物体の領域が得られると考えられる。確かにこれらの領域は物理的要因ではなく、光学的要因によって生成されたものではあるが、境界線の情報を用いて判断できるので、ここに含めることにする。

共有されている境界線の滑らかさを評価するために、以下の特徴量（滑らかさの特徴量）を導入する。

$$V_{smoothness}(i, j) = \frac{1}{L_{ij}} \int_{\Omega} \frac{\|v_i(s) - v_i(s+l)\|}{l} ds \quad (2)$$

$$\Omega = \{s; v_i(s) \in \partial R_i \cap \partial R_j \text{ かつ} \\ v_i(s+l) \in \partial R_i \cap \partial R_j\}$$

ここで ∂R_i は領域 R_i の境界線を表す。 $v_i(s)$ は R_i の境界線上の点を表し、 $v_i(s) \in \partial R_i$ である。 L_{ij} は R_i と R_j が共有する境界線の長さを表し、 $L_{ij} = \int_{\Omega} ds$ である。 l はある定数であり、滑らかさを定義する単位長である。この特徴量は、境界線上の道のりで l だけ離れた二点間の直線距離と道のりの比を表し（図 3 参照）、境界線が直線のときに 1 となり、滑らかでなくなるほど 0 に近くなる。

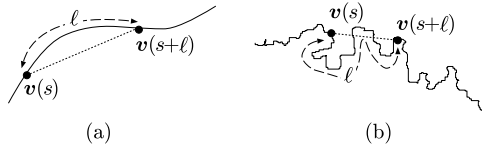


図3 境界線の共有部分 (a)滑らかな場合 $V_{smoothness}$: 大.
(b)ギザギザした場合 $V_{smoothness}$: 小. 点線は二点間の直線距離, 破線は道のり l .
Common boundary (a) $V_{smoothness}$: large (b) $V_{smoothness}$: small

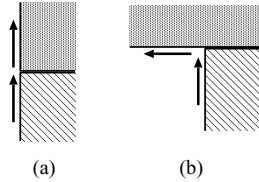


図4 境界線の非共有部分の方向(矢印)の変化 (a)緩やか: 連続的 (b)著しい: 連続的ではない
Change of direction of non-common boundary (a) small : continuous (b) abrupt : non-continuous

(2) 接続している二つの境界線の非共有部分

次に二つの領域の境界線の非共有部分に注目すると, 非共有部分が接続している接点における境界線の方向の変化が著しいか緩やかなのかという情報が重要になる(図4参照). この変化によって, 物理的要因で生じる二つの部分領域が, 物体の外輪郭で隣接しているという状況なのかどうかを判断することができる.

非共有部分が接続している接点には, 共有部分も接続しているので, 境界線はT接点を形成している. このT接点において境界線の二つの部分の方向が同じ(または近い)とき, 接続が連続的であるとする(図4(a)). 逆に方向が急激に変化しているときは, 連続的ではないとする(図4(b)).

一つの隣接領域に対してT接点は二つ(もしくは偶数個)あるが, もしそれらすべてのT接点で非共有部分の接続が連続的であるならば, その二つの領域は物理的要因によって分割されたと考えることができる. 例えば, 本の表紙が上下網掛と斜線に印刷されていて, 網と斜線の二つの領域が生成されるような場合を考えよう(図5参照). 斜線の領域の境界線は, T接点を挟んで, 網の領域と境界線を共有する部分と, それ以外の非共有部分とに分けられる. このT接点において二つの非共有部分の方向の変化は緩やかで, 連続的に接続している.

もちろん, T接点において連続的に接続する境界線が存在しても, それが物体の外輪郭ではない可能性もある. 例えば, 物体の角などに対応して境界線が急激に折れ曲がったちょうどその場所に, 背景にある領域の境界線が似た角度で存在するような場合である(図6参照). しかし, そのような偶発的な場合が, 複数のT接点すべてにおいて起こる可能性は非常に低い.

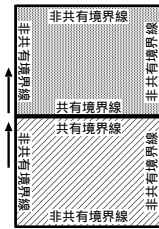


図5 本の例
The case of book

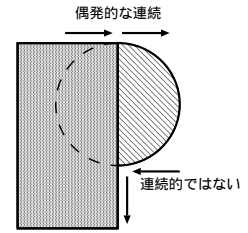


図6 偶発的に連続的となる例
Example of accidental continuity

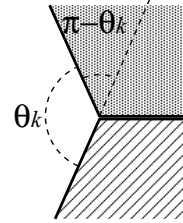


図7 T接点での境界線のなす角度 θ_k
angle at T junction θ_k

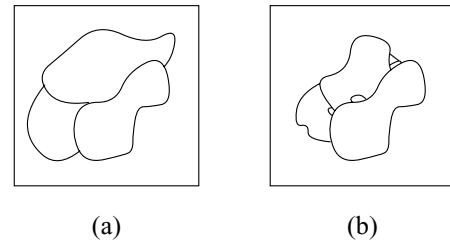


図8 (a)どの領域も同じ程度の大きさ (b)比較的小さい領域が存在する
(a) every region is almost same size (b) there are relatively small regions

したがって, 二つ(または偶数個)のT接点において非共有部分が連続的に変化している領域は, 物理的要因によって物体の領域が分割されて形成された部分領域であるといえる. そして, これらの部分領域を併合することで物体の領域が得られると考えられる.

接続が連続的かどうかを評価するために, T接点における非共有部分のなす角度によって定義される次の特徴量(連続性の特徴量)を導入する.

$$V_{continuity}(i, j) = \frac{1}{k_n(i, j)} \sum_{k=1}^{k_n(i, j)} (\pi - \theta_k(i, j)) \quad (3)$$

$k_n(i, j)$ は領域 R_i と R_j の境界線によって形成されたT接点の個数, $\theta_k(i, j)$ は k 番目のT接点で境界線の非共有部分がなす角度である(図7参照). つまりこの特徴量はT接点での境界線のなす角度の平均値であり, 接続が連続的であるほど(θ_k は π に近づくので)この特徴量は小さくなり, 直線的に接続していれば0となる.

2.3 面積比情報

面積比情報とは, 二つの領域の大きさがどれくらい違っているのかを示す. 隣接する二つの領域が, 両方ともに画像に対して比較的大きいならば, それらの領域はその画像

において重要な意味を持つと考えられる(図8(a)).しかし,両方とも数画素程度の小さい領域である場合や,一方に比べて他方が非常に小さい場合,それらはノイズか,あるいはより大きな物体の一部分に対応する小さな領域であると考えられる(図8(b)).

ただし,一画素程度の大きさの物体が多数あるような状況も考えられる.そのような例としては,草原や布地などの統計的テクスチャがあるが,これらは別の処理(例えばテクスチャによる領域分割など)によって,あらかじめ一つにまとめられるべきである.

先の三つの領域間の情報とは異なり,この小さな領域をどの隣接領域に併合させるかということについては,一意には決まらずいくつかの可能性がある.最も面積が大きい隣接領域に併合してしまうと,その領域の境界線は小さな領域が併合された分だけ滑らかではなくなってしまうかもしれない.滑らかさの特徴量に影響を与えてしまう.もし小さな領域がノイズによるものであれば,併合すべき領域の特徴に近いと思われるので,大きい領域にはなく領域の色などの特徴量が似た領域に併合されることが望ましいと思われる.したがって,面積比の情報で併合される場合は,色などが似た領域へ併合させる.

面積比の特徴量は,二つの領域の面積比で定義する.

$$V_{area}(i, j) = \frac{S(R_i)}{S(R_j)} \quad (4)$$

ここで $S(R_i)$ は領域 R_i の面積とする. $V_{area}(i, j)$ は,領域 R_i とそれに隣接する領域 R_j との面積比を表し,隣接領域のほうが大きければ1より小さな値を取り,そうでなければ大きな値を取る.

3. 領域間の特徴量に基づいた併合法

前章では領域間の特徴量を導入した.本手法ではそれら領域間の情報に基づいて領域の併合を行う.したがって,始めに画像を部分領域に分割し,それから併合操作を行うことになる.この章では,まず併合操作における戦略を述べ,その後,分割併合法に基づく領域分割/抽出のアルゴリズムを説明する.

3.1 併合の戦略

ある二つの領域の間で,前節で導入した特徴量を計算する.もし特徴量が設定されたあるしきい値に満たない場合,その二つの領域を併合する.そして新しい領域を加えて再び特徴量を計算し,併合を繰り返す.どの二つの領域についても,計算された特徴量がしきい値以上の場合,処理を終了する.

以上が本手法における領域併合基本的な戦略であるが,いくつか補足をする.

(1) 併合に用いる特徴量の順序

二つの領域を併合するか否かを判断する際に,四つの特徴量のうちでどれを先に用いるかの優先順位を決めておかなければならない.滑らかさと連続性の特徴量は境界線の

情報から計算されるので,小さな領域の短い境界線に対して計算してもあまり信頼できる結果は得られない.よって,それらより先に包含と面積比の特徴量を用いて併合を行ない,小さな領域をできるだけ排除しておくことになる.

したがって,用いる特徴量の順序は以下ようになる.まず含まれている領域を先に排除するために,包含の特徴量を用いる.この特徴量を用いて併合を行っても,他の領域の境界線の情報には影響を与えない.次に,画像中の細かい領域を排除するために,面積比の特徴量を用いる.これらの特徴量を用いて併合を繰り返すと,比較的小さな領域が少なくなり,どの領域も同程度に大きくなると考えられるので,境界線の情報を用いることができる.その後,滑らかさの特徴量と,連続性の特徴量を用いる.

それぞれの特徴量を用いる段階では,画像中のすべての隣接する二つの領域についてその特徴量を計算し,しきい値を以下で最も小さい特徴量をもつ二つの領域を併合する.

(2) しきい値の設定/更新

併合するか否かを判断するしきい値の設定の方針や,それが画像の大きさに依存するかどうかは,それぞれの特徴量によって異なる.これはある程度経験的に決めなければならないが,どのように決定するのかという方針は必要である.

包含の特徴量は0か1なのでしきい値を必要としない.

滑らかさの特徴量は,画像の大きさには依存しないがパラメータ ℓ に依存する.予備実験の結果, $\ell = 20$ の時,擬似輪郭ではおよそ0.5~0.65以下の値を取ることがわかったので(付録A参照),その値をしきい値とすることができ.

連続性の特徴量はT接点の角度なので,画像の大きさには寄らない.この角度が0°であればもっとも連続的であるが,実際にはそのようなことは少ないので,5°程度か,大きくとも20°をしきい値とする.

面積比の特徴量は生成される領域の面積,すなわち画像の大きさに依存する.しかし,画像の大きさの $1/30$ 程度より小さい領域は意味のあるものではないと考えた場合には,しきい値は最高で $1/30$ とすることができる.

以上がしきい値の設定の方針であるが,画像によって適切なしきい値は異なるので,それらのしきい値を初めに固定してしまうと,しきい値以下の特徴量を持つ領域同士が一斉に併合されることになる.それを防ぐために,まずしきい値を小さな値に設定しておき,併合が進むにつれて徐々に大きな値に更新するというように,動的にしきい値を変更する.

(3) 画像の性質による例外

2章で述べた領域間の情報は一般的な場合についてのものであり,画像中の領域にそのまま適用するにはいくつかの問題がある.

一つ目は,包含についての問題である.背景の中に一つだけ物体が存在している場合には,背景の領域が物体の領

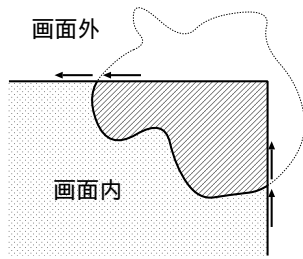


図9 画像の辺における連続的な接続
Continuous connection at sides of image

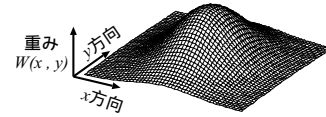


図10 重み関数
Weight function

域を包含しているので、これらは併合されてしまい、物体を領域として抽出することはできない。したがって、画像の中の領域が二つだけになった場合には、それらは図と地の二つになったと考えられるので、併合しないことにする。もう一つの問題は、本来は境界ではない画像の辺において連続的な接続ができてしまうことである(図9参照)。画像は四つの直線に囲まれているので、画像の辺に接している領域の境界線上のT接点では、必ず直線的な接続になってしまう。よって、画像の辺に接するT接点では、連続性の特徴量(つまり式(3))は計算しないこととする。

3.2 領域抽出アルゴリズム

以上の戦略に基づいて、本手法で提案する領域分割手法の具体的な処理の手順——初期分割, 併合アルゴリズム, 領域抽出——を示す。

(1) 初期分割による部分領域生成

初期領域分割は従来用いられているクラスタリング手法³¹⁾を使用する。カラー画像を CIE $L^*a^*b^*$ 表色系³²⁾に変換し、各画素の色 (L^*, a^*, b^*) と位置 (x, y) の5次元ベクトルについて、k-平均法を用いてクラスタリングを行う。k-平均法はクラスタ数 k に依存するので、ここではクラスタの分散に基づいて k を決定する。

この初期分割によって、類似した色の画素の集合である N 個の部分領域が生成される。それらを $R_i (i = 1, \dots, N)$ とする。

(2) 併合アルゴリズム

初期分割によって生成された領域に対して、3.1節で述べた戦略によって領域の併合を行う。ここでは本手法で提案する併合のアルゴリズムを示す。以下では、 Th_a, Th_s, Th_c はそれぞれ面積比, 滑らかさ, 連続性の特徴量を用いて併合するかどうかを決定するしきい値であり、 h はしきい値の更新回数*, M は各時点で残っている領域数である。

Step 0.

$h = 0, M = N$ とする。

Step 1.

領域数が2 ($M = 2$) であれば、処理を終了する。そうでなければ、もし $V_{inclusion}(i, j) = 1$ なる領

域 R_i, R_j が存在するなら、 R_i と R_j を併合する。 $M \leftarrow M - 1$ として Step 1. へ。
存在しなければ、Step 2. へ。

Step 2.

$V_a = \min_i \min_{j \in Q(i)} V_{area}(i, j)$ とする。

もし $V_a \geq Th_a^{(h)}$ ならば、Step 3. へ。

そうでなければ、 V_a を与える R_i と、 R_i の隣接領域のうち最も色差が小さい領域と併合する。 $M \leftarrow M - 1$ として Step 1. へ。

Step 3.

$V_s = \min_i \min_{j \in Q(i)} V_{smoothness}(i, j)$ とする。

もし $V_s \geq Th_s^{(h)}$ ならば、Step 4. へ。

そうでなければ、 V_s を与える R_i と R_j を併合する。 $M \leftarrow M - 1$ として Step 1. へ。

Step 4.

$V_c = \min_i \min_{j \in Q(i)} V_{continuity}(i, j)$ とする。

もし $V_c \geq Th_c^{(h)}$ ならば、Step 5. へ。

そうでなければ、 V_c を与える R_i と R_j を併合する。 $M \leftarrow M - 1$ として Step 1. へ。

Step 5.

しきい値 $Th_f^{(h)} (f = a, s, c)$ に更新比率 $r_f (> 1)$ を乗じて値を更新する。更新によってしきい値の値は増えることになるが、設定された上限 Th_f^E を超えたしきい値は、以後その上限の値を用い、更新を行わない。つまり、各特徴量 $f = a, s, c$ について

$$Th_f^{(h+1)} = \begin{cases} r_f Th_f^{(h)}, & r_f Th_f^{(h)} \leq Th_f^E \\ Th_f^E, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (5)$$

そして、もしすべてのしきい値が上限に達した場合は処理を終了する。

そうでなければ $h \leftarrow h + 1$ として Step 1. へ。

(3) 領域抽出

上記の併合アルゴリズムが終了した時点では、いくつかの(最低でも二つの)領域 $R_{i'} (i' = 1, \dots, M; 2 \leq M \leq N)$ が残っていることになる。

一つの物体の領域を抽出するために、画像の中心付近で大きな値を取る次のような重み関数 $W(x, y)$ を定義する(図10参照)。

$$W(x, y) = G\left((x, y); \left(\frac{w}{2}, \frac{h}{2}\right), \frac{\min(w, h)}{4}\right) \quad (6)$$

ここで (x, y) は各画素の座標、 w, h は画像のそれぞれ幅と高さ、 $G((x, y); (m_x, m_y), \sigma)$ は二次元のガウス関数で、

*これは併合処理を行った回数とは異なる。併合回数は $N - M$ で表される。

その平均は (m_x, m_y) , 共分散行列は $\begin{bmatrix} \sigma^2 & 0 \\ 0 & \sigma^2 \end{bmatrix}$ とする .

各領域内で重みの和を計算し , 最も大きい和を持つ領域 R_I を抽出する . つまり ,

$$I = \operatorname{argmax}_{1 \leq i' \leq M} \sum_{(x,y) \in R_{i'}} W(x,y) \quad (7)$$

これによって , 画像全体に広がっている背景領域ではなく , 中心付近にある物体の領域を抽出できる . ここでは物体を一つだけ取り出すと仮定しているが , もし二つ以上の物体が存在していることがわかっているならば , この重み和の大きい方から順に領域を抽出する .

4. 実験と考察

4.1 実画像を用いた実験

本手法を計算機上に実装し , 実画像に対して実験を行った . 表1 に , 実験の際に用いたしきい値の初期値 , 上限 , 更新比率を示すが , 初期値と上限は3.1(2)節の議論に基づいて , 比率は経験的に決定した . また滑らかさの特徴量のパラメータ ℓ は20とした .

図11 に人物が写っている画像に対する結果を示す . (a) が原画像 (432×301) , (b) がその初期領域分割結果である . 領域分割では59の部分領域が生成されており , その境界線を黒線で表示してある . (c)~(k) は領域併合過程の様子であり , 各画像の下の数字はその時点で残っている領域の数を表す . 背景の擬似輪郭は(f)までにほぼ取り除かれており , 物体と背景の間に生じた小領域も併合が進むにつれて取り除かれている ((c)(d) 参照) . (k) に示すように , 最終的に画像は人物と背景に対応する二つの領域に分割され , 抽出処理によって背景ではなく物体の領域 (図11(l) における黒い領域) が抽出された . この最終結果では , 目や口や鼻のような顔のパーツも , 人物という物体の領域に属しており , 顔や服のハイライトや影の部分も一つの領域に併合されている .

もう一つの実験結果を図12 に示す . (a) が原画像 (116×261) , (b) が初期領域分割結果である . 最終的な併合結果 (j) では , 上半身と下半身は一つの物体に属すべきであるが , 二つの領域に分けられている . これは , 腕が胴体に垂直に横切っているために , 連続的に接続しなくなっているためである .

図12(l) は文献17)の領域分割手法による結果であるが , 個々の色の異なるパーツ , つまり , 腕 , 服 , 髪の毛などがそれぞれ一つずつの領域として分割されている . これは , 人物像という一つの領域として抽出されるべき物体が , 1章で述べた「一つの物体表面が複数の異なる反射率 (色) をもつ」という物理的要因によって , 複数の領域に分割されてしまっている状況であると言える .

本手法の結果 (図12(k)) では , 髪の毛や顔 , 服 , 腕などの領域が併合されて一つの領域として , また服の色が異なるために分割されていた領域が人物の下半身の領

表1 しきい値の初期値と更新の上限値 , 更新比率 . Th_s は $\ell = 20$ の時の値 .

Initial values, upper limits and update rates of the thresholds.

Th_f	$Th_f^{(0)}$	Th_f^E	r_f
Th_a	1/1200	1/30	1/0.9
Th_s	0.5	0.65	1.01
Th_c	5	20	1.01

域として一つに併合されていることがわかる . 人物の形状などの対象物体に関する知識を用いずに , 服や肌の色が大きく異なるという物理的要因を排除したことで , 上半身と下半身をそれぞれ一つの領域とすることができたことから , 物理的要因を排除して物体の領域を抽出するという観点から見れば , 本手法は有効であるといえる .

その他の実験結果を図13 に示す . どの画像についても , 物体の領域として抽出されると思われる領域が大体抽出されている . (a)(b)(c) ではさまざまな複雑な背景に対しても人物の領域がほぼ特定されているが , 人物領域の一部が背景と併合されてしまっている . これは , (b) では人物の頭髪と背景の写真がどちらも暗いため , また (c) では背景の壁にあるタイルの溝の領域と人物の頭髪の領域とがともに暗い色であるため , 初期領域分割時に背景と頭髪の領域が一部ですでにつながってしまっていることが原因である . そのため , 特徴量のしきい値などのパラメータを調整しても良好な結果は得られないが , 初期分割を改善すれば抽出結果を向上させることができるとと思われる . また (b) では , 初期分割時に人物の服のテクスチャによって服の領域が多数の細かい領域に分割されているので , 2.3節で述べたように , 本手法で用いたような色による初期分割ではなく , テクスチャによる統計的な手法による初期分割が適していると思われる . (d) は最も簡単な画像であるが , 亀の黒い目と緑の胴体が一つに併合されており , この結果は本手法の意図するところである . (i) と (f) では抽出された領域には穴がある ((f) の方の穴は閉じてはいないが) ため , 抽出領域数をそれぞれ3と2とした . 二番目と三番目の領域はそれぞれ濃灰色と薄灰色で示してある . このような穴が存在するのは , 用いた包含の定義によるものである . 包含を定義する際に (i) では二つ以上の領域を同時に含んでいる , (f) では完全に囲まれていなくとも包含されている割合が大きいかどうか , ということを考慮することで避けられると思われる . (g) の結果では本は一冊だけ抽出されているが , 3.2(3)節で述べたように仮定を変えることで , 両方とも抽出することができる . (j) と (k) の違いはホチキスがないかどうかであるが , 結果は大きく違っている . この理由としては以下の二つが考えられる . 実際の連続性の特徴量はT接点付近でのみ角度を求めている (図7) ので , T接点から少し離れたところで境界線が曲がっている場合などは考慮していない . 滑らかさの特徴量は , 境界線が ℓ より短ければ計算できず , 境界線が長くなれば安定して計算

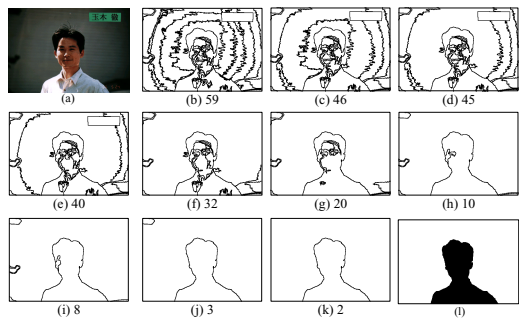


図 11 実画像を用いた実験結果 (a)原画像 (b)初期領域分割 (c)~(k) 併合処理の様子 (l) 抽出結果

Experimental result (a) original image (b) initial segmentation (c)~(k) merging processes (l) extraction

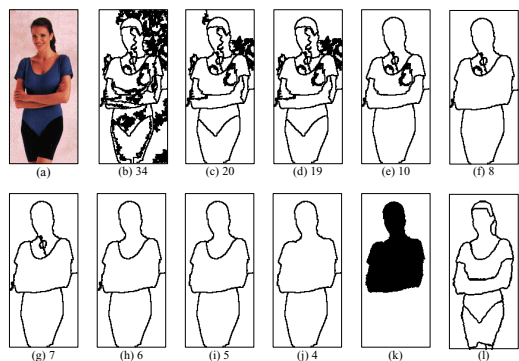


図 12 実画像を用いた実験結果 (a)原画像 (© 1996 IEEE) (b) 初期領域分割 (c)~(j) 併合処理の様子 (k) 抽出結果 (l) 文献 17) の結果 (© 1996 IEEE)

Experimental result (a) original image (© 1996 IEEE) (b) initial segmentation (c)~(j) merging processes (k) extraction (l) result of Ref.17) (© 1996 IEEE)

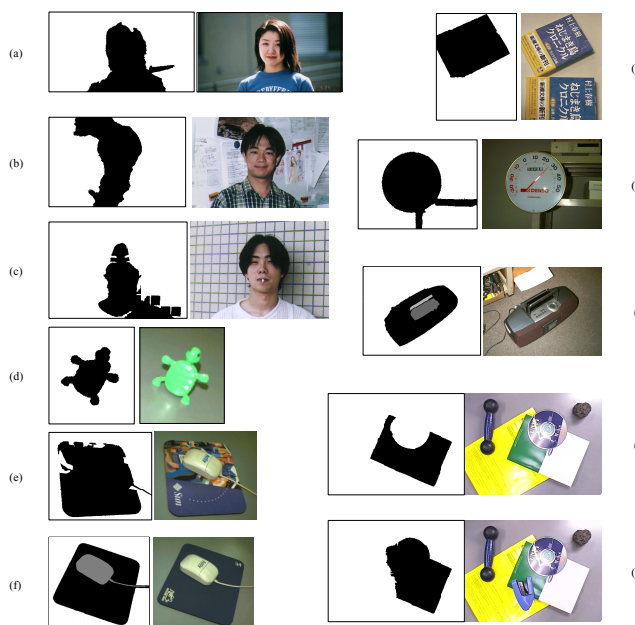


図 13 実画像を用いた実験結果 (右) 各画像の原画像 (左) 抽出結果
Experimental results (right) original images (left) extractions

できないので、物体内で細くなっている領域の短い境界線に対しては擬似輪郭かどうかの判定が正確ではない。以上

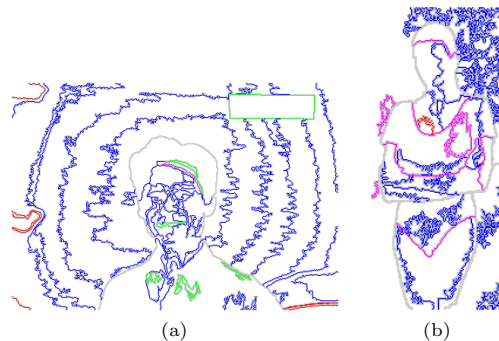


図 14 併合に用いられた特徴量によって色分けされた (a) 図 11 と (b) 図 12 の境界線。緑：包含，青：滑らかさ，紫：連続性，赤：面積比
Colored borders of (a) Fig.11 and (b) Fig.12 respect to the features. green : inclusion, blue : smoothness, purple : continuity, red : area ratio

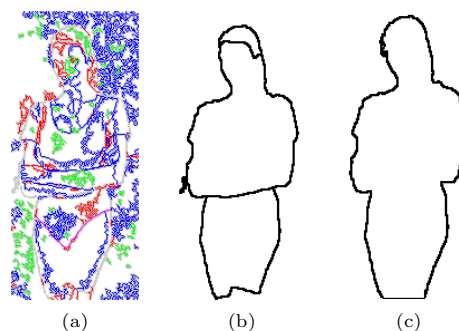


図 15 図 12(a) の初期分割での領域数を 197 とした (a) 初期分割。図 14 と同様に色分けしてある。(b) 併合結果。(c) 理想分割。
(a) initial segmentation of Fig.12(a) where the number of regions is 197. Contours are colored same as Fig.14. (b) result of merging. (c) ideal segmentation.

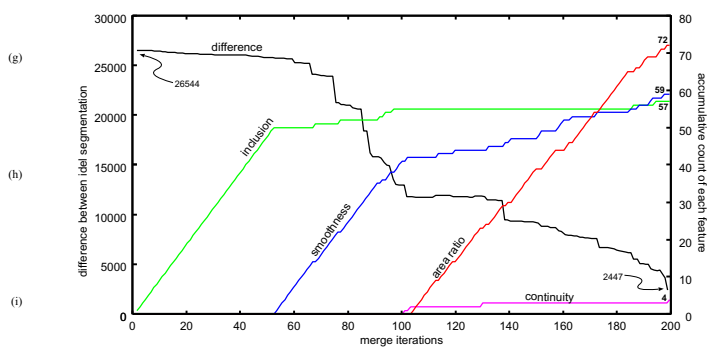


図 16 図 12 の併合過程における理想分割との差。横軸は併合回数、縦軸 (左) は理想分割との差、縦軸 (右) は特徴量を用いられた累積回数。
Difference between ideal segmentation and result of each step in Fig.12.

のような実装上の問題点の解決は今後の課題である。

実装は C++ を用いて PC (200MHz CPU) で行った。計算時間は画像のサイズやテキストにも依存するが、およそ、初期分割に 20 秒から 1 分ほど、併合にかかる時間が 3,4 分である。

4.2 特徴量の働きについての考察

1 章で述べたように、領域分割結果の評価を行うことは容易ではない。しかし、実験結果において良好な結果を得

るために、どの特徴量がどの程度寄与したのかを分析することは、本手法の適用範囲を考察するために必要なことである。

まずどの境界線がどの特徴量によって併合されたのかを示すために、用いられた特徴量毎に色分けした境界線を図14に示す。この図では、例えば、青い境界線で接した二つの領域は滑らかさの特徴量によって併合されたことを示す。図14(a)をみると、背景の緩やかな輝度勾配によって生じた擬似輪郭が青く色分けされていることから、それらは滑らかさの特徴量によって排除されたことがわかる。これは図14(b)でも同様にみることができ、さらに、髪と顔、胸部と服、脚と腰の領域が連続性の特徴量(紫)によって併合されていることがわかる。一方で、例えば図14(a)の髪と顔の領域が滑らかさの特徴量(青)で併合されているように、予期しない併合が行われた場合もあった。しかし全体的には、これらの画像では、滑らかさと連続性の特徴量が意図したような個所で領域併合の特徴量として働いている。

このことを定量的に示すために、あらかじめ与えた理想的な分割との差(理想分割に近づけるための処理コスト³³⁾³⁴⁾)を定義し、領域併合処理を行う毎に、現在の分割結果と理想分割との差を計算する、という評価を行った。つまり、ある特徴量を用いた併合の際にこの差が大きく減少すれば、その特徴量が有効であったといえることになる。

理想分割は、初期領域分割によって生成された領域のうち、抽出されるべき物体の領域であると人間が判断した領域を塗りつぶすという方法で生成した。このようにすることで、併合処理を行っても、併合結果の境界線が理想分割の境界線とずれることがなくなる。理想分割との差は二種類あり、それらを以下のように定義した。

- ・現在の分割結果である領域が理想分割での二つ以上の領域にまたがっている時、その領域を理想分割の境界に沿って分割すれば差が減るので、その分割線の長さ C の二乗に比例した値(ここでは $C^2/4\pi$ とした*)を差とする。

- ・理想分割である領域が現在の分割結果で二つの領域に分かれている時、その二つの領域を併合すれば差が減るので、その二つのうち小さな方の領域の面積を差とする。

以上の差を用いて考察を行なうが、図12の結果は領域数が少なく、実際には包含と面積比の特徴量が用いられなかったため、以下では図12の結果のかわりに、初期分割のクラスタ数を変え領域数を増やした初期分割図15(a)の併合結果図15(b)を用いることにする。

図15の分割結果(b)がどのように理想分割(c)に近づいているのかを表したグラフを図16に示す。同時にこのグラフには、どの特徴量がいつ用いられたかの累積回数を表示

* ここでは、領域が円のときに二種類の差が対等に扱われるように決定した。すなわち、周囲長 $2\pi r$ を分割線 C 、面積を πr^2 として、 $\pi r^2 = \frac{4\pi^2 r^2}{4\pi} = \frac{(2\pi r)^2}{4\pi} = \frac{C^2}{4\pi}$ である。実際には係数を変えてもそれほど影響がない。

表2 それぞれの特徴量が併合に使われた回数と併合一回あたりの差の減少量

The number of each feature used to merge and difference decrease per one merging.

	包含	面積比	滑らかさ	連続性	合計
使用回数	57	72	59	4	192
差減少量	18.5	24.9	319	607	

しており、どの特徴量が用いられた時にどれだけ差が減っているかがわかる。その使用回数と、併合一回あたりの差の減少量を表2に示す。

表2をみると、滑らかさの特徴量は差を大きく減らしており、結果を理想的な領域分割に近付けている。連続性の特徴量は、包含や面積比よりも比較的高いレベルの特徴であり数回しか使われていないが、滑らかさと同じように大きく差を減少させている。大きく差を減らしているこの二つは結果を良好にするために有効な特徴量であるといえる。ただし、表2では連続性の方が滑らかさよりもより差を減少させて有効である。他の画像についても行なった結果同様の傾向が見られたが、どちらの特徴量がより有効かは画像により異なった。

一方、面積比の特徴量はそれほど差を減少させないため、この評価からはあまり有効ではないといえる。しかし、併合の際に最も多く用いられる特徴量であるので、小さな領域を減らすことに有効であると思われる。

4.3 従来の手法との比較

図12の実験において文献17)の手法との結果を比較したが、そのような洗練された手法ではなく、もっとシンプルで従来からある代表的な領域分割手法に比べて、本手法の性能がどの程度のものであるかを評価することも重要である。先の実験に用いた画像のうちのいくつかに対して、従来手法として代表的なもの、ここでは、最も簡単な手法として大津のしきい値による二値化³⁵⁾と、輝度の分散を評価し併合する分割併合法¹³⁾を適用した結果を示す。

図17に大津のしきい値³⁵⁾により輝度値を二値化した結果を示す。もともと二値化処理は領域分割に適した方法ではないにもかかわらず、物体と背景のコントラストが強い画像に対しては、物体がはっきりと分離されている。しかし、画像全体に渡って緩やかに輝度に変化しているような場合には、背景を一つのしきい値で分離することは困難であるのがわかる。

次に図18に、輝度値による分割併合法¹³⁾を用いて領域分割を行った結果を示す。この手法は、輝度の分布を正規分布と仮定して、二つの隣接した領域の輝度分布の尤度と、それらを併合した一つの領域の輝度分布の尤度の比がしきい値を下回る場合に併合を行う。画像の分割には先の実験と同じ3.2節で述べた初期分割を用いた。併合処理は、すべての二つの隣接する領域に対してこの比を計算し、最も小さい値を取る二つの領域を併合するという操作を、領域数が2になるまで繰り返した。

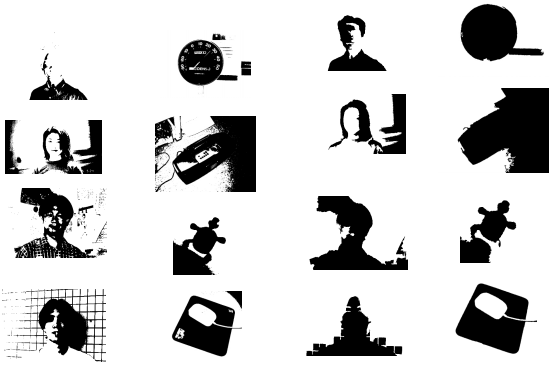


図 17 大津のしきい値による二値化
Binarization with Otsu's threshold



図 18 輝度の分散を評価し併合する分割併合法
Split-and-merge by merging with variance of intensity



図 19 動的輪郭モデルsnakeの収束過程．最も大きい白線が初期輪郭．
Convergence process of snake, the active contour model. The largest while circle is the inisial contor.

この手法も、物体と背景のコントラストが強い画像では、背景と物体の領域に分割することができる。しかし、適切な結果が得られるための併合のしきい値は画像によって大きく異なっており、すべての画像に対して同じしきい値を適用することは困難である。したがって、しきい値を大きくして併合を促進させると、背景の領域同士が併合される前に、背景と物体の領域と併合されてしまうことは避けられない。

これらに比べて本手法はどの画像に対してもしきい値の範囲や更新比率を変えことなく処理することができる。また併合のための特徴量は物理的要因を考慮しているため、コントラストに影響されずに物体の領域を抽出することができる。

また、図 13(d) は背景が単純で物体が一つしか存在しないため、動的輪郭モデルである snake³⁶⁾³⁷⁾ によるアプローチが考えられる。この画像に snake を図 13(d) に適用した結果を図 19 に示す。初期輪郭が最も外側に配置され、画像のエネルギーとしてエッジを用いており、snake が物体のエッジに収束している過程を示している。図 19 の結果が示すように、snake はその一次 / 二次微分もエネルギーとして小さくするため、輪郭に凹凸のある物体の場合はその包絡が抽出される。圧力項や面積項を導入した手法³⁸⁾³⁹⁾ もあるが、輝度差の小さいエッジ部分が抽出されなくなることもあり、パラメータの調整が難しい。したがって、正確な輪郭を抽出するという事は困難であると思われる。

5. おわりに

本論文では、物体に固有ではない一般的な情報である配置・隣接・面積比情報を用いて、物理的要因及び光学的要因を排除し、物体を一つの領域として抽出する領域分割手法を提案した。本手法は四つの特徴量、つまり包含、滑らかさ、連続性、面積比の特徴量を用い、一つの物体の領域が物理的要因によって分割されたのかどうかを判定する。これらの特徴量は、一つの領域の内部についてのものではなく、二つの領域間についての特徴量である。そのため、これにより物体表面が様々な反射率を持っているというような場合でも、物理的要因を排除し物体の領域を得ることができる。そして併合のためのアルゴリズムを示し、実画像に対して実験を行った結果、物体の領域として抽出されと思われる領域をほぼ抽出することができた。

本手法で用いた領域間の情報は経験的なものであり、導入した特徴量が最適でそれらのみしか存在しない、ということはない。一般的な情報を用いて物理的・光学的要因を排除するという事を念頭に、他の特徴量をどのように取り入れていくのかは今後の課題である。また本手法の併合結果はその順序に依存するが、どの特徴量で併合されたかを保存することはできる。その情報を解析し、階層的な木構造⁴⁰⁾などで保持された領域分割結果を用いて、物体の認識⁴¹⁾や探索などへの発展を考えている。

謝辞

この研究の一部は電子通信普及財団からの助成を受けた。

【文献】

- 1) R. C. Gonzalez and P. Wintz: "Digital Image Processing", Addison-Wesley (1977).
- 2) T. Kanade: "Survey region segmentation: Signal vs semantics", Computer Graphics and Image Processing, **13**, pp. 279-297 (1980).
- 3) D. H. Ballard and C. M. Brown: "Computer Vision", Prentice-Hall, Inc. (1982).
- 4) R. Nevatia: "Image Segmentation", Handbook of Pattern Recognition and image Processing (Eds. by T. Y. Young and K.-S. Fu), Academic Press, chapter 9 (1986).
- 5) Y. Shirai: "Three-Dimensional Computer Vision", Springer-Verlag (1987).
- 6) R. C. Gonzalez and R. E. Woods: "Digital Image Processing", Addison-Wesley (1992).
- 7) N. R. Pal and S. K. Pal: "A review on image segmentation techniques", Pattern Recognition, **26**, 9, pp. 1277-1294 (1993).
- 8) B. K. P. Horn: "ロボットビジョン", 朝倉書店 (1993).
- 9) W. Skarbek and A. Koschan: "Colour image segmentation - A survey -", Technical Report 94-32, Institute of Technical Informatics, Technical University of Berlin (1994).
- 10) R. Jain, R. Kasturi and B. G. Schunck: "MACHINE VISION", McGraw-Hill, New York (1995).
- 11) 安居院, 長尾: "画像の処理と認識", 昭晃堂 (1992).
- 12) E. M. Gurari and H. Wechsler: "On the difficulties involved in the segmentation of pictures", Trans. on PAMI, **PAMI-4**, 3, pp. 304-306 (1982).
- 13) D. Vernon: "Machine Vision", Prentice Hall Intl. (1991).
- 14) K. R. Castleman: "Digital Image Processing", Prentice-Hall, Inc. (1996).
- 15) D. Panjwani and G. Healey: "Results using random field models for the segmentation of color images of natural scenes", Proc. of IEEE ICCV'95, pp. 714-719 (1995).

16) T. Kanungo, B. Dom, W. Niblack and D. Steele: "A Fast Algorithm for MDL-Based Multi-band Image Segmentation", Proc. of IEEE CVPR'94, pp. 609-616 (1994).

17) S. C. Zhu and A. Yuille: "Region competition: Unifying Snakes, Region Growing, and Bayes/MDL for Multiband Image Segmentation", IEEE Trans. on PAMI, **18**, 9, pp. 884-900 (1996).

18) 浜本, 半谷, 宮内: "照明の影響を受けたカラー画像の領域分割", 信学論, **J79-D-II**, pp. 351-357 (1996).

19) 富永: "コンピュータビジョンにおけるカラー情報の表現と解析", コンピュータビジョン: 技術評論と将来展望 (松山, 久野, 井宮 (編)), 新技術コミュニケーションズ, 第5章 (1998).

20) 堀田, 宮本, 村井: "遺伝的アルゴリズムを用いたカラー画像の領域分割", 信学論, **J81-D-II**, 11, pp. 2685-2687 (1998).

21) 中谷, 大崎, 阿部: "複数の領域分割に基づく対象物境界線検出", 信学論, **J76-D-II**, 4, pp. 914-916 (1993).

22) 境田, 鹿嶋, 田中, 湯山: "K平均アルゴリズムの初期値依存性を利用した統合処理による画像の領域分割", 信学論, **J81-D-II**, 2, pp. 311-322 (1998).

23) 志治, 浜田: "Watershed アルゴリズムと輪郭情報を用いたカラー画像の領域分割", 信学論, **J83-D-II**, 2, pp. 593-600 (2000).

24) A. Rosenfeld and A. C. Kak: "Digital Picture Processing", Academic Press (1976). (邦訳) デジタル画像処理, 長尾 真 監訳, 近代科学社 (1978).

25) 山口: "画像処理工学 —— 基礎編 ——", 共立出版 (1996).

26) 川人, 行場, 藤田, 乾, 力丸: "視覚と聴覚", 岩波講座 認知科学 3, 岩波書店 (1994).

27) P. J. Kellman and T. F. Shipley: "A Theory of Visual Interpolation in Object Perception", Cognitive Psychology, **23**, pp. 141-221 (1991).

28) D. G. Lowe: "Perceptual Organization and Visual Recognition", Kluwer Academic Publishers (1985).

29) 山村, 滝沢, 大西, 杉江: "主観的輪郭に示唆を得た, 重なり合った物体の内部輪郭の生成", 信学論, **J78-D-II**, 5, pp. 880-883 (1995).

30) 松久, 山村, 大西, 杉江: "有彩色物体を含むシーンないの半透明物体の検出について", 信学論, **J80-D-II**, pp. 1695-1704 (1997).

31) 原, 大西, 杉江: "カラー画像からの物体抽出について", 信学技報, **PRU94-150**, pp. 35-42 (1995).

32) W. K. Pratt: "Digital Image Processing", John Wiley & Sons, Inc., 2nd edition (1991).

33) K. L. Vincken, A. S. E. Koster and M. A. Viergever: "Probabilistic multiscale image segmentation", IEEE Trans. on PAMI, **19**, 2, pp. 109-120 (1997).

34) A. S. E. Koster, K. L. Vincken and M. A. Viergever: "Heuristic linking models in multi-scale image segmentation", Computer Vision and Image Understanding, **65**, 3, pp. 382-402 (1997).

35) 大津: "判別および最小2乗基準に基づく自動しきい値選択法", 信学論 (D), **J-63-D**, pp. 349-356 (1980).

36) K. Sakaue, A. Amano and N. Yokoyama: "Optimization approaches in computer vision and image processing", IEICE Trans. Inf. & Syst., **E82-D**, pp. 534-547 (1999).

37) 天野: "コンピュータビジョンにおける最適化手法", コンピュータビジョン: 技術評論と将来展望 (松山, 久野, 井宮 (編)), 新技術コミュニケーションズ, 第11章 (1998).

38) 坂口, 美濃, 池田: "SNAKEパラメータの設定についての検討", 信学技報, **PRU90-21**, pp. 43-49 (1990).

39) 坂口, 大山: "面積項をもつスネーク", 信学春季全大, **D-555**, (1991).

40) P. Salembier and L. Garrido: "Binary partition tree as an efficient representation for image processing, segmentation, and information retrieval", IEEE Trans. on Image Proc., **9**, pp. 561-576 (2000).

41) D. Arita, N. Tsuruta, R. Taniguchi and M. Amamiya: "An Object Recognition System Based on a Model Generated from Image Examples", Proc. of ACCV'95, Vol. 3, pp. 161-165 (1995).

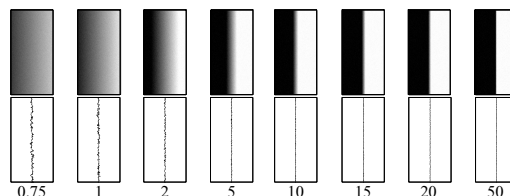
42) 玉木, 山村, 大西: "画像中の物体領域の抽出", 信学技報, **PRMU97-216**, pp. 63-70 (1998).

43) T. Tamaki, T. Yamamura and N. Ohnishi: "Image segmentation and object extraction based on geometric features of regions", SPIE Vol. 3653 Visual Communications and Image Processing '99, **2**, pp. 937-945 (1991).

付 録

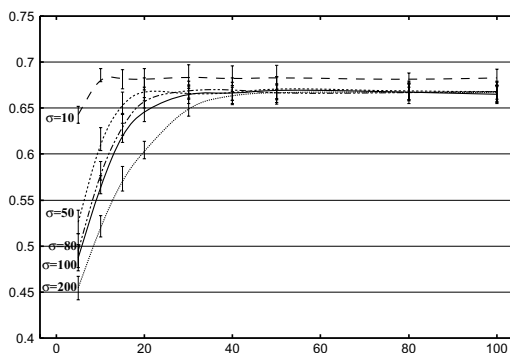
A. $V_{smoothness}$ の特性

滑らかさの特徴量は式(2)で定義した。この特徴量は境界線が直線のときに1となり、滑らかでなくなるほど0に近くなるが、他の特徴量と異なり、直感的に数値を把握できない。そこで、実際にどの程度



付・図 1 ノイズ ($\sigma = 100$) を付加された濃淡画像のグラデーション (200×400)。数字は勾配を示す。

Grayscale gradations (200×400) with additive gauss noise ($\sigma = 100$). Each number indicates a gradient.



付・図 2 輝度勾配 (横軸) と滑らかさの特徴量 (縦軸) のグラフ。バーは20回計算した標準偏差を示す。付加したノイズ ($\sigma = 10, 50, 80, 100, 200$) のそれぞれに対してプロットした。

Relation between gradient (horizontal) and $V_{smoothness}$ (vertical), with bars of standard deviation, plotted as added noise ($\sigma = 10, 50, 80, 100, 200$).

の値を取るのかをシミュレーションで実験した。

図1に示すように、画像中央を中心とする輝度勾配を指定した濃淡画像のグラデーション (200×400) を生成し、その後輝度値にガウスノイズを付加した。輝度が $[0, 255]$ の範囲を超えた場合は0または255にした。次に、輝度0と255を中心とするクラスタリングを行った。生成された領域に対して包含と面積比の特徴量を用い (アルゴリズム Step1,2), 大きな二つの領域が形成されるまで併合を行った。

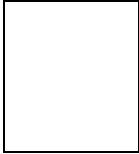
ガウスノイズの分散 $\sigma = 100$ の場合について、輝度の傾きを0.75から50まで変えて生成したグラデーションと、領域の境界線を図1に示す。傾きが小さいグラデーションはエッジには見えないが、10を超えるあたりから明確な境界線を認識できる。

輝度勾配と滑らかさの特徴量の関係を表すグラフを図2に示す。勾配が大きくなるにつれて特徴量の値は大きく (滑らかに)、またノイズが大きくなるにつれて特徴量は小さく (ぎざぎざに) なっているのがわかる。しかし、ノイズが大きい場合であっても、勾配が小さいうちは特徴量は0.5程度だが、勾配が大きくなると0.65を超える。

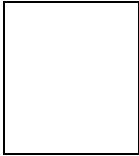
このことから、滑らかさの特徴量のしきい値 Th_s を0.5~0.65に設定することで、疑似輪郭と物体の輪郭線とを区別することができる。



たまき とおる
玉木 徹 平8名大・工・情報卒。平10同大学院工学研究科情報工学専攻博士課程前期修了。現在、同博士課程後期に在学中。平成11年度理化学研究所ジュニア・リサーチ・アソシエイト。平成11年度電子情報通信学会東海支部学生研究奨励賞受賞。画像認識、コンピュータビジョンに興味を持つ。電子情報通信学会学生会員。



やまむら つよし
山村 毅 昭62名大・工・電気卒。平1同大学院情報工学専攻博士(前期)課程修了。平4同博士(後期)課程単位取得退学。同年名古屋大学工学部助手。平成7年同講師。平成10年愛知県立大学情報科学部助教授。博士(工学)。自然言語処理, 視覚情報処理の研究に従事。電子情報通信学会, 情報処理学会, IEEE各会員。



おおにし のぼる
大西 昇 昭48名大・工・電気卒。昭50同大学院電気系専攻修士課程修了。同年労働福祉事業団労災リハビリテーション工学センター研究員。昭61名古屋大学工学部講師。平1同助教授。平5年10月より理化学研究所バイオメテックコントロール研究センターのチームリーダー併任。平6同教授で情報工学科に所属。平12名古屋大学情報メディア教育センター教授。生体工学, 福祉工学, 人工知能などの研究・教育に従事。工学博士。1996年度計測自動制御学会賞(技術賞)。電子情報通信学会, 情報処理学会, 計測自動制御学会, ロボット学会, 日本神経回路学会, 電気学会, IEEE等各会員。
