

Title	任意のエッジ形状を持つ対象物の切り出しに関する研究
Author(s)	麻生, 聡志
Citation	
Issue Date	2001-09
Type	Thesis or Dissertation
Text version	author
URL	http://hdl.handle.net/10119/1548
Rights	
Description	Supervisor:浅野 哲夫, 情報科学研究科, 修士

修 士 論 文

任意のエッジ形状を持つ対象物の切り出しに関する研究

指導教官 浅野 哲夫 教授

北陸先端科学技術大学院大学
情報科学研究科情報処理学専攻

麻生 聡志

2001 年 9 月

要 旨

デジタル画像合成は映像業界などで特殊効果として注目されている．中でも領域分割は、画像合成における基本的な問題の 1 つである．従来の領域分割問題の手法の代表例として、“Snakes” と “Intelligent Scissors” があげられる．これらの手法はマウスなどで手入力を行わずにエッジ形状が複雑な対象物を正確に切り出すことは困難である．

本稿では、前述した従来の手法で困難であった点を克服するために、画像の濃淡レベルに関するクラス間分散が最大になるように画像を分割するという意味で最適な領域分割を求める問題について考える．具体的には多項式時間のアルゴリズムによるグローバルな領域分割とローカルな領域分割とを組み合わせた手法を提案する．

目 次

1	はじめに	2
1.1	本研究の背景と特徴	2
1.2	本論文の構成	4
2	濃淡画像の領域分割	5
2.1	領域分割とは	5
2.2	Snakes	6
2.3	Intelligent Scissors	7
3	大津の自動しきい値選定法	11
3.1	大津の自動しきい値選定法とは	11
3.2	諸定義	12
3.3	分離度の評価	13
4	判別分析の基準に基づく領域分割	14
4.1	領域分割問題の定式化	14
4.2	評価関数	15
5	グローバルな領域分割	18
5.1	本研究での領域分割における仮定	18
5.2	判別分析の基準に基づく領域分割を用いる意図	19
5.3	グローバルな領域分割における問題点	19
6	ローカルな領域分割	21
6.1	ローカルな領域分割の流れ	21
6.2	ローカルな領域分割における評価領域のサイズ	22
6.3	ノイズの除去	25

6.4	考察	26
7	実験と考察	31
7.1	実装で用いたサンプル画像	31
7.2	実装結果	31
7.3	評価, 考察	32
8	おわりに	43
8.1	まとめと結論	43
8.2	今後の課題	44

第 1 章

はじめに

近年, デジタル画像合成は映像業界などで特殊効果として注目されている．中でも領域分割は, 画像合成における基本的な問題の 1 つである．従来の領域分割法ではマウスなどで手入力を行わずにエッジ形状が複雑な対象物を正確に切り出すことは困難である．そこで本研究ではそうした点を克服するために, 画像の濃淡レベルに関するクラス間分散が最大になるように画像を分割するという意味で最適な領域分割を求める問題について考える．

1.1 本研究の背景と特徴

領域分割は画像合成における基本的問題の 1 つである．それは従来から非常に多数の手法が提案されている．従来の手法の代表例として, “Snakes” [1] と “Intelligent Scissors” [2] があげられる．前者は, Kass らによって 1987 年に開かれたコンピュータビジョンに関する国際会議によって提案されたのが最初である．最初にスプライン曲線で表現される領域の境界線を (人手での入力を含めて) 適当な方法で指定しておいて, この曲線に働く「力」に基づいて, 境界線を真の境界線に近づけようとする手法である．後者は, Mortensen と Barrett によって提案され, エッジの連続性を重視した従来とは全く異なるものである．この方法はエッジを単に追跡するのではなく動的計画法に基づいて, 1 つのエッジから他のすべてのエッジに至る最小コスト (画像の勾配, ラプラシアンゼロ交差点, 勾配の方向を考慮する) の経路を求める．

このような従来の方法では, マウスなどで手入力を行わずにエッジ形状が複雑な対象物を正確に切り出すことは困難である．そこで本研究では画像の濃淡レベルに関するクラス間分散が最大になるように画像を分割するという意味で最適な領域分割を求める問題に

について考える．但し，最初の段階から細かい複雑なエッジ形状をもつ対象物に対して正確に切り出すことは困難である．そこで第 1 段階として対象物に対して大雑把に領域分割 (グローバルな領域分割) を行い，初期境界線の抽出を行う．マウスなどで手入力を行わずにそのようなことが行える手法として，判別分析の基準に基づく領域分割 [3] があげられる．この手法では対象物領域を 4-連結領域と仮定し，画像に複数の対象物が含まれるような場合は考えない．また，実画像では対象物領域は単調でないケースも考えられるが，多項式時間のアルゴリズムを得るために対象領域は横方向 (もしくは縦方向) に単調な曲線で囲まれたものと考えグローバルな領域分割を行う．第 1 段階のグローバルな領域分割の時点で次のような解決すべき問題があげられる．ひとつとして対象領域は横方向 (もしくは縦方向) に単調な曲線で囲まれたものと考えていたために，実画像では対象物領域ではない領域まで対象物とみなしてしまうケースが考えられる．また対象物領域を 4-連結領域と仮定していたために，微妙に繋がっている対象物領域がうまく抽出できない場合もある．たとえば，同じような濃淡レベルの 2 つの領域が連結していない場合には，一方が対象物領域と判定されても両者を同時に対象物領域に含めることは難しい．細かい複雑なエッジ形状の対象物に対して正確に切り出しを行うには，このような問題を解決する必要がある．そこでグローバルな領域分割で抽出された境界線に沿って局所的に評価を行う．具体的には境界線に沿って局所的な領域内で連結性を考慮せずに大津 [4, 5, 6] の自動しきい値選定法を用いて 2 値化処理を行う (ローカルな領域分割)．なおローカルな領域分割を行う際の局所的な領域のサイズは濃淡レベルの勾配によって決定する．一般的に，ほぼ対象物のエッジに沿って抽出されている箇所は濃淡レベルの勾配は大きく，逆に対象物のエッジからそれている箇所は濃淡レベルの勾配が小さいと考えられる．したがって勾配が小さい箇所ほど対象物のエッジを含むように評価領域のサイズを大きくする必要がある．よって濃淡レベルの勾配が大きいほど評価領域のサイズを小さく，逆に勾配が小さいほど評価領域のサイズを大きくする．ローカルな領域分割を行った結果，対象物と判別されたが主要連結領域ではない画素が存在することがある．そのような画素には，本来は主要連結領域につながるべき領域に含まれるはずであるが対象物の影などによって遮られているケースと主要連結領域とは関係ないノイズであるケースが考えられる．後者のノイズであるケースではそれを除去する必要がある．主要連結領域からの距離は，前者のケースでは比較的小さく後者のケースでは比較的大きいと考えられる．したがって最終段階の微調整としてノイズを除去するときは，主要連結領域からの距離を基に処理を行う．

本稿では，このようなグローバルな領域分割とローカルな領域分割とを組み合わせた手法を提案することによってマウスなどで手入力を行わずにエッジ形状が複雑な対象物を正確に切り出すことを目標とする．

1.2 本論文の構成

本論文の構成は以下の通りである．第2章では，既存の濃淡画像の領域分割法について述べる．第3章では本研究のローカルな領域分割で用いる大津の自動しきい値選定法について，第4章では本研究のグローバルな領域分割で用いる判別分析の基準に基づく領域分割について述べる．第5章，第6章ではそれぞれグローバルな領域分割，ローカルな領域分割について述べる．第7章では本研究で提案した手法の実装結果について，従来法と比較しながら評価，考察を行う．そしておわりに本研究のまとめと結論及び今後の課題について述べる．

第 2 章

濃淡画像の領域分割

領域分割はデジタル画像合成や画像パターン認識における最も基本的問題の 1 つである．従来から多数の方法が提案されており，筆者が知る限りでは明るさの均一性に基づく方法と明るさの不連続性に基づく方法とクラス間分散最大の意味で最適な領域分割を求めるといった 3 種類に大別される．本章ではまず，領域分割について述べ，明るさの不連続性に基づく方法の代表例である Snakes と Intelligent Scissors について述べる．なおクラス間分散最大の意味で最適な領域分割を求める方法の詳細については第 3 章，第 4 章で述べる．

2.1 領域分割とは

デジタル画像に対する領域分割とは，多くのアルゴリズムによるとその同種領域やそのエッジあるいは境界線を見つけることを意味している．もちろんその同種領域とは，実際の対象物として意義のある箇所的一致すると仮定する．そしてエッジとはその明確な輪郭に一致すると仮定する．そうした分割処理は人間においては視知覚処理のごく最初の段階で作用する．デジタル画像に対する領域分割とは，この最初の段階の作業を計算機で行うことを意味している．計算機アルゴリズムでは，このような領域分割について数千ものアルゴリズムが提案されている．そうした数多くのアルゴリズムにおいて，本質的にはたったひとつの領域分割（もしくはエッジ抽出）モデルしか存在しないと言われている [7]．たいていの分割アルゴリズムでは，そのモデルにおけるエネルギー関数を様々な処理によって最小化することによって最適な領域分割が行われる．このエネルギーは，対象領域の輪郭がどれくらい滑らかか，解析画像は原画像に対してそしてエッジは画像の不連続部分に対してどれくらい正確であるかを示している．

あらゆる解析された計算機モデルの基礎となる最も一般的な分割のためのエネルギー関数は6~7個の独立した冗長な項を持っているが、簡潔な数学的解析に適していない。そこで関数においてより意味のある3つの項を取り出して主にそれらで形成される Mumford-Shah エネルギー [7] が考案された。そうして Mumford-Shah モデルは領域分割の一般モデルとなった。Mumford-Shah モデルにおいて領域分割とは、対象領域の輪郭を滑らかにすることとエッジ検出とを組合わせた問題として定義されている。

与えられた画像を $g(x)$ とする。区分上滑らかにされた画像 $u(x)$ は、急な不連続部分の集合 K つまり g のエッジによって検出される。与えられた画像に対する最適な領域分割が、次の関数を最小にすることによって行われる。

$$\text{関数 } E(u, K) = \int_{\Omega \setminus K} (|\nabla u(x)|^2 + (u - g)^2) dx + \text{length}(K).$$

最初の項によって、 u はエッジ外側に滑らかになるようにされる。

第2項によって、区分上滑らかな画像 $u(x)$ は $g(x)$ に近づけられる。

第3項によって、不連続部分の集合 K が最小の長さをもつように制御される。

言うまでもなく、このような単純な関数によってたいていの画像に存在する幾何学的煩雑な輪郭に対してはふさわしい結果が得られない。この関数を最小にするとといったアルゴリズムから期待できるのは、スケッチ風の漫画状の画像や区分上滑らかな輪郭をもつ対象物に対する場合である。

2.2 Snakes

エッジ追跡法の欠点を補うために考案されたのが、「スネークス (Snakes)」と呼ばれる動的輪郭モデル (ACM) に基づく方法である。これは、Kass らによって1987年に開かれたコンピュータビジョンに関する国際会議によって提案されたのが最初である。この方法では、最初にスプライン曲線で表現される領域の境界線を(人手での入力を含めて)適当な方法で指定しておいて、この曲線に働く「力」に基づいて、境界線を真の領域境界に近づけようとする。そのような力を表すために、3種類のエネルギー関数を導入している。1番目の内部エネルギー E_{int} は、境界線の滑らかさを評価するための項であり、滑らかであるほどエネルギー値は低い。2番目は画像エネルギー E_{image} である。これは、境界線がどれほど画像のエッジ部分に近いかを評価するための項であり、エッジに近い程エネルギー値は低い。最後は外部制約 E_{con} と呼ばれるもので、現在の曲線が初期位置からどれだけ離れたかを表すものである。具体的には、曲線上に配置された制御点を予め決められた位

置とゴム状のもので連結しておき、元の位置からあまり離れないようにしている．これらを用いて、エネルギー関数を次のように定める．ただし、 $v(s) = (x(s), y(s))$ は境界上の点をパラメトリックに表現したものである．

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

毎回、上記のエネルギーを計算して、エネルギーが減る方向に境界線を連続的に移動していき、エネルギーが(局所的に)最小になって、改善できなくなった時に停止するという逐次改善が基本的な考え方である．

この手法は、動的輪郭モデル (ACM) 内外の広い領域で画像特徴の分布を求め、これを ACM の制御に反映することで領域抽出の精度、頑健性を向上させている．しかし画像特徴の分布を効率的かつ効果的に ACM の制御に反映し領域抽出処理へ導入するという観点から十分検討が行なわれておらず、必要以上に処理量が増加したり、複雑な輝度パターンを持つ抽出対象には適用できないなどの問題が生じていた．そこで最近になって ACM 周囲の限定された領域に対するクラスタリングと画像特徴の分布に基づく ACM の制御とを反復することで、画像分布を効率的かつ効果的に領域抽出処理へ導入する手法 [8] が提案された．その提案手法は、画像特徴の分布を求める領域を ACM の周囲に限定することで処理量が必要以上に増加することを防ぎ、さらにこの領域を画像特徴が均一となる部分領域にクラスタリングし、部分領域毎に求めた画像特徴の分布を ACM の制御に用いることで領域抽出精度、安定性の向上を図っている．図 2.1 にこの手法による実装結果を示す．

2.3 Intelligent Scissors

Mortensen と Barrett によってエッジの連続性を重視した従来とは全く異なる方法を提案している．この方法はエッジを単に追跡するのではなく、動的計画法に基づいて、1つのエッジから他のすべてのエッジに至る最小コスト (画像の勾配、ラプラシアンゼロ交差点、勾配の方向を考慮する) の経路を求める．マウスで目標点を指定されると、その点に近いエッジでスタートエッジからコストが最小であるものを選び、対応する最小コスト経路を求める境界線として出力しようとするものである．

この手法の基となるローカルコストについて下記で述べる．最小コストパスは画像成分の境界線と一致するので、強い辺の特徴を示すピクセル間のリンクはローカルコストを持つ．

ローカルコストは下のような辺の特徴から作られる．

画像特徴	関数定義	重み
Laplacian-Zero-Crossing	f_Z	w_Z
Gradient Magnitude	f_G	w_G
Gradient Direction	f_D	w_D

ローカルコストはこれらコンポーネント関数の重みの合計で計算される．ピクセル p から近傍ピクセル q へのリンクのローカルコストを $l(p, q)$ としたとき，ローカルコスト関数は次のようにあらわされる．

$$l(p, q) = w_z \cdot f_Z(q) + w_D \cdot f_D + w_G \cdot f_G$$

各 w は対応する特性関数の重みでありこれは経験的に, $w_Z = 0.43, w_D = 0.43, w_G = 0.14$ でうまくいく．

Laplacian-Zero-Crossing はエッジの局所化に対して使われ, エッジの特徴を 2 値で表す. *Laplacian-Zero-Crossing* は極大もしくは極小の *Gradient Magnitude* と同じ点を取る．したがって *Laplacian-Zero-Crossing* は「良い」エッジの特徴をあらわす．ピクセル q において画像 I のラプラシアンを $I_L(q)$ としたとき, *Laplacian-Zero-Crossing* は次のように表される．

$$f_Z(q) = \begin{cases} 0; & \text{if } I_L(q) = 0 \\ 1; & \text{if } I_L(q) \neq 0 \end{cases}$$

Laplacian-Zero-Crossing は 2 値の特徴を作るから $f_Z(q)$ は, 強い高勾配エッジと弱い低勾配エッジとは区別しない．しかし, *Gradient Magnitude* はエッジの長さとローカルコスト間の直接的な係数をもたらす．もし I_x と I_y が x 方向と y 方向において画像 I の辺微分を表わせば *Gradient Magnitude* G は次式のように近似される．

$$G = \sqrt{I_x^2 + I_y^2}$$

勾配が高いときに低コストを得るために *Gradient Magnitude* のコンポーネント関数は次式のような逆線形ランプ関数で表される．

$$f_G = \frac{\max(G) - G}{\max(G)} = 1 - \frac{G}{\max(G)}$$

結果として生じる勾配を一致させるために, q と p と対角の位置にあれば $f_G(q)$ そのままにしておき, 水平または垂直の位置であれば $f_G(q)$ は $1/\sqrt{2}$ 倍される．

$GradientDirection$ は境界になめらかさの制約を加える $GradientDirection$ は I_x と I_y で定義された単位ベクトルである $D(p)$ を $D(p) = (I_x(p), -I_y(p))$ としたとき $GradientDirection$ の定式化は次のように表される .

$$f_D(p, q) = \frac{1}{\pi} \{ \cos[d_p(p, q)]^{-1} + \cos[d_q(p, q)]^{-1} \}$$

ここで

$$\begin{aligned} d_p(p, q) &= D'(p) \cdot L(p, q) \\ d_q(p, q) &= L(p, q) \cdot D'(q) \end{aligned}$$

はベクトルの内積であり

$$L(p, q) = \begin{cases} q - p; & \text{if } D'(p) \cdot (p - q) \geq 0 \\ p - q; & \text{if } D'(p) \cdot (p - q) < 0 \end{cases}$$

は双方向リンクまたはピクセル p と q との間のエッジベクトルである .
 なお, この手法による実装結果は図2.2に示す .



図 2.1: Snakes による領域分割



図 2.2: Intelligent Scissors による領域分割

第 3 章

大津の自動しきい値選定法

この章ではクラス間分散最大の意味で最適な領域分割を求めるにあたって基本的な概念である大津 [4, 5, 6] の自動しきい値選定法について述べる．本研究ではローカルな領域分割における 2 値化においてこれを用いる．

3.1 大津の自動しきい値選定法とは

濃淡レベルを $0, 1, \dots, L - 1$ とするとき、各濃淡レベル i についてそのレベルのピクセル数 n_i を表したものを画像のヒストグラムという．ヒストグラムは、横軸を濃淡レベル、縦軸を頻度とする棒グラフで表現されることが多い．背景と対象領域がそれぞれ別個の濃淡レベル分布をもつ理想的な場合、ヒストグラムは双峰性を示し 2 つの山の間の“谷”に対応するレベルが 2 値化のための最適なしきい値と考えられる．そのようなレベルを求めるのはさほど困難なことではない．しかし、一般には照明の関係などから背景と対象領域の濃淡レベル分布が少し広がりをもつようになり、2 つの領域の濃淡レベル分布が互いに重なりを持つようになる．この場合、2 値化のためにしきい値を選ぶことはヒューリスティック法では困難となる．よって人間の目をもってしても、ヒストグラムだけを見ただけでは最適なしきい値を定めるのは容易ではない．このような場合にもかなり良いしきい値を自動的に選ぶことができるのが大津 [4, 5, 6] によって提案された判別分析の基準に基づく自動しきい値選定法である．

3.2 諸定義

大津による自動しきい値選定法を説明するために記号の定義を行う．濃淡レベルを $0, 1, \dots, L-1$ とし, 各濃淡レベル i についてそのレベルのピクセル数を n_i とする．また全画素数を n とする．すなわち,

$$n = n_0 + n_1 + \dots + n_{L-1}.$$

したがって, 画像全体での平均濃淡レベル μ_T は次のように書ける．

$$\mu_T = \frac{1}{n} \sum_{i=0}^{L-1} i \times n_i$$

さて, 0 から $L-1$ までのレベルをレベル t において 2 分割し, 0 から $t-1$ までのレベルをクラス 0 , t から $L-1$ までのレベルをクラス 1 と定義し, それぞれのクラスを S_0, S_1 と表現する．

これら 2 つのクラスに関して, 各クラス $S_i, i = 0, 1$ のサイズ $n(S_i)$ を平均濃淡レベル $\mu(S_i)$ は次式のように計算できる．

$$\begin{aligned} n(S_0) &= \sum_{i=0}^{t-1} n_i, & n(S_1) &= \sum_{i=t}^{L-1} n_i, \\ \mu(S_i) &= \frac{\sum_{j \in S_i} j \times n_j}{n(S_i)}, & i &= 0, 1. \end{aligned}$$

これらの量は, いずれも先に $O(L)$ の時間をかけて前処理を行なっておけば, 定数時間で計算は可能である．実際,

$$\begin{aligned} N(t) &= \sum_{i=0}^{t-1} n_i, \\ M(t) &= \sum_{i=0}^{t-1} i \times n_i \end{aligned}$$

と定義するとき, $N(1), N(2), \dots, N(L)$, および, $M(1), M(2), \dots, M(L)$ を $O(L)$ 時間で計算するのは容易である．これらを用いると, 上記の諸量は次のように書き直すことができる．

$$\begin{aligned}
n(S_0) &= N(t), \\
n(S_1) &= N(L) - N(t), \\
\mu(S_0) &= \frac{M(t)}{N(t)}, \\
\mu(S_1) &= \frac{M(L) - M(t)}{N(L) - N(t)}.
\end{aligned} \tag{3.1}$$

3.3 分離度の評価

ここで求めたいのは2クラスを最もよく分離するしきい値 t の値である。基本的には、2つのクラスの平均濃淡レベルの差が最大になるところがよいが、画像に1点だけ他の点と全く濃淡レベルが異なる雑音成分が含まれているときには、その1点と他全体という分割が選ばれてしまうことになる。このようなアンバランスな分割を防ぐには、クラス間のサイズの比も考慮に入れるべきである。クラスのサイズのバランスを評価する最も簡単な方法は、各クラスのサイズの積の値に注目することである。実際、 $n(S_0) \times n(S_1)$ は、2つのクラスのサイズが等しいとき、すなわち、 $n(S_0) = n(S_1)$ が成立するときに最大になり、サイズがアンバランスになればなるほど値は小さくなる。したがって、平均濃淡レベルの差の2乗に各クラスのサイズを掛け合わせた形の次の式がクラス間の分離度を評価する式として考えられる。

$$V(t) = n(S_0)n(S_1)(\mu(S_0) - \mu(S_1))^2. \tag{3.2}$$

ここで、上式右辺における諸量はすべてパラメータ t によって表現されることに注意しておこう。すなわち、 $n(S_0), n(S_1), \mu(S_0), \mu(S_1)$ は式 (3.1) である。前述したように、 $O(L)$ 時間で、 $N(i), M(i), i = 1, 2, \dots, L$ の値を計算することができるので、 $V(1), V(2), \dots, V(L)$ の中で最大値を見つけるのも $O(L)$ 時間でできる。

大津の方法は、基本的には、上記の値を最大にする t の値を最適なしきい値として選ぶというものである。しかし実際は、大津の評価式は下記のようなになる。

$$V'(t) = \frac{n(S_0)}{n}(\mu(S_0) - \mu_T)^2 + \frac{n(S_1)}{n}(\mu(S_1) - \mu_T)^2 \tag{3.3}$$

これは判別分析で用いられるクラス間分散の式である。一見したところ、式 (3.3) は式 (3.2) と異なるもののように思われるが、実質的には同じ基準である。

第 4 章

判別分析の基準に基づく領域分割

本章ではクラス間分散最大の意味で最適な領域分割を求める問題 [3] について述べる．但し，対象物領域の連結性を仮定して考える．本研究ではグローバルな領域分割においてこれを用いる．

4.1 領域分割問題の定式化

G を $N \times N$ のサイズのグリッド平面とする．すなわち，

$$G = \{(i, j) | i = 1, 2, \dots, N, j = 1, 2, \dots, N\}$$

である $N \times N$ のサイズの画像を与えらるとは，同じサイズの格子平面の各格子点 (i, j) に対して，対応するピクセルの濃淡レベル g_{ij} を指定することを意味する．ここでは，計算複雑度の表現を簡単にするため正方形の画像のみを扱うことにし，ピクセル総数を n で表すことにする．

そして対象領域に対応する集合に属するピクセルは，全体として連結しており，1つの4-連結領域（水平および垂直のみの隣接関係だけで連結していること）を構成しているという制約を課する．対象領域の補集合として背景領域を定義する．背景領域に関しては水平と垂直だけでなく，斜め方向（ 45° と 135° ）も考慮した8-連結の意味でピクセルの隣接関係を定義し，与えられた画像の周囲に1画素分だけダミーの画素を仮定して，それらの周辺画素を背景に含めると，背景領域も連結領域になる．対象領域を（集合として） S_0 ，背景領域を $S_1 = G - S_0$ とする．

画像 G の平均濃淡レベルを

$$\mu_T = \frac{1}{N} \sum_{(i,j) \in G} g_{ij}$$

とし, クラス $S_i, i = 0, 1$ のサイズ (ピクセル数) と平均濃淡レベルをそれぞれ $n(S_i)$ と $\mu(S_i)$ で表すことにする. すなわち

$$\mu(S_i) = \frac{1}{n(S_i)} \sum_{(i,j) \in S_i} g_{ij}$$

ここで多項式時間のアルゴリズムが得られるようにするには解に何らかの制約を加える必要がある. 具体的には, 対象領域 S_0 の形状に制約を加え, 図 4.1 に示すように, x 方向に単調な 2 つの曲線によって囲まれた領域でなければならないとする. x 方向に単調な曲線とは, x 軸に垂直な任意の直線との交差回数が 1 回以内であるものをいう. 画像全体を 90 度回転すると, x 軸は y 軸に重なるので, 対象領域は y 方向に単調な 2 本の曲線に囲まれた領域であってもよい. このように対象領域の形状に制約を加えると, 上記の領域分割問題はピクセル数 n の 2 乗に比例する時間で解ける.

実画像では単調ではないケースも考えられるが, グローバルな領域分割では形状が単調であろうと大雑把に切り出すことが目的なので, 上記のよう制約が存在してもこのような判別分析の基準に基づく領域分割を行う.

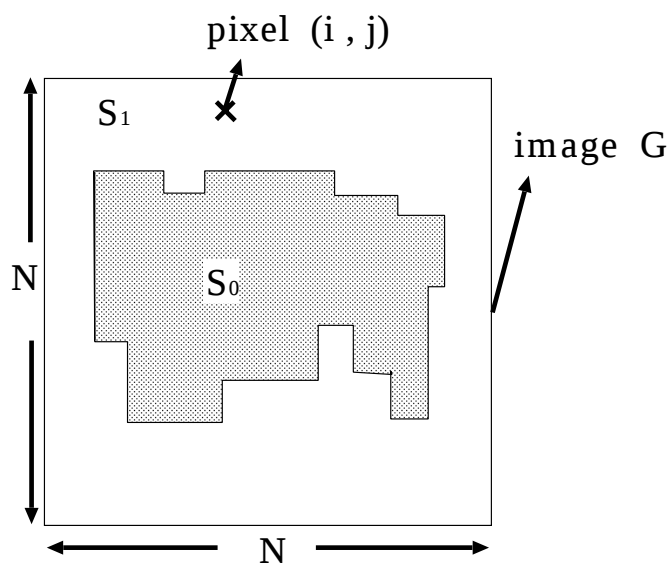


図 4.1: 2 本の x 単調な曲線で囲まれた領域

4.2 評価関数

クラス間分散を表す分割のための評価関数は次式のようにかける.

$$D(S_0, S_1) = \frac{1}{\sqrt{n(S_0)n(S_1)}} U(S_0) \quad (4.1)$$

但し, $U(S_0)$ は S_0 の各ピクセルの濃淡レベルの総和であり次のような式で表される .

$$U(S_0) = \sum_{(i,j) \in S_0} g_{ij} = n(S_0)\mu(S_0)$$

$n(S_0) = k$ と固定すると式 (4.1) における $D(S_0, S_1)$ の係数 $(n(S_0)n(S_1))^{-1/2} = (k(n - k))^{-1/2}$ も k だけで決まる定数になるから, $D(S_0, S_1)$ を最大にするには $U(S_0)$ を最大にすればよい . したがって, 問題として次のように定式化できる .

問題 : 領域 S_0 のサイズ (ピクセル数) を k に固定して ($n(S_0) = k$), 領域 S_0 内のピクセルの濃淡レベルの総和 $U(S_0)$ を最大にする 4-連結領域 S_0 を求めよ . このときの $U(S_0)$ の最大値を $F(k)$ と書くことにする .

動的計画法に基づいて $F(k)$ の値を $k = 1, 2, \dots, n$ について計算し, それぞれに k によって決まる係数を掛けた $(k(n - k))^{-1/2} F(k)$ の値を列挙して, その最大値と, 最大値を与える領域 S_0 を求めれば, これが最適解となる .

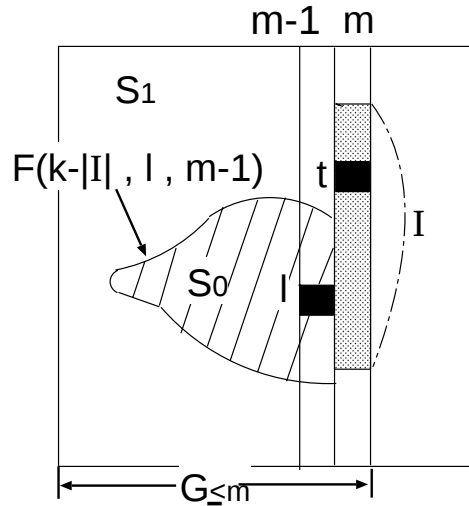


図 4.2: 2 本の曲線で対象領域を定義する場合

図 4.2 のような 2 本の曲線で対象領域を定義する場合を考える .

$0 < k \leq n$ に対して, (1) $n(S_0) = k$, (2) $S_0 \in G_{\leq m}$, (3) S_0 はピクセル (t, m) を含む, (4) S_0 は 4-連結である, という 4 条件をすべて満たす領域 S_0 について, $U(S_0)$ の最大値を $F(k, t, m)$ と記すことにする. $k = 0$ に対しては, どんな (t, m) に対しても $F(0, t, m) = 0$ と定める.

$$F(k) = \max_{m=1, \dots, N} \left\{ \max_{t=1, \dots, N} F(k, t, m) \right\}$$

であることは明らかであるから, すべての k, t, m の値に対して $F(k, t, m)$ の値を計算すれば十分である. $k > 0$ のとき, 次の漸化式に基づいて $F(k, t, m)$ の値を求めることができる.

$$F(k, t, m) = \max_{I \in l} \left\{ \max_{I \in t, l} \{F(k - |I|, l, m - 1) + f_m(I)\} \right\} \quad (4.2)$$

ここで, $f_m(I)$ は, 第 m 列において区間 I に属する画素の濃淡レベルの和を表したものである. すなわち,

$$f_m(I) = \sum_{i \in I} g_{im}.$$

式 (4.2) において最大値は t と l を両方とも含む全ての区間について取る. これは領域の連結性を保つためである. この漸化式に基づいて動的計画法のアルゴリズムを構成することは難しくない.

k, t, m をそれぞれ変化させて $F(k, t, m)$ を計算する必要があるが, l と I の選び方には全部で $O(N^3)$ 通りである. 一方, k, t, m の選び方は全部で $O(N^4)$ 通りあるから, 上記の漸化式に基づいて素直に動的計画法のアルゴリズムを作れば, その計算複雑度は $O(N^7) = O(n^{3.5})$ ということになり, 最近の画像のサイズを考慮すると, とても実用的とはいえない. しかしながら, クラス間分散を最大にするように画像を 2 つの領域に分割する問題が, ある制約下とはいえ, 多項式時間で解ける.

なお, 高速行列探索技法 [9, 10, 11, 12], パラメトリック探索技法 [13], ハンドプロービング [14] などの技法を駆使すると, $O(n^2)$ の時間で最適解を求めることができる.

第 5 章

グローバルな領域分割

本研究では画像の濃淡レベルに関するクラス間分散が最大になるように画像を分割するという意味で最適な領域分割を求める問題について考える．但し、最初の段階から細かい複雑なエッジ形状を持つ対象物に対して正確に切り出すことは困難である．そこで第 1 段階として対象物を大雑把に切り出す (グローバルな領域分割) ことを考える．

5.1 本研究での領域分割における仮定

画像の 2 値化では、対象物と背景がそれぞれ異なる濃淡レベル分布をもっていることを仮定している．白地に文字が黒で書かれているような理想的な場合には確かにこの仮定が成立するが、対象物が複数になったり、対象物と背景との区別が明確でないような場合には、2 値化で対象物に対応する領域を切り出すことは非常に困難である．対象物と背景がそれぞれ全く異なる濃淡レベル分布をもつと仮定することは現実的ではないが、何らかの制約がなければ、先見知識なしに与えられた画像に含まれる対象物を切り出すことは非常に困難である．そこで本研究では、対象物の濃淡レベルは領域内部では大体において等しく、背景部分との区別が明確であると仮定する．したがって、対象物が照明の関係で表面の濃淡レベルが様々なリングやシマウマなどのような場合は考えない．また、画像に複数の対象物が含まれるケースも考えない．

画像の濃淡レベルについて、人間の色の感じ方に近い $L^*a^*b^*$ 色空間の L^* 値 (明度) や YIQ 色空間の Y 値 (明度) などがあげられる．本研究では、明度が 100 階値で表現される前者に比べ 256 階値で表現される後者の方がよりきめ細やかなことから、後者の YIQ 色空間の Y 値 (明度) を濃淡レベルとして扱う．

5.2 判別分析の基準に基づく領域分割を用いる意図

本研究では対象物領域の連結性を考慮した判別分析の基準に基づく領域分割 [3] を用いてグローバルな領域分割を行う．それについての詳細なアルゴリズムは前章で述べた通りである．ここではグローバルな領域分割においてなぜ判別分析の基準に基づく領域分割を用いるのかについて述べる．

第 2 章でも述べた通り領域分割において従来から多数の方法が提案されている．従来の手法の代表例として, “Snakes” と “Intelligent Scissors” があげられるが, これらの方法ではマウスなど手入力を行わずにエッジ形状が複雑な対象物を正確に切り出すことは困難である．そこでマウスなど手入力を行わずに領域分割できる手法は存在しないのかと考えれば, 画像の濃淡レベルに関するクラス間分散が最大になるように画像を分割するという意味で最適な領域分割を求める問題があげられる．そうした問題として, 2 値化とそれに加え対象物領域の連結性を仮定するケースがあげられる．前者の場合はピクセルの濃淡レベルの情報だけを用いて各ピクセルが対象物に属するかどうかを決めていたが, 実際に大雑把に対象物を切り出すためには対象物を構成するピクセルの集合が 1 つの連結領域を形成していることが望ましい．したがって, グローバルな領域分割では, 後者のような対象物領域の連結性を仮定しながら判別分析の基準に基づく領域分割を行う．

5.3 グローバルな領域分割における問題点

グローバルな領域分割の結果は図 5.1 の通りである．判別分析の基準に基づく領域分割において,

- 1) 対象領域は横方向 (もしくは縦方向) に単調な曲線で囲まれたものと考え領域分割を行う．
- 2) 対象領域は 4-連結領域とみなす．

と仮定したために次のような問題が起こる．1 つ目の問題として, 仮定 1) のために対象物ではない領域まで対象物とみなしてしまうケースが考えられる．図 5.1 (b) の下側における野菜の葉と葉の間の背景の領域まで対象物として切り出されているのがわかる．2 つ目の問題として, 仮定 2) のために対象物とみなしたい領域について対象物と判別されないケースが考えられる．図 5.1 (b) の右上側における野菜の葉先が対象物領域として正確に切り出されていないのがわかる．

細かい複雑なエッジ形状を持つ対象物に対して正確に切り出すためには, このような問題を解決する必要がある．そこでグローバルな領域分割で抽出した境界線に沿って局所的

な評価を行う．具体的には境界線に沿って局所的な領域内で，対象物領域の連結性を考慮せずに色濃淡レベルについて2値化を行うことによって正確に切り出すことを試みる．このことの詳細については次章で述べる．



(a) 原画像



(b) グローバルな領域分割

図 5.1: グローバルな領域分割の結果

第 6 章

ローカルな領域分割

第 5 章で前述したようにグローバルな領域分割での問題点を解決するために、抽出した境界線に沿って局所的に評価を行う。具体的には抽出した境界線に沿って局所的な領域内で対象物領域の連結性を考慮せずに色濃淡レベルについて 2 値化を行うことによって正確に領域分割することを試みる。また最終段階の微調整として、対象物以外のノイズを除去することにも取り組む。

6.1 ローカルな領域分割の流れ

細かい複雑なエッジ形状を持つ対象物を正確に切り出すためには、グローバルな領域分割での問題点を克服しなければならない。そこでグローバルな領域分割で抽出した境界線に沿って局所的に評価を行う。そこで抽出した境界線に沿って局所的な領域内で対象物領域の連結性を考慮せずに色濃淡レベルについて 2 値化を行う (ローカルな領域分割)。

なお 2 値化の際には、しきい値を自動的に選ぶことができる大津 [4, 5, 6] によって提案された判別分析の基準に基づく自動しきい値選定法を用いる。この方法の詳細については第 3 章で述べた通りである。

なお 2 値化を行うにあたっての局所的な評価領域のサイズは濃淡レベルの勾配によって決定する。図 6.1 のようにグローバルな領域分割によって抽出された境界線について次のように考えられる。

一般的に、ほぼ対象物のエッジに沿って抽出されている箇所は濃淡レベルの勾配は大きく、逆に対象物のエッジからそれている箇所は勾配が小さいと考えられる。したがって勾配が小さい箇所ほど対象物のエッジを含むように評価領域のサイズを大きくする必要がある。よって濃淡レベルの勾配が大きいほど評価領域のサイズを小さく、逆に勾配が小さい

ほど評価領域のサイズを大きくする．

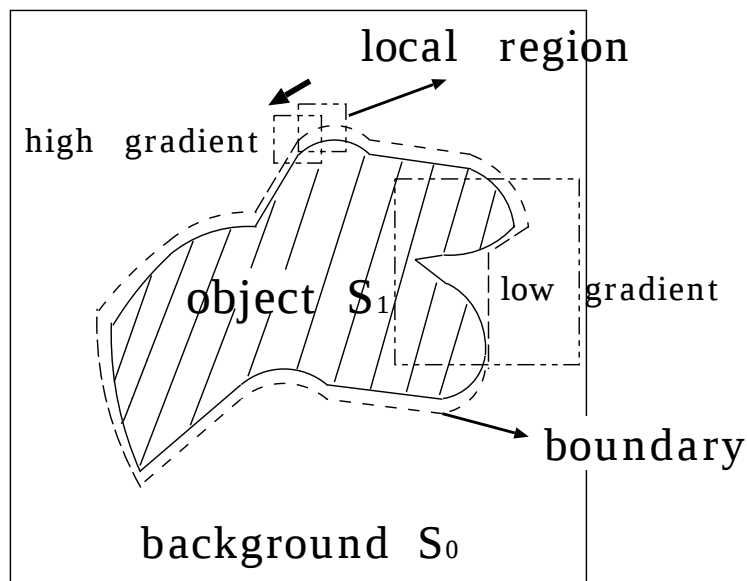


図 6.1: グローバルな領域分割によって抽出された境界線

6.2 ローカルな領域分割における評価領域のサイズ

- 濃淡レベルの勾配の算出

濃淡レベルの勾配を算出するには、関数の変化分を取り出す微分演算が利用される．微分には 1 次微分 (グラディエント) と 2 次微分 (ラプラシアン) があり、ともに輪郭抽出つまり濃淡レベルの勾配を算出するのに利用される．

ラプラシアンは輪郭抽出よりむしろ点状のようなものの検出や画像の強調に向いているということから、ローカルな領域分割では濃淡レベルの勾配を算出するためにグラディエントを用いる．

座標 (x, y) における濃度の勾配を表す 1 次微分の値は大きさと方向を持つベクトル量 $G(x, y) = (f_x, f_y)$ として表現される．ここでは、 f_x は x 方向の微分、 f_y は y 方向の微分を示す．

x 方向の微分	$f_x = f(x + 1, y) - f(x, y)$
y 方向の微分	$f_y = f(x, y + 1) - f(x, y)$

微分値 f_x, f_y が求まれば、次式から輪郭の強さと方向が求まる．

$$\text{強さ} : g(x, y) = \sqrt{f_x^2 + f_y^2}$$

$$\text{方向} : \theta[x, y] = \tan^{-1}\left(\frac{f_y}{f_x}\right)$$

上式では隣接画素同士の差をとる演算で微分を近似している．微分演算を行うための隣接画素同士の演算を表現する係数の組を”微分オペレータ”と呼ぶ．上式の微分オペレータは表 6.1 のようになる．表の数値配列は、周囲の画素にその位置に相当する係数を乗じて和をとる．

f_x を求めるオペレータ			f_y を求めるオペレータ		
0	0	0	0	0	0
0	1	-1	0	1	0
0	0	0	0	-1	0

表 6.1: 微分オペレータ

- 評価領域サイズの算出

前項で求めた濃淡レベルの勾配の強さ $g(x, y)$ から評価領域サイズ r_s を算出する．濃淡レベルの勾配が大きいほど評価領域のサイズを小さく、逆に勾配が小さいほど評価領域のサイズを大きくする．なおここで述べる評価領域のサイズとは図 6.2 の region size を示す．

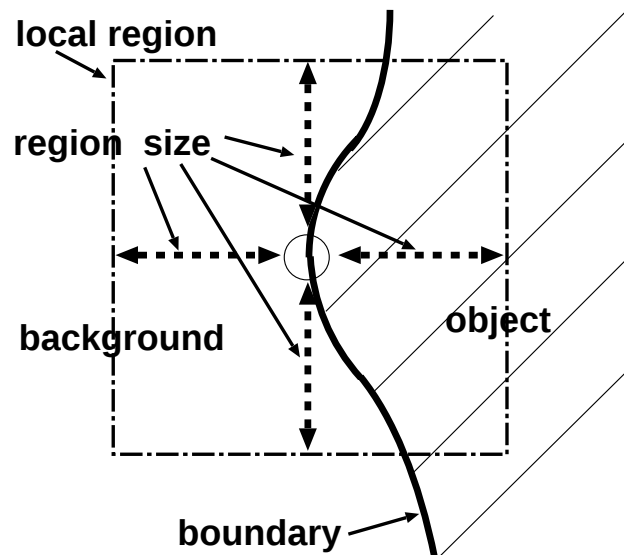


図 6.2: 評価領域のサイズ

また画像の1辺の長さ N が大きければ大きいほどそれに比例して評価領域サイズ rs も大きくする必要がある。但し、注意しなければならないのは N が非常に小さいとき日評価領域サイズ rs が1以下の極端に小さくなるケースが考えられるということである。 N が小さいときもある程度の評価領域サイズをもってローカルな領域分割を行いたい。そこで N の大きさと評価領域サイズの最大値とが比例すると考え、 N が非常に小さいときには $g(x, y)$ の値を上限 255 に抑えてある程度の評価領域サイズを保つことができる。種々の実画像で考察を繰り返した結果、表6.2のような N と評価領域サイズの最大値との関係であればうまく領域分割できることがわかった。

N	評価領域サイズの最大値
50	3
100	6
150	9
200	12
250	15
300	18

表 6.2: 画像の1辺の長さ N と評価領域サイズの最大値との関係

以上から $g(x, y)$ から評価領域サイズ rs を求める下記のようなアルゴリズムが得られる。

$g(x, y)$: 濃淡レベルの勾配の強さ

N : 画像の1辺の長さ

rs : 評価領域サイズ

```

if  $0 \leq g(x, y) \leq \frac{4000}{N}$  then begin
     $g(x, y) \leftarrow \frac{4000}{N}$ ;
if  $255 < g(x, y)$  then begin
     $g(x, y) \leftarrow 255$ ;
 $rs \leftarrow \frac{255}{g(x, y)}$ ;
end

```

6.3 ノイズの除去

前項の評価領域サイズを基にローカルな領域分割を行った結果、対象物と判別されたが主要連結領域ではない画素が存在する．そのような画素には、本来は主要連結領域につながるべき領域だが対象物の影などによって遮られるケースと主要連結領域とは全く関係のないケースが考えられる．後者のケースは対象物として切り出したい領域以外にも誤って対象物と判別されたケースである．そのように誤って判別された領域をノイズと呼び、それを除去する必要がある．主要連結領域からの距離について、前者のケースでは比較的小さく後者のケースでは比較的大きいと考えられる．よって最終段階の微調整としてノイズを除去するときは、主要連結領域からの距離を基準に処理を行う．

ここで主要連結領域ではない画素がノイズであるかどうかを判別する主要連結領域からの距離のしきい値について、何に依存するものであるかについて考える．考えられるものとして、グローバルな領域分割で抽出された境界線の長さとお対象物とみなされた領域のサイズなどがあげられる．しかし種々の実画像で考察を繰り返した結果、それらよりも画像の横方向に関しては対象物の横方向の幅の最大値を、縦方向に関しては対象物の縦方向の幅の最大値を考慮してしきい値を決定したときに一番ふさわしい結果が得られた(図 6.3 参照)．したがってそれらの最大値が大きいほどしきい値を大きく、小さいほどしきい値を小さくすると良い．そして縦方向もしくは横方向のどちらかにおいてしきい値内にあれば、それらの領域はノイズとは判別されず対象物とみなされる．

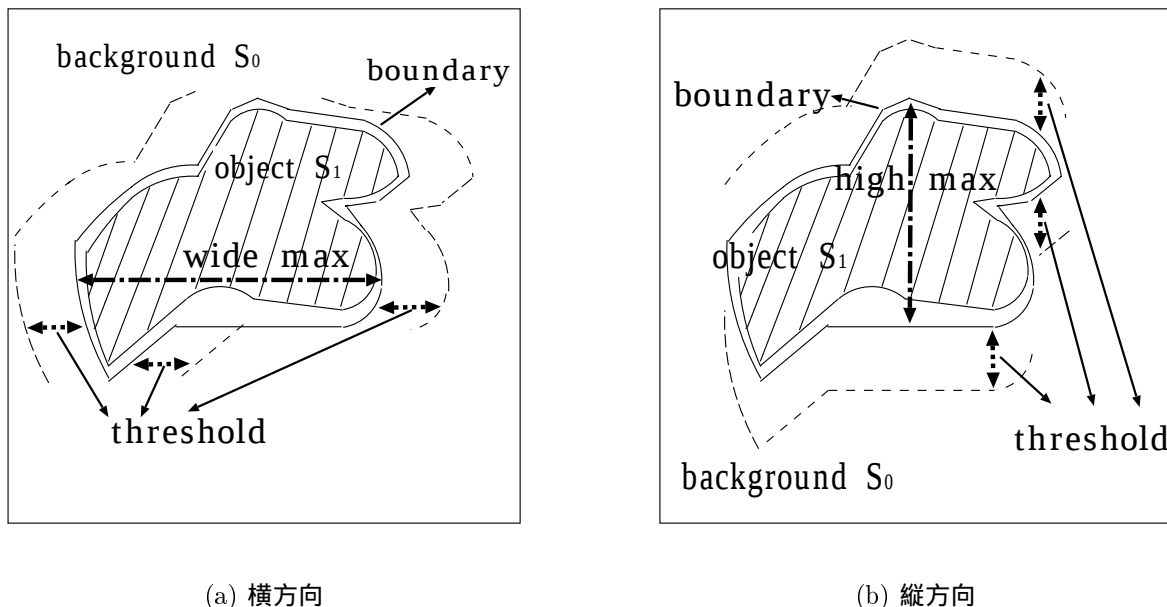


図 6.3: ノイズの除去にあたってのしきい値 (threshold)

よって図 6.3 のようにグローバルな領域分割で抽出された境界線からの距離が上記で決定されたしきい値より大きい小さいかにより画素はノイズであるかどうかを判別する．図 6.4 にはノイズを除去する前後の対象物がトカゲである画像について示している．ノイズがそれなりに除去されているのがわかる．

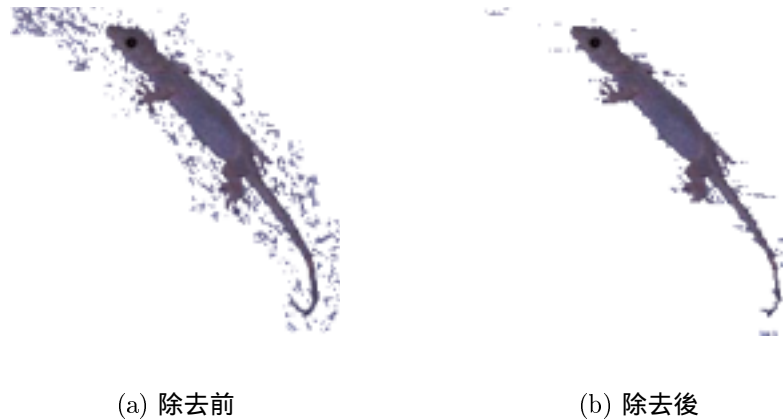


図 6.4: ノイズを除去する前と後

6.4 考察

ローカルな領域分割について前述したアルゴリズムを基に実装した結果の考察を行う．

野菜の画像 (図 6.5) では、ローカルな領域分割を行う前後について示している．グローバルな領域分割で問題となっていた点がそれなりに解決されているのがわかる．グローバルな領域分割での 1 つ目の問題として、対象物ではない領域まで対象物とみなしてしまうケースが見られた．図 6.5-(b) の下側における野菜の葉と葉の間の背景の領域まで対象物として切り出されていたが、図 6.5-(c) のローカルな領域分割後ではそのような領域に対してうまく切り出されているのがわかる．また、2 つ目の問題として、対象物とみなした領域について対象物と判別されないケースも見られた．図 6.5-(b) の右上側における野菜の葉先が対象物領域として正確に切り出されていないが、図 6.5-(c) のローカルな領域分割後ではうまく切り出されている．

但し、背景に近い対象物領域において背景の濃淡レベルに近ければ、対象物領域にもかかわらず背景領域として領域分割されるのが問題である．



(a) 原画像



(b) グローバルな領域分割
(前)



(c) ローカルな領域分割
(後)

図 6.5: ローカルの領域分割を行う前と後

また図 6.6 ではダイヤモンド (花) の, 図 6.7 では羊の, 図 6.8 ではトカゲの画像について, 画像の大きさを变化させて領域分割した結果について示している. それぞれ画像の大きさに関係なくそれなりに領域分割できているのがわかる.



(a) 原画像



(b) 150 × 150



(c) 200 × 200



(d) 250 × 250



(e) 300 × 300

図 6.6: ”ダイヤモンド (花)“に対する実装結果



(a) 原画像



(b) 150×150



(c) 200×200



(d) 250×250



(e) 300×300

図 6.7: ”羊” に対する実装結果



(a) 原画像



(b) 150×150



(c) 200×200



(d) 250×250



(e) 300×300

図 6.8: ”トカゲ” に対する実装結果

第 7 章

実験と考察

本章では、これまで提案した概念に基づいて実装を行った結果について、従来法と比較しながら評価、考察を行う。

7.1 実装で用いたサンプル画像

実装で用いたサンプル画像 (カラー画像) については表 7.1 の通りである。本研究での領域分割における仮定 (第 5 章) でも述べたように、対象物の濃淡レベルは領域内部では大体において等しく背景部分との区別が明確であるという制約を与えているために、この制約に該当するサンプルを選んだ。また、本研究では任意のエッジ形状をもつ対象物の切り出しがテーマであることから、できるだけ細かい複雑なエッジ形状をもつ対象物を含む画像をサンプルとして選んだ。なお、前章で画像の大きさが任意であってもそれなりに領域分割できると示したことから、本章では一定の大きさ (200×200) のサンプルを用いて評価、考察を行う。

7.2 実装結果

提案した手法による結果について、従来法の代表例である Snakes (改良版) と判別分析の基準に基づく領域分割つまりグローバルな領域分割との結果と比較しながら評価、考察を行う。それらの結果について、図 7.1 から図 7.9 に示している。

図 7.1 では、対象物のエッジ形状が比較的滑らかなケースである。Snakes ではうまく熊の鼻先が切り出されている。グローバルな領域分割でもある程度うまく切り出されているのがわかる。図 7.4 でも滑らかな形状部分については従来法でもうまく切り出されてい

る．但し、図 7.1, 図 7.4 の両画像とも細かく複雑な形状をした動物の足先では、提案手法のみがうまく切り出されているのがわかる．

図 7.2 のダイヤモンド (花) のつぼみの向きがまばらでかつ茎が細かく、従来法で切り出すことが困難である．Snakes の結果では確かにうまく切り出されている．しかしこれは 3 度の処理にわたった結果である．前述したように Snakes は境界線の滑らかさを考慮した評価関数を含んでいるために、これだけ凹凸の激しい対象物を一度で切り出すことは困難である．それに比べ提案手法ではマウス操作を行わずにそれなり切り出すことができ、従来法に比べ効果が見られる．

図 7.3, 図 7.5 では花びらの先の細かい形状において、また図 7.7 では木の葉先の細かい形状において、提案手法のみがうまく切り出されており従来法に比べ効果が見られる．

図 7.6, 図 7.9 では対象物の近くの背景において、対象物と同様の濃淡レベルのノイズが存在する．図 7.6 ではノイズが点状に存在するためにグローバルな領域分割では対象物として認識されず、ノイズの除去処理によってある程度除去することができた．しかし図 7.9 では対象物としてみなしたくない葉までもがグローバルな領域分割で対象物として認識されたために、それらをノイズとして除去することができなかった．このようなケースでは提案手法の欠点が見受けられる．しかし花の突起物の複雑な細かい形状において、かなり正確に切り出されており提案手法の効果が見られる．

図 7.8 では背景に近い野菜の葉先において、背景の濃淡レベルと近いためにローカルな領域分割では背景とみなされている画素がわずかに存在する．これも提案手法の欠点といえる．しかしそれに増して提案手法では野菜の葉先がかなり正確に切り出されており、そのような欠点を補っているといえるであろう．

7.3 評価, 考察

上記のような結果から、提案手法について次のようなことがいえる．

まず欠点としては、切り出したい対象物の近くに存在してその濃淡レベルと同程度のノイズを対象物とみなしてしまうケースが考えられる．また背景に近くその濃淡レベルと同程度の対象物の画素を背景とみなしてしまうケースが考えられる．

一方長所として次のようなことがあげられる．Snakes などの従来法ではエッジ形状が複雑で細かい箇所での切り出しについて非常に困難である．それに比べ提案手法ではそれらの箇所に対してもかなり正確に切り出すことが可能である．またマウスなどで手入力を行わずに切り出すことができ、Snakes などにかかる手間を省くことができる．

サンプル画像	図番号	対象物のエッジ形状
熊	図 7.1	全体的に単調である．
ダイヤモンド (花)	図 7.2	花のつぼみの向きがまばらで茎が細かい．
ヒナギク (花)	図 7.3	花びらの先の形状が複雑である．
羊	図 7.4	全体的に単調だが、羊の足先の形状が複雑で細かい．
タンポポ (花)	図 7.5	花びらの先の形状が複雑で細かい．
トカゲ	図 7.6	トカゲの手足の形状が複雑で細かい．
木	図 7.7	木の葉先の形状が複雑で細かい．
野菜	図 7.8	野菜の葉先の形状が複雑である．
ユリ (花)	図 7.9	花の突起物の形状が複雑で細かい．

表 7.1: 実装で用いたサンプル画像



(a) 原画像



(b) Snakes による領域分割 (従来法)



(c) グローバルな領域分割 (従来法)



(d) 提案手法による領域分割

図 7.1: ”熊” に対する実装結果



(a) 原画像



(b) Snakes による領域分割 (従来法)



(c) グローバルな領域分割 (従来法)



(d) 提案手法による領域分割

図 7.2: ”ダイヤモンド (花)“に対する実装結果



(a) 原画像



(b) Snakes による領域分割 (従来法)



(c) グローバルな領域分割 (従来法)



(d) 提案手法による領域分割

図 7.3: ”ヒナギク (花)“に対する実装結果



(a) 原画像



(b) Snakes による領域分割 (従来法)



(c) グローバルな領域分割 (従来法)



(d) 提案手法による領域分割

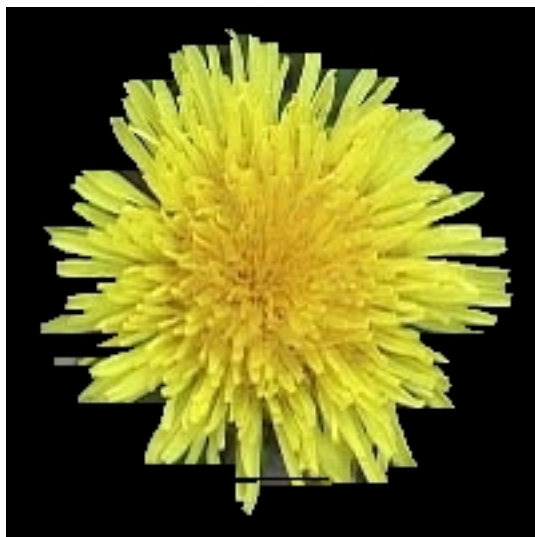
図 7.4: ”羊” に対する実装結果



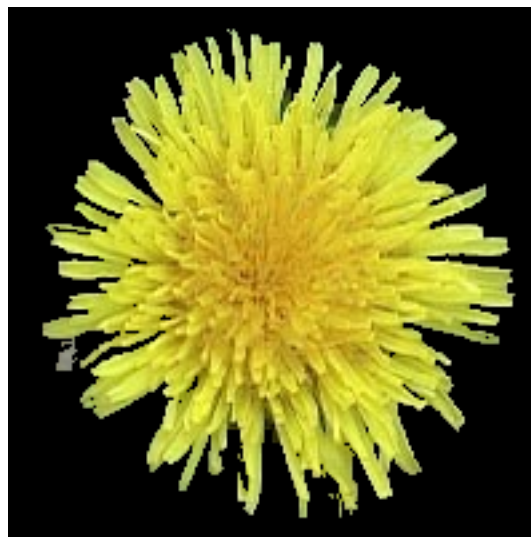
(a) 原画像



(b) Snakes による領域分割 (従来法)

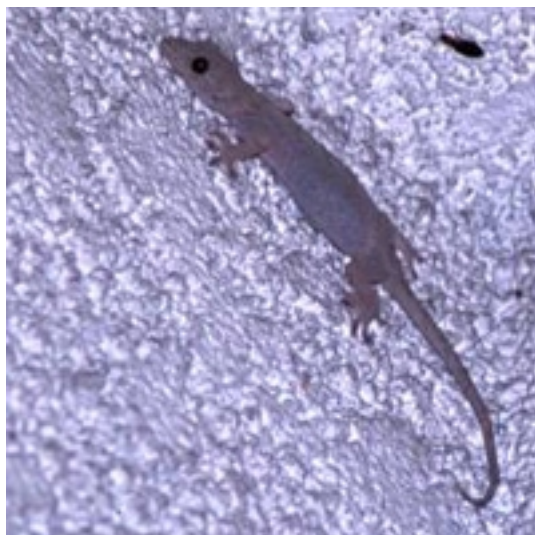


(c) グローバルな領域分割 (従来法)



(d) 提案手法による領域分割

図 7.5: ”タンポポ (花)“に対する実装結果



(a) 原画像



(b) Snakes による領域分割 (従来法)



(c) グローバルな領域分割 (従来法)



(d) 提案手法による領域分割

図 7.6: ”トカゲ” に対する実装結果



(a) 原画像



(b) Snakes による領域分割 (従来法)



(c) グローバルな領域分割 (従来法)



(d) 提案手法による領域分割

図 7.7: ”木” に対する実装結果



(a) 原画像



(b) Snakes による領域分割 (従来法)



(c) グローバルな領域分割 (従来法)



(d) 提案手法による領域分割

図 7.8: ”野菜” に対する実装結果



(a) 原画像



(b) Snakes による領域分割 (従来法)



(c) グローバルな領域分割 (従来法)



(d) 提案手法による領域分割

図 7.9: ”ユリ (花)“に対する実装結果

第 8 章

おわりに

8.1 まとめと結論

本研究では、領域分割において手入力を行わずエッジ形状が複雑な対象物を正確に切り出すことを目標としてきた。したがってマウスなどで手入力を行いながら領域分割を行う”Snakes” [1] や”Intelligent Scissors” [2] などの従来の発見的手法から離れて、画像の濃淡レベルに関するクラス間分散が最大になるように画像を分割するという意味で最適な領域分割を求める問題について考えた。そのような問題として、2 値化とそれに加え対象物領域の連結性を仮定するケースがあげられる。大雑把に対象物を切り出す (グローバルな領域分割) ためには後者の方がふさわしく、その切り出しを基に狭い領域内で対象物領域の連結性にこだわらず細かく切り出す (ローカルな領域分割) ことを考慮すると前者がふさわしい。そこで本研究では、グローバルな領域分割とローカルな領域分割を組み合わせた手法を提案し、グローバルな領域分割では対象物領域の連結性を仮定しながら判別分析の基準に基づく領域分割 [3] を用い、ローカルな領域分割では大津 [4, 5, 6] の自動しきい値選定法を用いながら 2 値化を行う。

また、対象物が複数になったり、対象物と背景との区別が明確ではないケースにマウスなど手入力を用いず領域分割を行うことは非常に困難である。そこで本研究では、画像に複数の対象物が含まれずに対象物の濃淡レベルは領域内部では大体において等しく、背景部分との区別が明確であると仮定する。

以上のような仮定とアルゴリズムをもって実装した結果 (第 7 章)、下記のようなことがいえる。

- 上記の仮定通りのサンプル画像に対して実装を行えばそれなりに領域分割を行うことが可能である。但し、切り出したい対象物の近くにそれとは関係ないがそれと同

程度の濃淡レベルを持つ画素が存在するケース (対象物が複数とみなされる) や背景に近くそれと濃淡レベルが同程度の対象物の画素が存在するケース (対象物領域と背景部分との区別が明確ではない) のように少しでも仮定からはずれると正確に切り出すことが困難である。

- 従来法では困難であったエッジ形状が複雑で細かい箇所が多い画像に対しても、提案手法では対象物をかなり正確に切り出すことができる。
- ”Snakes” や ”Intelligent Scissors” などの従来法ではマウスなどで手入力を行いながら領域分割を行っていたために手間がかかっていたが、提案手法ではそうした手間を省くことができる。

8.2 今後の課題

以下のようなことが今後の課題として改善されるべき点である。

- グローバルな領域分割における計算時間の向上

グローバルな領域分割において理論的には高々 $O(n^2)$ の計算時間で処理できるが、プログラム上では不都合により実際は $O(n^{3.5})$ 時間かかる (但し n は画素総数)。そのために画素総数が大きくなると計算時間が長くなり実用的ではない。

- 扱う画像に制約が存在する。

扱う画像に何らかの制約を行わずマウスなど手入力を行わずに領域分割を行うことは非常に困難である。そこで前述したような仮定を設けて領域分割を行ったが、現実では実用的ではない。そこで実用的にするには扱う画像の制約条件を少しでも減らす必要がある。

あるいは視点を変えてマウスなど手入力を行わずに領域分割を行うということをあきらめれば、扱う画像の制約もほとんどなく任意のエッジ形状をもつ対象物に対して正確に切り出すことができそうである。具体的にはマウスなどで手入力を行いながらグローバルな領域分割を行いそしてそれに基づいて本研究で提案したようなローカルな領域分割を行えば、提案手法よりも制約もなく正確に切り出すことができそうである。

謝辞

本研究を進めるにあたり、研究のきっかけを与えていただき、研究をはじめそれ以外にも多くのことを御指導していただいた浅野哲夫教授に心から感謝致します。また、同教授とともに LEDA マニュアルを作成していただき発表方法について御指導していただいた小保方幸次助手にも感謝致します。そして本研究の比較サンプル作成にあたっての材料を提供していただいた阿部亨助教授ならびに同研究室の皆様には感謝致します。最後に、公私にわたりお世話になりました研究室、並びに友人の皆様有り難う御座いました。

参考文献

- [1] M.Kass,A.Witkin,and D.Terzopoulos: "SNAKES: Active Contour Models,"
Int.J.of Computer Vision,1,pp.321-331,1988.
- [2] Eric N.Mortensen,William A .Barrett: "Intelligent Scissors for Image Composition,"
Computer Graphics Proceedings,Annual Conference Series,1995,pp.191-198.
- [3] T.Asano,D.Z.Chen,N.Katoh,and T.Tokuyama:
"Efficient Algorithms for Optimization-Based Region Segmentation,"
International Journal of Computational Geometry and Applications,to appear.
- [4] N.Otsu: "Discriminant and Least Squares Threshold Selection,"
Proc. of the 4th International Joint Conference on Pattern Recognition,p.592,1978.
- [5] N.otsu: "A Threshold Selection Method from Gray-Level Histograms,"
IEEE Trans.on Sys.,Man & Cybern.,SMC-9,p.62,1979.
- [6] 大津展之: "判別および最小 2 乗基準に基づく自動しきい値選定法,"
電子通信学会論文誌 D,J-63,4,p.349,1980.
- [7] Jean-Michel Morel, Sergio Solimini: "Variational Methods in Image Segmentation,"
Birkhauser,1995
- [8] 松澤悠樹, 阿部亨, 熊沢逸夫:
"輪郭線周囲のクラスタリングによる動的輪郭モデルの制御,"
電子情報通信学会論文誌
- [9] A . Aggarwal, M . Klawe, S . Moran, P . Shor, and R . Wilber:
"Geometric Applications of a Matrix-Searching Algorithm,"
Algorithmica, 2, pp.195-208, 1987 .

- [10] A . Aggarwal, J . Park: “Notes on Searching in Multidimensional Monotone Arrays,”
Proc . 29th IEEE Symp . on Foundations of Computer Science, pp.497-512, 1988 .
- [11] M . Klawe:
“A Simple Linear-Time Algorithm for Concave One-Dimensional Dynamic Programming,”
Technical Report 89-16, University of British Columbia, Vancouver, 1989 .
- [12] M . Klawe and D . Kleitman:
“An Almost Linear-Time Algorithm for Generalized Matrix Searching,”
Technical Report RJ6275, IBM Almaden Research Center, 1988 .
- [13] N . Katoh and T . Ibaraki:
“A Parametric Characterization and an ϵ - Approximation Scheme for the Minimization of a Quasiconcave Program,”
Discrete Applied Mathematics, 17, pp.39-66, 1987 .
- [14] D . Dobkin, H . Edelsbrunner, and C.K. Yap: “Probing Convex Polytopes,”
Proc . 18th ACM STOC, pp.387-392, 1986 .
- [15] 安居院猛, 中嶋正之 : “画像情報処理,”
森北出版株式会社, 1991