JAIST Repository
https://dspace.jaist.ac.jp/

Title	幾何学的表現形式に基づいた画像の領域分割に関する研究
Author(s)	杉山，昇
Citation	
Issue Date	2005-03
Type	Thesis or Dissertation
Text version	author
URL	http://hdl.handle.net/10119/1927
Rights	
Description	Supervisor:浅野　哲夫，情報科学研究科，修士

JAIST
JAPAN
ADVANCED INSTITUTE OF
SCIENCE AND TECHNOLOGY

Japan Advanced Institute of Science and Technology

修 士 論 文

幾何学的表現形式に基づいた画像の領域分割に関する研究

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

杉山 昇

2005 年 3 月

修 士 論 文

幾何学的表現形式に基づいた画像の領域分割に関する研究

指導教官　浅野哲夫 教授

審査委員主査　浅野哲夫 教授
審査委員　平石邦彦 教授
審査委員　金子峰雄 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

310052 杉山 昇

提出年月: 2005 年 2 月

Copyright © 2005 by Noboru Sugiyama

概 要

本研究は，人間の視覚のような万能性のあるコンピュータビジョンの構築を目指し，そのための課題の１つである画像の領域分割について取り組んだ．画像の領域分割法はこれまでに数多く提案されているが，色情報を直接使った分割法が一般的である．人間が認識のために色だけでなく模様や形を統合的に判断していることを考慮すれば，色情報のみからのアプローチだけでは不十分だと考えられる．そこで本論文では，従来型のように色情報を指標にして行う領域分割ではなく，色情報を幾何学的表現形式に置き換えたうえで領域分割する手法を提案する．

目 次

第 1 章　はじめに **1**
1.1　研究の背景と目的 1
1.2　本論文の流れ 2

第 2 章　コンピュータビジョンと人間の視覚 **3**
2.1　コンピュータビジョンについて 3
2.2　人間の視覚について 4

第 3 章　画像の領域分割法 **6**
3.1　領域分割の概要 6
3.2　閾値に基づいた領域分割 6
3.3　領域拡張法 7
3.4　統計的仮説検定法 8
3.5　Brice と Fennema のヒューリスティック法 8
3.6　エッジ追跡法 9
3.7　分離統合法 9
3.8　コンピュータビジョンにおける従来法の問題 10

第 4 章　画像データの表現形式 **11**
4.1　概要 11
4.2　L*a*b*表色系について 11
4.3　等高線表現について 12
4.4　等高線を保持するデータ構造 14

第 5 章　等高線表現を用いた領域分割 **15**
5.1　コンセプト 15
5.2　等高線表現を用いた領域分割の問題 16
5.3　画像の特徴を保持する等高線の抽出 17
5.3.1　多角形の面積による選択 17
5.3.2　面積変化率による選択 18
5.3.3　明度差が大きいエッジによる選択 20

5.3.4　２つの手法の組み合わせによる選択 21
5.4　等高線表現に基づいた領域分割 21
5.5　領域分割における等高線表現の性質 24
5.5.1　等高線表現の利点と問題点 24
5.5.2　等高線表現の限界 26
5.6　色情報の考慮 28
5.7　実験結果 29
5.8　今後の課題 32
5.8.1　多角形の面積による等高線の抽出法について 32
5.8.2　等高線表現からの特徴抽出 32
5.8.3　色情報の取り扱いについて 33
5.8.4　情報の統合について 33

第 6 章　まとめ　34
6.1　結論 34

第1章　はじめに

1.1　研究の背景と目的

コンピュータビジョンの研究分野は誕生してから３５年以上経つが，現在も産業界を中心に盛んに研究が行われてきている．この技術は微小な傷を持った工業製品の検出などに広く応用され，高速かつ高精度で動くレベルまで達成されている．しかし一方で，設定された範囲の中でしか動作できないという一面もあり，人間の視覚のように様々なものに対応できるレベルに達するにはさらなる開発が必要である．

コンピュータビジョンは目的に応じた仕事をこなすために，入力画像から対象物を認識する処理が行われる．その過程は大きく次の４つに分類される．１つ目はノイズ除去などの前処理，２つ目は同じ性質を持つ領域に分ける領域分割，３つ目は領域分割された画像から認識をする際に必要な特徴を導く特徴抽出，４つ目は認識するためのルールを適応させる認識処理である．

人間の視覚のような柔軟性のあるコンピュータビジョンを開発するためには，最大の難関である認識処理を簡便に行う工夫が必要である．現在，テンプレートマッチングという手法が，認識処理で広く用いられている．これは，認識しようとする対象物のサンプル画像をあらかじめ大量に用意しておき，入力画像と比較していくことによって対象物を判断する手法である．この手法は，１つの対象物を正確に認識するためには適しているが，柔軟性を追求していく場合，対象物が変わる度に膨大なサンプル画像を蓄えなければならないので応用ができない．

このような弱点を克服するためには，前もって画像の特徴を導き出し，冗長な情報を削ってから認識処理に移るのが得策である．また，人間が形や色，模様を統合的に判断することも考慮し，コンピュータビジョンが安易に色情報だけに依存した手法を使うのではなく，形や模様のような色以外の特徴を利用することが妥当である．

そこで本研究は，円滑な認識処理を行うために，認識の前処理にあたる領域分割を元の画像データを幾何学的表現形式に変換したうえで行うことを提案する．この提案により，幾何学的表現形式独自の性質を領域分割に応用できる．

幾何学的表現形式には様々なものがあるが，ここでは特に等高線表現というものに着目している．これは画像の各画素の明度を標高と見立てて，実際の地形図と同様に同じ明度を通るように結んだ線である．画像における等高線は，画素間に引かれ，必ずサイクルになり，自己交差がないなどの領域分割に有利な特徴をもっている．その反面，明度や場所の違いによって１つの画像に描ける等高線は数多く存在し，その中から特徴を保持する有

用な等高線を選択することは難しい．

本論文は，等高線表現の性質，領域分割に有効な等高線の選択方法を紹介すると共に認識処理などの後処理への影響について言及する．

1.2 本論文の流れ

本稿では，第 2 章でコンピュータビジョンと人間の視覚の仕組み，第 3 章で既存の画像の領域分割法，第 4 章で等高線表現などの予備知識について説明する．そして，第 5 章で等高線表現に基づいた領域分割を提案し，第 6 章で研究の発展性について触れる．

第2章　コンピュータビジョンと人間の視覚

2.1　コンピュータビジョンについて

コンピュータビジョンはカメラなどの入力デバイスによって得た画像から対象物を認識する視覚システムのことである．

一般的なコンピュータビジョンは，対象物を認識するために図 2.1 に示した順番に沿って処理が進む [17]．第１段階は前処理とよばれ，ノイズ除去や平滑化といったこの後に控えた処理を行うための準備としての役割を果たす．第２段階は領域分割とよばれ，これは与えられた画像を同じ性質をもつ領域に分割する過程で，詳しくは第 3 章で述べる．第３段階は特徴抽出とよばれ，認識に必要な特徴を抽出する過程である．第４段階は認識処理で，目的に応じた仕事をこなす為に必要な知識を取り入れて，画像から対象物を認識する．

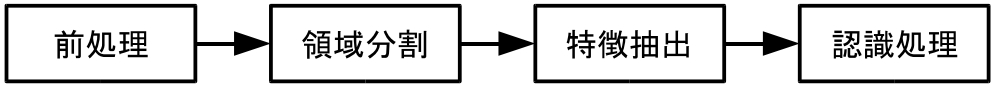
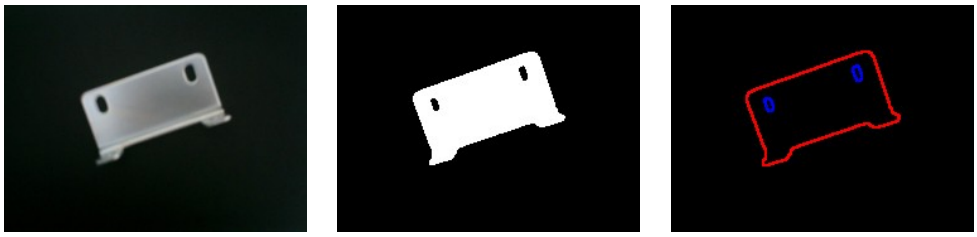


図 2.1: 認識するための画像処理の流れ

部品をつかみあげるロボットを例に説明すると，ロボットに搭載されたカメラから入力された画像 (図 2.2(a)) を前処理として画像を２値化し，白と黒の領域をつくる (図 2.2(b))．そして部品と思われる白領域の形状や穴の位置といった特徴を抽出し (図 2.2(c))，最後にあらかじめ与えられた部品の情報と比較することで，部品をつかむ場所を判断してつかみあげる．この場合であれば，２つの穴の位置から部品がどの程度傾いているか判断することができる．

近年，産業界は顧客のニーズの多様化に伴い，多品種少量生産の時代の真っ只中にいる．部品の種類も増え，構造も巧妙になっているため，容易に様々なものを認識できるシステムが切望されている．コンピュータビジョンはこのような期待に応えられる可能性を秘めている．



(a) 入力画像　　(b) 領域分割　　(c) 特徴抽出

図 2.2: コンピュータビジョンにおける処理

2.2　人間の視覚について

人間の視覚は，暗い環境下で働く桿体細胞系と明るい環境下で働く錐体細胞系という２つの視細胞系が別々に発達している [6, 7]．さらに錐体細胞系は，赤，青，緑の光にそれぞれ反応する系統に分類される．

色は，各色の錐体細胞で受け取った光の刺激が伝わって，網膜における伝達の最終地点であるの小型神経節細胞に到達することで知覚される．この細胞では，赤であるか緑であるか，青であるか黄色であるかという２種類の色情報と，桿体細胞の情報を融合させた白か黒かという輝度情報に整理される (図 2.3)．その後，これらの色情報は視覚領とよばれる部位で自然な色に感じられるように合成される．

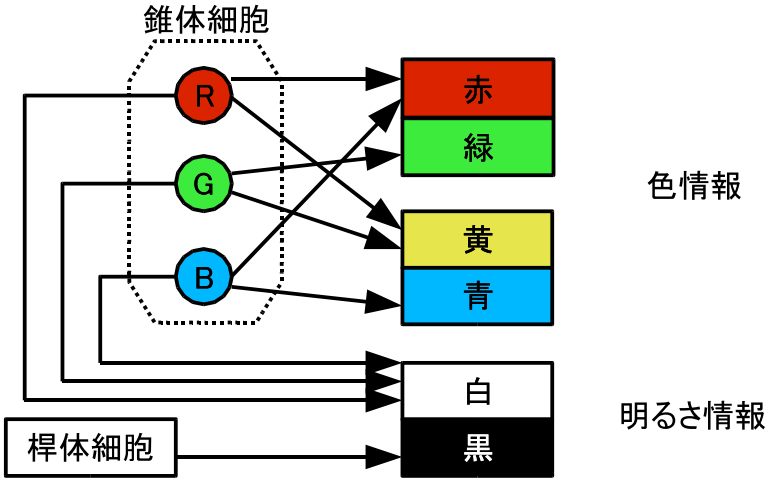


図 2.3: 色と明るさの知覚

形は，網膜上に対象物の像が広がりをもっている場合に知覚される．形の情報は，網膜黄斑と呼ばれる錐体細胞の密集地帯から直接，小型神経節細胞に伝達される．色情報を取り扱う場合と異なり，錐体細胞に対して１つの小型神経節細胞が直結していることが特徴

で，この特性から精度のよい処理が可能になっている．また，一度見た画像の形は記憶内でかなりの精度で保持されるが，画像の色は記憶の中で 11 色の基本色のカテゴリーの中心に向かって変化するという報告もある [12].

形や色，動きなどのアプローチで視覚だけを頼りに獲得した情報は，視覚連合野によって統合される．また，人間は対象物を認識するとき，必ずしも視覚だけに依存しているわけではない．例えば，目の前にあるコップを取る動作は，視覚だけでなく手の位置の情報やコップという記憶も判断材料になっている．物体の位置を判断する空間視や記憶と対象物を照合する形態視などの，視覚情報とそれ以外からの情報を統合する部位を高次連合野と呼ぶ.

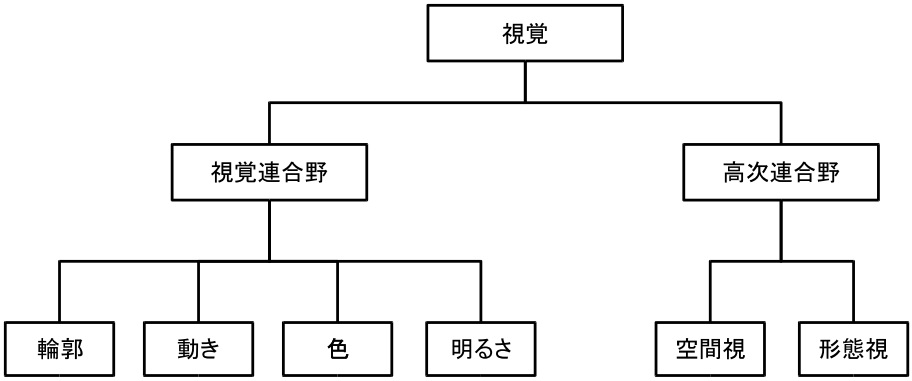


図 2.4: 情報の統合

人間の視覚が，現在活躍しているコンピュータビジョンよりも優れている点は，幾つもの画像の性質を別々に抽出できる機構を持ち，認識の際に情報を統合できるところである．つまり，人間の視覚のように柔軟なコンピュータビジョンをつくるためには，色や形などの別々の基準で入力画像を処理した後に，特徴を失わないように情報を統合するシステムが有効だと考えることができる.

第3章　画像の領域分割法

3.1　領域分割の概要

画像の領域分割は，与えられた画像から同じ性質をもつ領域に分割する作業のことで，コンピュータビジョン以外の用途にも応用される．研究の歴史は長く，非常に多くの手法がすでに考案されている．代表的な手法として，

- 閾値に基づいた領域分割
- 領域拡張法
- 統計的仮説検定法
- Brice と Fennema のヒューリスティック法
- エッジ追跡法
- 分離統合法

があげられる [1, 3, 5].

第3章では，これらの手法をコンピュータビジョンにおける領域分割のプロセスに用いた場合，どのような不具合が生じるかという視点で紹介していく．

3.2　閾値に基づいた領域分割

閾値処理は各画素値に基づいて，画像の濃淡レベルのヒストグラムを描き，その傾向に基づいて閾値を決定し，閾値を境に対象物と背景を分ける手法である．例えばスキャナで読み取った文書の画像のように，背景と対象物に明確な明度差がある場合は大変有効であるが，閾値の選定によって精度の良し悪しが左右されるという一面もある．

閾値を決定するために，P-tile 法，モード法，大津の自動閾値選定法 [4] などの判別法が用いられる．ここでは例として，大津の自動閾値選定法を紹介する．ある画像において，各画素が区間 $[0,L-1]$ の範囲の濃淡値 i を持つとする．画像の全ピクセル数を n 濃度値 i のピクセル数を n_i とすると，

$$n = \sum_{i=0}^{L-1} n_i \tag{3.1}$$

という関係式が成り立つ．ここで閾値 t を考えて，全画素を濃度によって２つに分ける．0 から $t-1$ までのレベルをクラス S_0，t から $L-1$ までのレベルをクラス S_1 とすると，S_0 の画素数 $n(S_0)$ と S_1 の画素数 $n(S_1)$ はそれぞれ次のように表される．

$$n(S_0) = \sum_{i=0}^{t-1} n_i \tag{3.2}$$

$$n(S_1) = \sum_{i=t}^{L-1} n_i \tag{3.3}$$

また，クラス S_k(ただし，$k = 0, 1$) における平均濃淡レベル $\mu(S_k)$ は，

$$\mu(S_k) = \frac{\Sigma_{j \in S_k} j \times n_j}{n(S_k)} \tag{3.4}$$

として求めることができる．

ここで，クラス S_0 と S_1 を最もよく分離する閾値 t^* を求めることを考える．２つのクラスの平均濃淡レベルと画素数を考慮し，閾値 t における分離度 $V(t)$ は次のように定義される．

$$V(t) = n(S_0)n(S_1)(\mu(S_0) - \mu(S_1))^2 \tag{3.5}$$

式 (3.5) は，２つのクラスにおける平均濃淡レベルの差が離れている場合に大きくなる．また，２つの領域の大きさがアンバランスにならないように，画素数を乗じて評価している．実際に分離度 $V(t)$ を使って t^* を求めるためには，実際に t を 1 から L まで変化させ，$V(t)$ が最大値となる t を見つければよい．

閾値に基づいた領域分割は，同等の濃度を持つ画素を同じ領域と判断しているだけなので，画素の連結性を一切考慮していない．しかし，領域は近くの画素のつながりによって形成されるので，コンピュータビジョンに応用するためには，画素の位置関係を考慮にいれた別の手法を組み合わせなければならない．

3.3 領域拡張法

領域拡張法は，画像のある画素に着目し，同等の特徴量を持つ周囲の画素を自分と同じ領域に入れてゆく方法である．領域拡張法には，自分の周囲の画素を取り入れる条件が一定の単純領域拡張法と，動的に条件を変えていく反復型領域拡張法という手法がある．

単純領域分割法は次の流れで処理が行われる．

1. 領域未確定の画素をラスタ走査で探し，画素 A とする．
2. 画素 A の周囲の画素を調べ，同等の特徴量を持つ画素があれば，その画素を画素 A の領域に統合する．
3. 新たに統合された画素を画素 A とし，統合できなくなるまで手順 2 を繰り返す．
4. 領域未確定の画素がなくなるまで手順 1 に戻る．

また，反復型領域拡張法は，単純領域拡張法を行った後，領域内の特徴量を平均化し，画素データをその平均値に置き換え，条件を少し緩和させて，再び単純領域拡張法を行っていくという流れで処理が行われる．このようにすることで，領域間の変化がなだらかな場合や領域間にわずかな隙間がある場合に，２つの領域が統合されてしまうという単純領域拡張法で起こり得る問題を，ある程度取り除くことができる．

領域拡張法は画素の取捨選択に対する条件設定が最大の課題で，設定条件が悪いと必要以上に大きな領域を形成してしまったり，多数の小領域に分かれてしまったりする．

3.4 統計的仮説検定法

統計的仮説検定法は，画像を適当な大きさの矩形領域にわけ，隣接する領域同士で濃度のヒストグラムを比べ，もし，ヒストグラムが類似していれば隣接する領域を統合する手法である．先ほどの領域拡張法は隣接する領域を統合するときに，明度や色などの特徴量を基準としているが，この手法は領域内の統計的性質を基準にしている．隣接している領域の類似度を検定するものとして，Kolmogorov-Smirnov 検定，Smoothed-Difference 検定がある．領域 R_1，R_2 における累積ヒストグラムを F_1，F_2 とすると，Kolmogorov-Smirnov 検定は，累積ヒストグラムの絶対値が一定値 θ_1 以下の場合，R_1，R_2 を統合する．

$$\max |F_1 - F_2| < \theta_1 \tag{3.6}$$

また，Smoothed-Difference 検定は，累積ヒストグラムの差の積分値が一定値 θ_2 以下の場合，R_1，R_2 を統合する．

$$\Sigma |F_1 - F_2| < \theta_2 \tag{3.7}$$

この手法は，最初に矩形領域に分けるため，できあがった領域が不自然な形状になるという問題がある．また，不自然な形状を避けるために，矩形領域の面積を小さくすると信頼性が下がってしまうという弱点もある．

3.5 Brice と Fennema のヒューリスティック法

Brice と Fennema のヒューリスティック法には２つの評価方法があり，phagocyte heuristic 法と weakness heuristic 法とよばれている．前者は外形のまとまりを重視する方法で，後者は共通境界の不鮮明な部分を統合する方法である．２つの隣接領域 R_1，R_2 があるとき，それぞれの周囲長を P_1，P_2，共通境界長を I とする．phagocyte heuristic 法は，閾値を θ_1 とおくと，

$$\frac{W}{\min\{P_1, P_2\}} < \theta_1 \tag{3.8}$$

を満たす場合，R_1，R_2 を統合する．weakness heuristic 法は，閾値を θ_2 とおくと，

$$\frac{W}{I} < \theta_2 \tag{3.9}$$

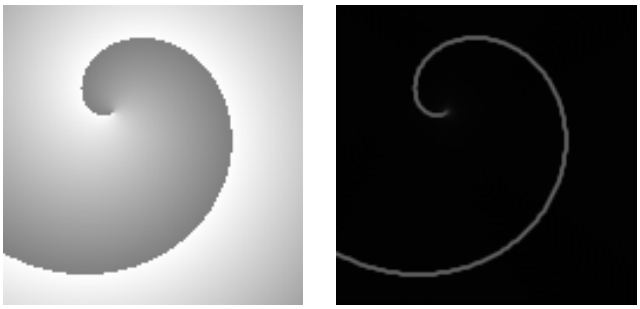
を満たす場合，R_1，R_2 を統合する．

この手法は，閾値の決め方が画像データの内容に依存するため，入力画像が刻々と変わるコンピュータビジョンへの応用は，非常に難しいと考えられる．

3.6 エッジ追跡法

エッジ追跡法は，明るさが極端に変化する部分が領域の境界になっていることが多いという画像の性質を利用して，エッジを追跡する手法である．しかし，対象物の境界でないのにも関わらず検出されてしまうエッジがあるため，領域の境界線として閉曲線を取り出すことは難しい．

図 3.1(a) の画像に対してエッジを求めたものを図 3.1(b) に示した．図 3.1(a) の画像に領域分割という概念を持ち込むこと事態，あまり意味のないことだといえるかもしれないが，エッジの追跡が必ずしも妥当な閉領域を求めることにはつながらないことがわかる．



(a) 処理前の画像　　(b) 処理後の画像

図 3.1: エッジ追跡法の問題点

3.7 分離統合法

分離統合法は，画像をいくつかの部分に分割したり，分割した部分を統合させたりしながら領域を決定していく方法である．

この手法は，画像をある程度の大きさの領域に分割させた状態からスタートする．まず，各領域における画素の濃度の最大値と最小値の差を求める．その濃度差がある値よりも大きかった場合，領域には類似しない要素が存在すると考え，領域を分割する．濃度差がある値よりも小さかった場合，領域は同じ性質を持っていると考え，領域内の画素を平均値で近似する．次に，隣接領域の濃度の最大値と最小値を調べ，ある値よりも小さかった場合，隣接領域を統合する．このように分離統合を繰り返しながら領域を求めていく．

この手法の分割は一般的に矩形領域に分割される．従って，統計的仮説検定法と同様に，得られる領域形状が不自然になってしまう傾向がある．

3.8 コンピュータビジョンにおける従来法の問題

ここまで紹介してきた領域分割法の問題点を改めて整理していく．閾値に基づいた領域分割とエッジ追跡法は，明るさだけを指標としているため，領域の連結性が考えられていないということが問題であった．領域拡張法と Brice と Fennema のヒューリスティック法は，領域を判断するための手法が簡単な仕組みであるため，基準となる閾値の設定の難しさに問題があった．統計的仮説検定法と分離統合法は，矩形領域に分割する過程があることから，できあがった領域が不自然な形状になるという問題があった．以上の３つの問題点がコンピュータビジョンにおける領域分割処理の難しさの理由となっている．

これらの問題点が生じる原因は，画素の色情報だけを頼りに領域を決定しているという点にあると考えられる．2.2 節でも触れている通り，人間は色だけでなく形などの様々な情報を統合させて処理を行っている．柔軟なコンピュータビジョンをつくるためには，色や明るさ以外の情報も取り入れた領域分割法が適していると考えられる．

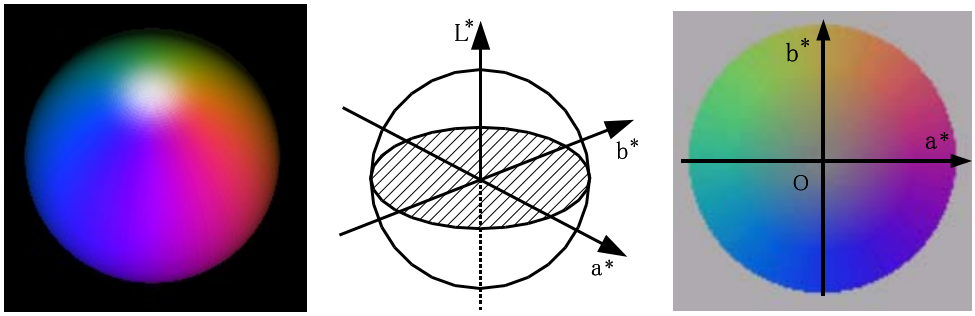
第4章　画像データの表現形式

4.1　概要

デジタル形式のカラー画像は，一般的にRGB表色系に従い，赤と緑と青のチャンネルに分けてデータ化されている．従来型の領域分割法は，デジタル形式で保存された数値をそのまま領域分割をするための基準として使っている．従来手法の中で色や明るさに依存したものが多いのは，この事が原因の１つとなっている．この章では，色や明るさ以外の情報も取り入れる領域分割法を考えるために，画像データをRGB表色系以外の形式で表現する方法を紹介していく．

4.2　L*a*b*表色系について

CIE(国際照明委員会) は1975年にL*a*b*表色系という表色系を推奨している [8, 9]．L*a*b*表色系は明度指数L*と色度指数a*b*によって表される．概念図を図4.1に示した．a*は赤と緑，b*は黄と青に対応しており，図2.3で示した人間が感じる色の特徴に対応している．L*軸に沿って値が大きくなるほど白に近づくように明るくなり，小さくなるほど黒に近づき暗くなる．a*とb*の割合によって色合いがきまり，中心に向かうほど淡い色になり，外側へ向かうほど鮮やかな色になる．この表色系は，人間の感覚的な色差と座標上の距離が一致する色度系として定義されている．



(a) 概念図　(b) L*a*b*軸　(c) a*b*色度図

図 4.1: L*a*b*表色系

L*a*b*を用いた処理を行うために，式(4.1)から式(4.6)を使ってRGB表色系からL*a*b*表色系に変換を行う [2].

$$L^* = 25\left(100\frac{Y}{Y_0}\right)^{1/3} - 16 \tag{4.1}$$

$$a^* = 500\left\{\left(\frac{X}{X_0}\right)^{1/3} - \left(\frac{Y}{Y_0}\right)^{1/3}\right\} \tag{4.2}$$

$$b^* = 200\left\{\left(\frac{Y}{Y_0}\right)^{1/3} - \left(\frac{Z}{Z_0}\right)^{1/3}\right\} \tag{4.3}$$

$$X = 0.607R + 0.174G + 0.201B \tag{4.4}$$

$$Y = 0.299R + 0.587G + 0.114B \tag{4.5}$$

$$Z = 0.000R + 0.066G + 1.117B \tag{4.6}$$

X, Y, Z はXYZ表色系として知られているものであり，X_0, Y_0, Z_0 は標準白色に対する各値である．

4.3 等高線表現について

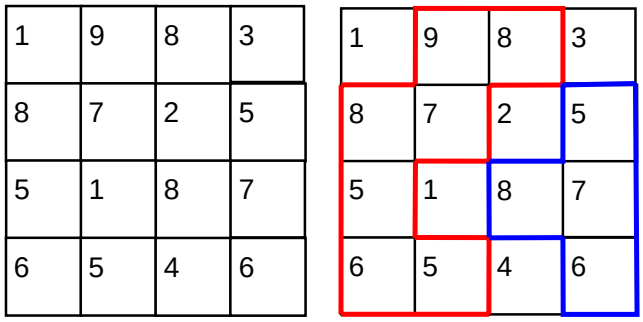
等高線表現は，画像の特徴を表す幾何学的表現形式として知られていて，各画素の明度を地形図でいうところの標高とみなして引いた等高線の集合である [10]．例えば，図4.2(a)のような各画素の明度を取り出した行列が与えられたとする．この行列に対して閾値である明度が4の等高線を示したものが図4.2(b)である．

等高線表現には

- 画素間に等高線が引かれる．
- 水平垂直のみの線から成り立つ (４連結の場合).
- どの等高線も必ずサイクルになる．
- 自己交差がない．

といった特徴がある．領域分割においてこのような性質は問題を単純化する上で有益である．

１本の等高線を描くためには，起点となる座標値と明度の閾値が必要である．また，等高線の右側の画素の明度は必ず左側のものより大きいというルール化をすることで，等高線の方向を決定することができる．しかし，画像の外周部分を通る等高線は比較対象がなく等高線が描けない．そこで，図4.3のように原画像の周囲に仮想的に画素を設定する．明度は必ず0以上なので，周囲の画素の明度を負の値に設定しておくことで，境界条件を考えることなく等高線を引くことができる．



(a) 明度の行列　　(b) 等高線

図 4.2: 明度の行列と等高線

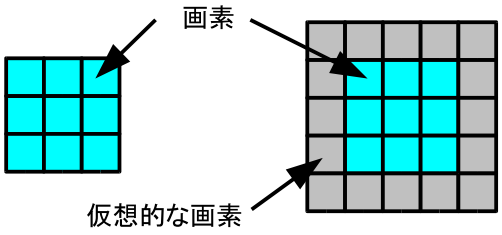


図 4.3: 仮想的な画素

4.4 等高線を保持するデータ構造

１本の等高線は多角形になるので，等高線の各頂点の座標を線形リストに蓄えることで情報を保持できるが，線形リストで保持された等高線と各画素の明度との対応づけが難しいという問題がでてくる．そのため，次に示すようなデータ構造を用いて取り扱いを簡略化した [19].

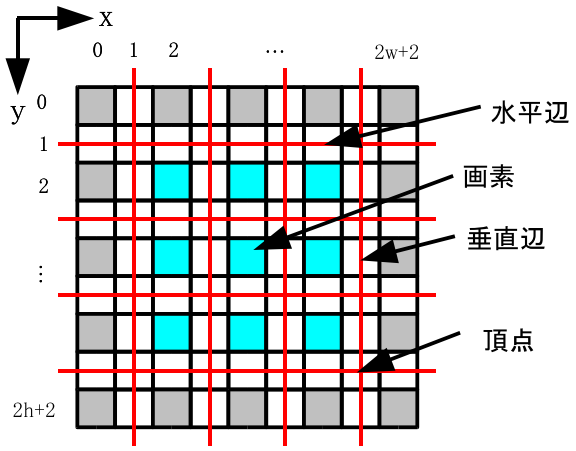


図 4.4: データ構造

図 4.4 は幅 w ピクセル，高さ h ピクセルの画像が与えられた時のデータ構造である．まず，図 4.3 に示したように原画像データの周囲に仮想的な画素を配置する．次にこれらの画素を，幅 $2w$+3，高さ $2h$+3 の２次元配列に１つおきになるように配置する．そして空白となっている画素間の要素をそれぞれ頂点と辺に対応させる．このようにすることで，等高線と画素が隣接する構造になり，例えば，等高線を描く時に必要な両側の画素の明度を簡単に参照することができる．

データ構造に蓄えられたデータが何を示しているのかは，x 軸方向と y 軸方向に 0 から番号をつけ，表 4.1 を用いて判断することができる．

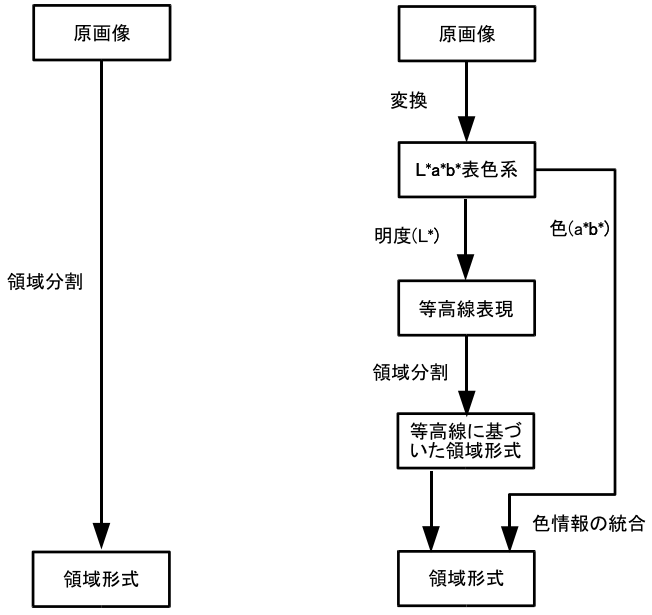
表 4.1: 要素の判断

要素の種類	x の座標値	y の座標値
画素	偶数	偶数
頂点	奇数	奇数
水平辺	偶数	奇数
垂直辺	奇数	偶数

第5章　等高線表現を用いた領域分割

5.1　コンセプト

従来型の画像の領域分割法は，原画像の色情報をそのまま分割の指標として用いている(図 5.1(a))．このため，色に対する依存性は強いものの，複数の色を含んだ対象物の認識には適していない．一方，人間は 2.2 節で示したように，色や形などを統合させることで総合的に領域を判断している．そこで本研究では，画像データを一旦幾何学的表現形式に変換し，色以外の情報から領域を特定する手法を提案する．さらに，色情報を加えた場合の領域についても検討を行う．提案手法の流れを図 5.1(b) に示した．最初に原画像を 4.2 節で紹介した L*a*b*表色系に変換し，明度情報と色情報に分ける．次に明度の情報から 4.3 節で紹介した等高線表現をつくり，その性質を用いて領域分割を行う．このようにしてできた領域に色情報を加味し，最終的に領域を決定する．

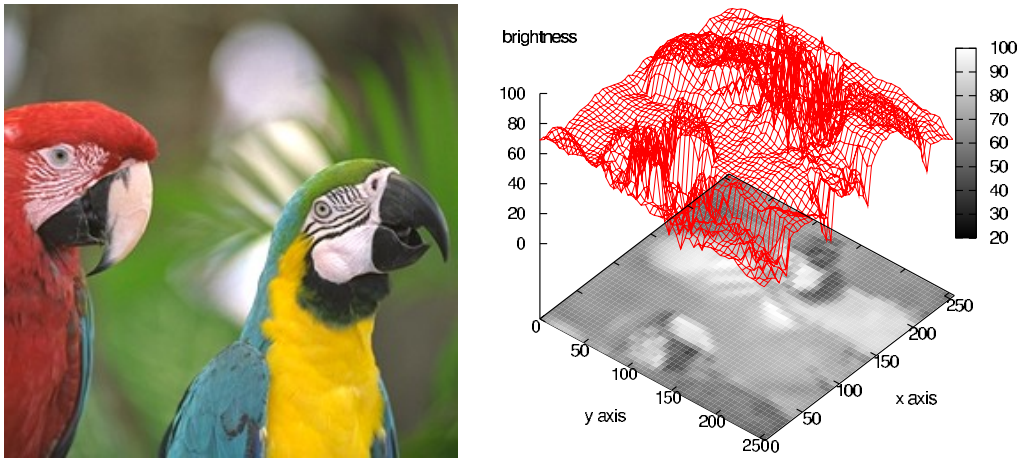


(a) 従来法　　(b) 提案法

図 5.1: 従来法と提案法

5.2　等高線表現を用いた領域分割の問題

等高線表現を用いた領域分割を行うために，図 5.1(b) で示した提案手法の手順に従って，原画像 (図 5.2(a)) を L*a*b*表色系に変換した．そして，各画素の明度 L*をグラフ化したものを図 5.2(b) に示した．明度情報は色や遠近，照明などの影響を受けやすく，明度の傾向を調べるだけでは領域を特定することは難しいことがこのグラフからも想像できる．



(a) 原画像 (Parrots)　　(b) 明度の起伏

図 5.2: Parrots の明度傾向

そこで，明度情報を直接的に使うのではなく，4.3 節で紹介した等高線表現を用いて，明度情報から幾何学的な特徴を導いてみる．図 5.2(b) で引くことが可能な全ての等高線を求めたものを図 5.3 に示した．この図から直観的にわかるように，等高線表現は画像の幾何学的な特徴を保持できる表現形式である．一方で，一般的な画像における等高線は，基準となる明度や場所の違いによって数多く存在し，領域分割において冗長なものが多いという問題点もある．

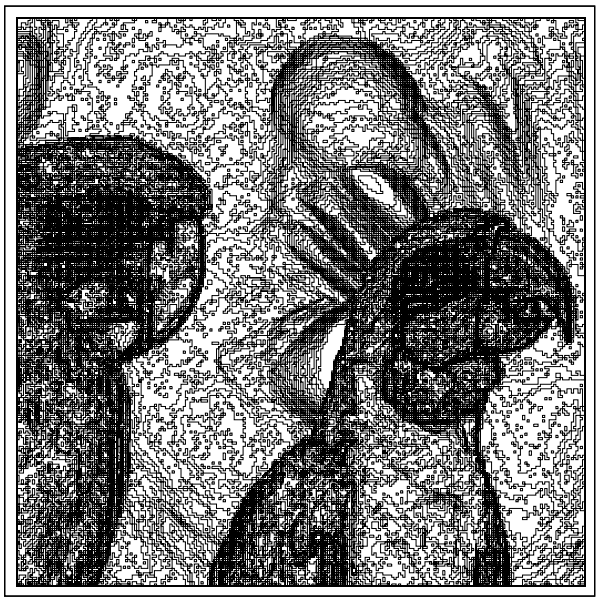


図 5.3: 全ての等高線

5.3 画像の特徴を保持する等高線の抽出

等高線表現を用いて領域分割を行うためには，冗長な等高線を取り除き，画像の幾何学的な特徴を残さなければならない．本研究では，以下の３つの基準で等高線の選択する実験と評価を行った．

- 等高線が描く多角形の面積
- 面積変化率 (明度のヒストグラム)
- 明度差の大きなエッジ

その結果，画像の幾何学的な特徴を失わずに，冗長な情報を削減することに効果があったのは，前の２つの基準に基づいた方法だけであった．この節では，３つの基準に基づいた等高線の選択法と画像の特徴を保持するうえで効果的だった２つの手法を組み合わせた方法の紹介と評価を行う．

5.3.1 多角形の面積による選択

図 5.3 を見ると非常に多くの小領域が確認できる．このような小領域は隣接する画素がわずかな明度の違いを持っているために形成され，ノイズである可能性が高い．小領域を削るためには，等高線が作る閉領域の面積を求めて，面積の小さな領域を形成する等高線を排除すればよい．

１つの等高線は必ずサイクルになり，水平垂直のみの線から成り立つので多角形になる．従って，等高線によって囲まれる内側の面積は多角形の符合付き面積を求める式から求められる．多角形 P の頂点が時計回りまたは反時計回りに方向づけされているとき，その点列を $(p_0, p_1, ..., p_n = p_0)$ とし，(x_i, y_i) を頂点 p_i の座標とすると，符合付き面積 $A(P)$ は次式で求められる．

$$A(P) = \frac{1}{2}\sum_{k=0}^{n-1} x_i(y_{i+1} - y_{i-1}) \qquad (\text{ただし } y_{-1} = y_{n-1}, y_n = y_0) \tag{5.1}$$

符合付き面積 $A(P)$ が正ならば点列は反時計回りで，負なら時計回りである．面積はその絶対値 $|A(P)|$ で与えられる．

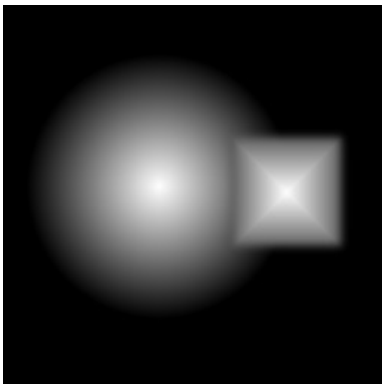
式 (5.1) を用いて各等高線によって作られる閉領域の面積を計算し，全体の面積の 0.5%以下の小領域を削った等高線を図 5.4 に示した．このように，等高線がつくる閉領域の面積を求めることによって，ノイズのような小領域を削る事ができる．

図 5.4: 多角形の面積による等高線の選択

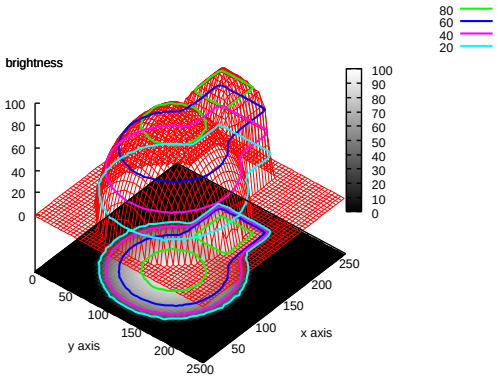
5.3.2 面積変化率による選択

同じ閾値の等高線によって囲まれる面積の総和を明度の系列で見ていくと，総面積は単調に減少する．この性質を利用して，等高線を選択する手法を紹介する．説明のために図 5.5 に例を示した．図 5.5(a) に示した原画像の明度の傾向を調べたものを図 5.5(b) に，等

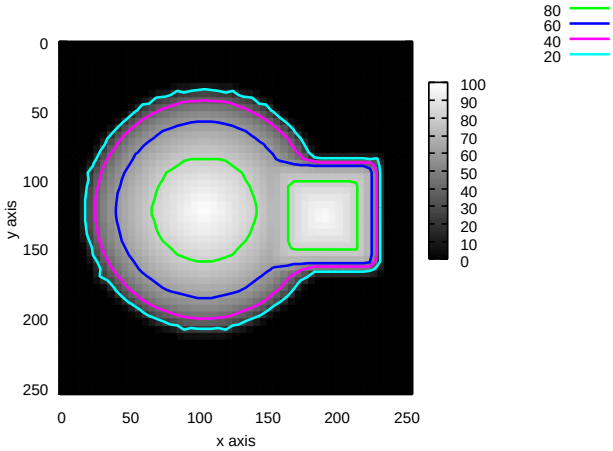
高線を抽出したものを図 5.5(c) に示した．凡例における 20,40,60,80 という数値はそれぞれの等高線の閾値を表している．



(a) 原画像



(b) 明度の傾向



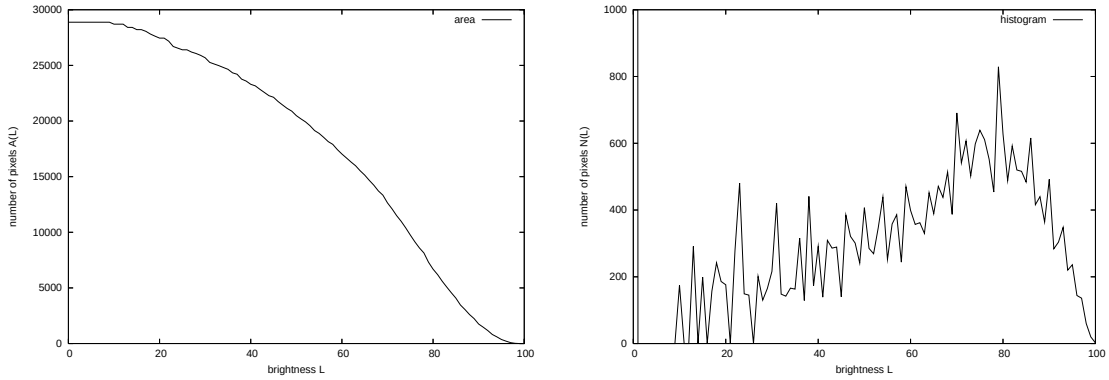
(c) 等高線

図 5.5: 等高線が囲む領域と面積

図 5.5(c) に注目して考える．明るさの変化が緩やかな箇所を通る等高線は，対象物の輪郭を通る可能性が低く，冗長な等高線だと考える事ができる．この図では，閾値が 60 の等高線がこれに相当する．明るさの変化が緩やかな場所を通る等高線を取り除くために，等高線がつくる閉領域の面積の明度系列における変化率に注目する．もし，等高線が明るさの変化が緩やかな場所を通っている場合，左側の円形領域のように，面積は大きく減少する．一方，等高線が明るさの変化が急激な場所を通っている場合，右側の四角形領域のように，面積はあまり変化しない．言い換えると，ある明度での面積変化率が大きい場合，等高線が明るさの変化が緩やかな画素間を多く通っていると考える事ができ，逆に小

さい場合，等高線は明るさの変化が激しい画素間に等高線が通っていると考えることができる．

しかしながら，図 5.3 に示したように一般的な画像において等高線は多数存在し，明度系列でどの等高線が対応しているか１つ１つ決定していくことはできない．そこで，本研究では閾値別に等高線を分類し，面積の総和を求め，総面積の変化率が小さな明度を閾値とする等高線を選び出すことにした．明度 L を閾値とする等高線が囲む領域の総面積 $A(L)$ は，図 5.6(a) のように単調に減少する．また，総面積の減少率は明度 L で減少する画素数 $N(L)$ の事であるから明度のヒストグラム (図 5.6(b)) から簡単に求める事ができる．



(a) 各明度における総面積　　(b) 明度のヒストグラム

図 5.6: 総面積の変化

ここでは面積の変化率が減少する明度を安定した箇所に入る事だと考え，$N(L) < N(L-1)$ となる明度 L を閾値にしている等高線の集合を図 5.7 に示した．この図からもわかる通り，この手法によって等高線を減らしても画像の大きな特徴が損なわれる事はない．

5.3.3　明度差が大きいエッジによる選択

隣接する画素間の明度差が大きな場所は，領域の境界になっているケースが多く，ここを通る等高線は有益な情報を含んでいると考えられる．しかし，明度差が大きいと等高線を描く事が可能な閾値も多く存在してしまうため，適当な等高線を選びだすことができない．

実際に明度差が 50 以上のエッジを抽出し，エッジの両端にある画素の明度の平均値を閾値とする等高線を描いてみた (図 5.8)．この図において，右の鳥の頭部に注目すると，背景と頭部の境目が完全に失われていることが確認できる．その一方で，あまり意味のない背景の滑らかな変化を検出してしまうなどの不具合も生じてしまっている．

図 5.7: 面積変化率による等高線の選択

このような問題が発生してしまうのは，１本の等高線には対象物の輪郭以外にも，閉曲線となるために通っている冗長な部分があるためである．この問題については，5.5.2 節で詳しく述べる．

5.3.4　２つの手法の組み合わせによる選択

この手法は，等高線を抽出するうえで効果的であった多角形の面積に基づいた手法と面積変化率に基づいた手法を，組み合わせたものである．面積変化率から明るさの変化が緩やかな部分を通る等高線を選択し，その等高線集合に対し，それぞれの等高線が作る内側の面積を求めて小領域を削った．組み合わせた手法によって抽出した等高線の集合を図 5.9 に表示した．２つの手法を融合することによって，特徴を残しつつも，多くの冗長な等高線を削ることができる．

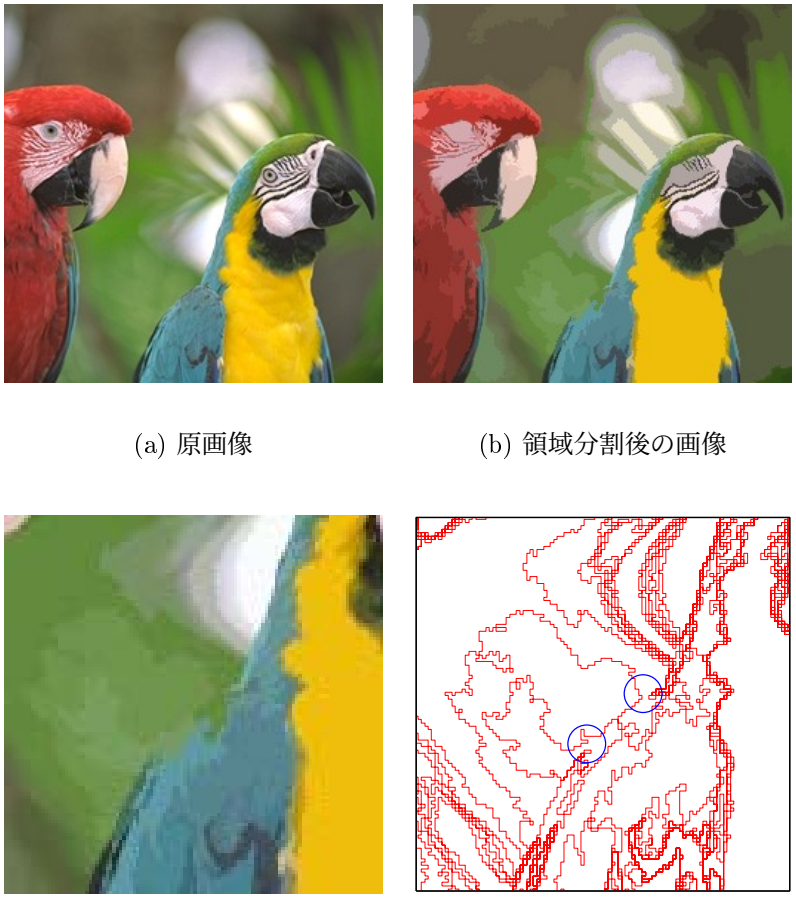
5.4　等高線表現に基づいた領域分割

5.1 節で示した提案手法の手順に基づいて，原画像から等高線表現を導き，冗長な等高線を削って，幾何学的な特徴を保持できる等高線集合を抽出する段階まで説明してきた．この節では，抽出した等高線集合から領域分割を行う．

まず，等高線集合によって保持されている幾何学的なデータを取り扱いやすくするために整理する．具体的には，図 4.4 で示したデータ構造の辺の要素に等高線の有無の情報を

図 5.8: 明度差の大きいエッジによる等高線の選択

図 5.9: 組み合わせた手法に基づいた等高線の選択



(a) 原画像　　(b) 領域分割後の画像

(c) 拡大図　　(d) わずかな切れ目

図 5.10: 等高線表現に基づいた領域分割

入れて，閾値別に保存していた等高線情報を１つにまとめている．次に各ピクセルがどの領域になるかを計算する．これは，隣接する画素間に辺があるかないかを基準に 3.3 節で紹介した領域拡張法で求めている．このようにして求めた各領域を領域内の平均色で塗り直した画像を図 5.10(b) に示した．

図 5.10(b) を見ると，大体の特徴は保持できているものの，右の鳥の右羽の部分で背景と羽の一部が融合されてしまっていることが確認できる (図 5.10(c))．これは，図 5.10(d) に示したように，領域分割の基準となる等高線がわずかに途切れてしまっていたため，背景と羽の境界を判断がうまくいかず，融合されてしまったことが原因だと考えられる．

5.5 領域分割における等高線表現の性質

5.5.1 等高線表現の利点と問題点

ここまで紹介してきた領域分割法は，従来型の領域分割法と異なり，原画像のデータを幾何学的な特徴を保持する等高線表現に置き換えていることが特徴である．この特徴が，明るさを直接指標として使う従来の手法に比べ，明るさの変動に対する影響が少ないという利点を生み出している．

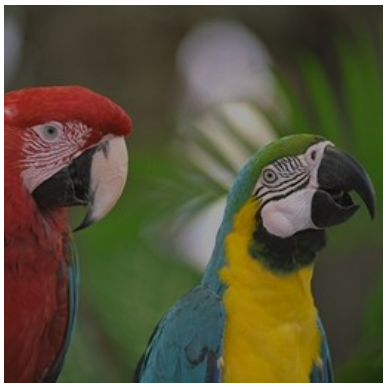
図 5.11(a) に示した原画像を画像処理ソフトを用いて全体的に暗く変換した画像を図 5.12(a) に，全体的に明るく変換した画像を図 5.12(c) に示した．数値上の変化を示すために，これらの画像の明度のヒストグラムを図 5.13 に表した．ヒストグラムからもわかるように，変換後の画像は明度の分布が大きくずれている．しかし，提案手法を用いて等高線表現にした図 5.11(b) と図 5.12(d)，図 5.12(b) を見比べてみると，等高線の挙動に変化があるものの，幾何学的に大きな特徴が失われることはなかった．

図 5.12(d) は他の 2 つの等高線表現に比べ等高線の数が少ないが，これは明度のコントラストが小さくなったことにより，等高線を描く候補となる閾値の数が減ったため起きた現象であり，明度の変化とは関係ない．しかし，コントラストの小さい画像に対する非適応性が等高線表現を用いた領域分割の問題点である．図 5.12(f) にコントラストの小さい画像 (図 5.12(e)) を入力した場合の実験結果を示した．これを改善するためには，前処理の段階でコントラストを十分に大きくするか，色情報を優先させるシステムが必要になると考えられる．

(a) 原画像

(b) 原画像の等高線

図 5.11: 原画像と等高線

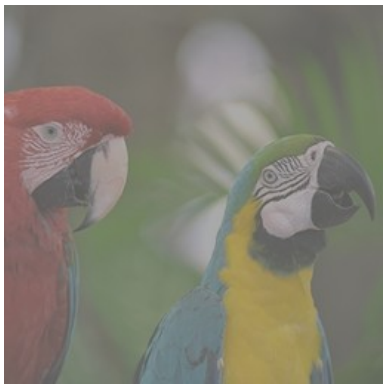


(a) 暗くした画像

(b) 暗くした画像の等高線

(c) 明るくした画像

(d) 明るくした画像の等高線



(e) コントラストの小さい画像

(f) コントラストの小さい画像の等高線

図 5.12: 変換画像と等高線

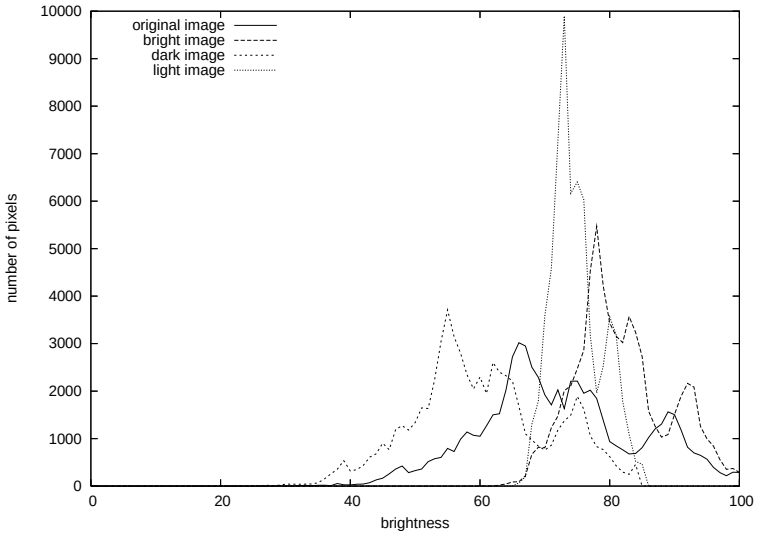


図 5.13: 明度のヒストグラム

5.5.2 等高線表現の限界

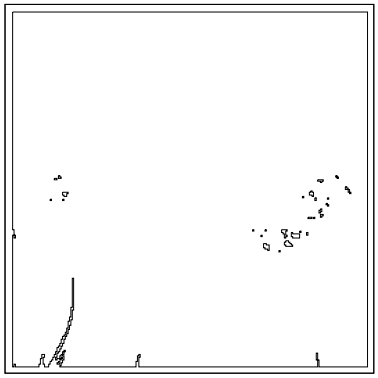
等高線表現から画像の幾何学的な特徴を取り出すために本研究では等高線の取捨選択だけを考えてきた．しかし，5.3.3 節でも少し触れているが，等高線の取捨選択だけでは，画像の幾何学的な特徴をうまく取り出すことができない．その理由について説明する．

図 5.14(a) は，原画像の図 5.2(a) の等高線の一部で，閾値によって図 5.14(b) から図 5.14(f) の５つに分解される．

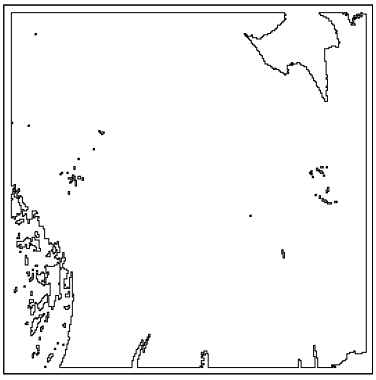
この図からもわかる通り，等高線は対象物の輪郭の一部を通る事が多く，複数の等高線を組み合わせることによって対象物の幾何学的な特徴を表現できる．その結果，対象物と対象物の間にあまり意味のなさない等高線が描かれてしまい，領域分割問題を複雑化させている．

以上の理由から，画像の幾何学的な特徴をうまく取り出すためには，等高線の取捨選択だけでなく，１本の等高線に着目して冗長な部分と有用な部分に分ける工夫が必要だと考えられる．

(a) 5 つの閾値の等高線

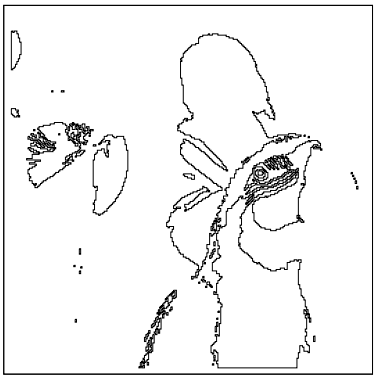


(b) 閾値 50



(c) 閾値 60

(d) 閾値 70



(e) 閾値 80

(f) 閾値 90

図 5.14: 閾値別の等高線

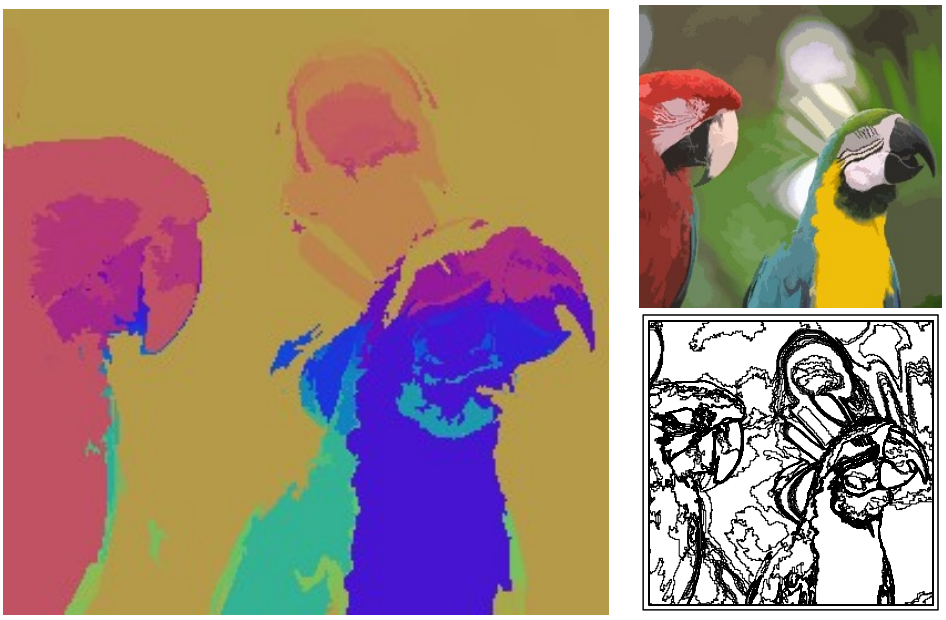
5.6 色情報の考慮

等高線に基づいた画像の領域分割は，幾何学的な表現形式に置き換えるときに明度の指標を使っただけで色の情報を全く考慮していない．そこで，色情報を考慮した領域分割法について考える．

2.2 節で示した通り，人間の記憶の中では画像の色は 11 色の基本色の方向に変化する．その色は赤，緑，黄，青，紫，茶，オレンジ，ピンク，灰色，白，黒である．このうち，明度に関係している灰色，白，黒を除いた 8 色を十分カバーする 16 色のカテゴリーに分けて領域分割を行うことにした．

等高線表現に基づいた領域分割によって平均色に塗り直された画像の各画素を，a*b* の情報を用いて 16 色のカテゴリーに分ける．この所作により，各画素は 16 種類のうち 1 種類の情報を蓄えた状態になる．そして同じカテゴリーに分類された隣接している画素を結合していき，領域を形成する．このようにして領域分割した画像を図 5.15(a) に示した．

本研究の中で行った色情報を考慮した領域分割は，大体の特徴を残すことができるものの，場合によっては等高線で残した特徴を消してしまう事がわかった．原画像の図 5.2(a) を等高線表現によって分割した図 5.10(b) までは頭頂部と背景の境目がはっきりしている．しかし，図 5.15(a) の右の鳥の頭頂部に注目すると，背景に頭部の一部が取り込まれてしまい，適切な分割が行えなかった．



(a) 領域分割画像　　(b) 原画像と等高線

図 5.15: 色情報を考慮に入れた領域分割

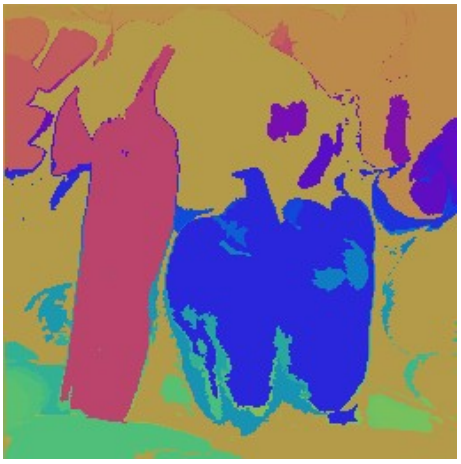
5.7 実験結果

ここまで提案してきた手法を用いて，様々な画像の領域分割の実験を行った．各々の原画像に対して，5.3.4 節で紹介した手法を用いて選択した等高線表現，5.4 節で紹介した等高線表現に基づいた領域分割画像，5.6 節で紹介した色情報を加味した領域分割画像を図 5.16 から図 5.18 に示した．

(a) 原画像

(b) 等高線表現

(c) 等高線表現に基づいた領域分割



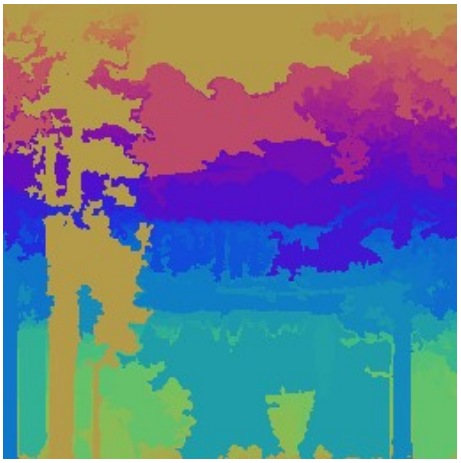
(d) 色情報との統合

図 5.16: Pepper

(a) 原画像

(b) 等高線表現

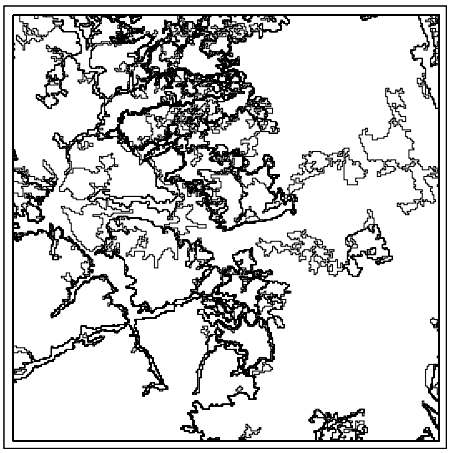
(c) 等高線表現に基づいた領域分割



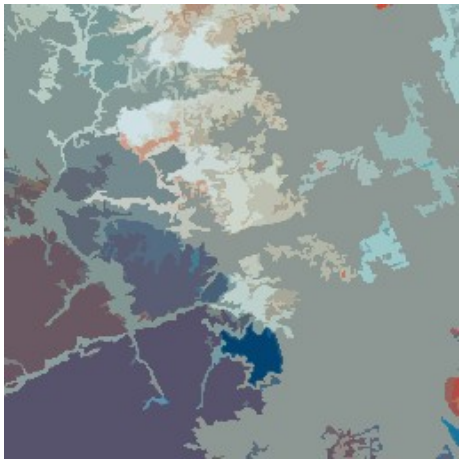
(d) 色情報との統合

図 5.17: Sailboat

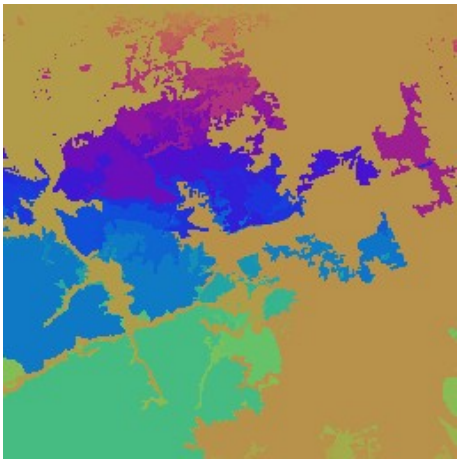
(a) 原画像



(b) 等高線表現



(c) 等高線表現に基づいた領域分割



(d) 色情報との統合

図 5.18: Aerial

5.8 今後の課題

5.8.1 多角形の面積による等高線の抽出法について

5.3.1 節で紹介したように，提案手法では冗長な等高線を削るために多角形の面積を利用している．実験では，面積が画像全体の面積の 0.5%以下となる領域を小領域と設定しているが，この数値は多くのサンプル画像を基準に決めた経験的な値ということ以外の根拠はない．

提案手法では多角形の面積による抽出法をノイズ除去の目的で使用している．もしこの手法を，もっと有用な等高線を選択する目的に利用するのであれば，面積の大きい順番に等高線をソートして，優先順位の高い等高線から使用していくアルゴリズムや，統計的に小領域の大きさの基準を決める手法が必要である．

5.8.2 等高線表現からの特徴抽出

等高線表現は幾何学的な特徴を保持することができる表現形式であるが，実際に対象物の形状を抽出する段階までには至っていない．そこで，Snakes とよばれる動的輪郭モデル [18] を用いることで，特徴抽出するアイデアを紹介する．

Snakes とは内力 (internal spline forces)，画像力 (image forces)，強制外力 (external constraint forces) とよばれる 3 つの力の働くスプライン曲線で，エネルギーを最小化するように変形し，領域境界を求めていく手法である．内力とは Snakes に滑らかさを与える力で，これに伴う内部エネルギー E_{int} は，滑らかなほどエネルギー値が低くなる．画像力とは，Snakes を重要な特徴に押し出す力で，これに伴う画像エネルギー E_{image} は，エッジに近いほどエネルギー値が低くなる．強制外力とは，Snakes を強制的に押さえ付ける力で，これに伴う画像エネルギー E_{con} は，初期位置からのずれによって決まる．以上のエネルギーから，Snakes のエネルギー E_{snake} は，

$$E_{snake} = \int_0^1 \left(E_{snake}\left(v\left(s\right)\right) + E_{snake}\left(v\left(s\right)\right) + E_{snake}\left(v\left(s\right)\right)\right) ds \tag{5.2}$$

として導出される．ただし $v(s) = (x(s), y(s))$ は，Snakes 上の点をパラメトリックに表現したものである．

Snakes は局所最適解で安定することが特徴で，初期位置によって安定する解が異なってくる．領域分割に Snakes を使うためには，最初に領域の境界のそばに Snakes を配置しなければならないが，この作業を自動化することは難しいため，ユーザーが Snakes の初期位置を決める場合が多い．

等高線表現は，冗長な部分もあるが領域の境界線に非常に近い形状をしている．この性質を利用して，等高線を Snakes の初期位置に設定すると仮定すると，Snakes は局所最適解である領域の境界線で安定することが予想でき，より画像に忠実な特徴を選択できると思われる．

5.8.3　色情報の取り扱いについて

提案手法では，色を a*b*によって 16 種類に分けて領域分割を行った．しかし，無彩色系のわずかな色合いの違いが，意図しない領域を形成してしまう一因になってしまうことが，実験を通じてわかってきた．そのため，明度の違いも考慮にいれた色の分類方法を使う方が妥当だと考えられる．

5.8.4　情報の統合について

提案手法では，等高線によって別々に分かれている領域が，色情報では同じ属性として分類されているとき，等高線の情報を頼りに領域を分けたままにするのか，色情報を頼りに領域を統合するのかを判断することができない．この事が原因で，図 5.15(a) のように背景と右の鳥の頭頂部が融合してしまった．そのため，幾何学的な特徴と色の特徴をうまく残すためのルール化が必要だと考えられる．

第6章　まとめ

6.1　結論

コンピュータビジョンの画像処理の行程の１つである領域分割を等高線表現に基づいて行うとき，画像の特徴を表す等高線を膨大な等高線集合の中から選びだす必要がある．本研究では，冗長な等高線を削るために，等高線の面積による選択法と面積変化率に基づく方法を組み合わせた手法を用いた．その結果，特徴を大きく崩すことなく等高線を選びだす事ができた．ただ，コントラストの小さい画像に対しては脆弱な一面もあり，改善の余地があることも確認できた．等高線に基づいた領域分割を行った後，色情報を考慮して領域をまとめる作業を試みた．だが，色情報を基にした画素のクラスタリングや，明度の等高線と色情報の統合に問題があり，思わしい結果が得られなかった．

柔軟なコンピュータビジョンを構築することを目指したときに，明度の等高線表現は幾何学的な情報を保持できるという点で期待が持てる表現形式であることが確認できた．

謝辞

研究を進めるにあたり，数々の貴重な助言を提供して下さった浅野哲夫教授に心より感謝致します．また，私生活を含め様々な面でサポートをして頂いた上原隆平助教授，元木光雄助手，BISHNU, Arijit 助手に厚く御礼を申し上げます．

参考文献

[1] 長尾 真: 『ディジタル画像処理』. 近代科学社, 1978.

[2] 電気学会: 『光と画像の基礎工学』. 電気学会, 1991.

[3] 村上 伸一: 『画像処理工学』. 東京電機大学出版局, 1996.

[4] 今井 浩, 室田 一雄, 浅野 哲夫, 茨木 俊秀, 小島 政和: 『離散構造とアルゴリズム V』, 近代科学社, 1998.

[5] 高木 幹雄, 下田 陽久: 『新編 画像解析ハンドブック』. 東京大学出版会, 2004.

[6] 山内 昭雄, 鮎川 武二: 『感覚の地図帳』. 講談社, 2001.

[7] 福田 淳, 佐藤 宏道: 『脳と視覚–何をどう見るか』. 共立出版, 2002.

[8] 大井 義雄, 川崎 秀昭: 『カラーコーディネーター入門 色彩』. 日本色研事業, 1996.

[9] 日本色彩研究所: 『カラーコーディネーター入門 色彩科学入門』. 日本色研事業, 2000.

[10] 浅野 哲夫, 木村 宗一, 嶋津 茂昭: 画像の等高線表現とその応用. 情報処理学会論文誌, Vol. 39, No. 12, pp.3242–3251, Dec. 1998.

[11] 新沼 厚一郎, 杉本 晃宏, 松山 隆司: 濃度等高線表現に基づく陰影領域の抽出. 情報処理学会研究会資料, CVIM 127-6, pp.39–45, May. 2001.

[12] 内山 惠二: 視覚特性と画像技術. 日本画像学会誌, 第 41 巻, 第 4 号, pp.14–17, 2002.

[13] 直江 賢一: 画像の等高線表現を利用した画像検索手法に関する研究. 北陸科学技術大学院大学修士論文, 2000

[14] Ernest L. Hall: *Computer Image Processing and Recognition.* Academic Press, 1979.

[15] Rafael C. Gonzalez, Richard E. Woods: *Digital Image Processing.* Addison-Wesley Publishing Company, 1992.

[16] Jean-Michel Morel, Sergio Solimini: *Variational Methods in Image Segmentation with seven image processing experiments*. Birkhäuser, 1995.

[17] Godfried T.Toussaint: Computational Geometry and Conmputer Vision. *Comtemporary Mathematics*, 119, pp.213–224, 1991.

[18] M. Kass, A. Witkin, D. Terzopoulos: Snakes: Active Contour Models. *Int, J. of Computer Vision*, 1, pp.321–331, 1988.

[19] V. Kovalevsky: Algorithms in Digital Geometry Based on Cellular Topology. *Comninational Image Analysis: 10th International Workshop*, IWCIA2004, Auckland, New Zealand, pp.366-393, December 1-3, 2004