

## 分散協調処理による画像の領域分割法

和田 俊和<sup>†</sup> 野村 圭弘<sup>††</sup> 松山 隆司<sup>†</sup>

画像の領域分割問題は、明度、色、テクスチャの統計的性質、境界のエッジ強度の極大性など各領域の「属性」に関する性質と、それらが互いに素であり、画像全体を被覆するという領域間の「関係」に関する性質を同時に満足する領域集合を求める問題である。このように、部分の属性と部分間の関係の両者を取り扱わなければならない問題に対しては、各部分を自律的に動作するプロセス（エージェント）によって表現し、それらの相互作用によって解析を行う分散協調処理が適している。本研究では、領域の属性情報と領域間の空間的関係情報の両者を分散協調処理を用いて統合する領域分割法を提案する。本手法では、まず画像中の領域を表す各エージェントが他のエージェントの位置・形状を参照することにより、領域間の関係、すなわち領域の境界位置に関する仮説を生成する。各エージェントは、生成した仮説とボトムアップ解析によって得た領域固有の属性情報を、スネークのエネルギー関数を通じて統合し、エネルギー関数の最適化によって領域形状の変形を行う。さらに、エージェント間で互いに矛盾する仮説が生成された場合、各エージェントは仮説を修正することによって矛盾の解消を行う。以上のように「仮説の生成」、「矛盾する仮説の検証と修正」という機能を持つ分散協調システムによって整合性のある領域分割が行えることを実験によって示す。

## Cooperative Distributed Image Segmentation

TOSHIKAZU WADA,<sup>†</sup> YOSHIHIRO NOMURA<sup>††</sup> and TAKASHI MATSUYAMA<sup>†</sup>

The image partitioning problem is to find the set of those regions satisfying both their attribute constraints and relational constraints. Attribute constraint means the statistical distribution of the intensity, color and texture of the region, and also the clarity of the region contour edge. Relational constraint is that all regions form disjoint union of the image space. To solve this problem by taking account of both attributes of regions and relations among them, the multi-agent processing is suitable. In this paper, a multi-agent image segmentation method is proposed, where a group of agents representing regions cooperate with each other to partition an image into a set of disjoint regions. The most distinguishing characteristics of the method are: 1. It employs spatial relations between regions as well as their attributes to partition an image. 2. A flexible spatial reasoning is realized by the cooperation among multiple agents. Each agent actively generates hypotheses about its goal state (i.e. expected region boundary). The hypotheses generated by the top-down region boundary estimation and the attributes of a region obtained by the bottom-up analysis are integrated through the energy minimization process. Then, each agent modifies its state (i.e. region deformation) so as to minimize the energy function. The hypothesis generation and region deformation are repeated referring to those hypotheses and states of the other agents; the inconsistency between hypotheses is examined and less reliable ones are modified to resolve the inconsistency. Some experimental results demonstrate the effectiveness of the proposed method.

### 1. はじめに

画像からシーンの構造記述を生成する画像理解システムを実現するためには、まず与えられた画像から点、線、領域などの画像特徴を正確に抽出する必要がある。

しかし、一般に画像特徴の抽出結果には不完全で誤った情報が含まれており、これらを完全に排除することは不可能である。このような誤りが生じる原因としては、「画像情報の不完全性」「解析アルゴリズムの不完全性」<sup>1)</sup>の二つが挙げられる。

こうした不完全性を克服するための方法の一つとして、シーンを多角的に観測/解析し、複数の観測/解析結果を統合するという「多角的情報の統合」<sup>2)</sup>と呼ばれる方式が提案されている。多角的情報の統合では、上記の問題を解決するために「多角的観測」や「アルゴ

<sup>†</sup> 岡山大学工学部情報工学科

Department of Information Technology, Faculty of Engineering, Okayama University

<sup>††</sup> 日本電気株式会社

NEC Corporation

リズムの統合」と呼ばれる方法<sup>3)</sup>が用いられる。

また、安定かつ高機能な画像理解システムを実現するには、ボトムアップ解析とトップダウン解析を有機的に結合するという「制御構造の統合」も必要となる。関係情報の利用法という観点からボトムアップ、トップダウンの両解析法の特徴を分析すると次のことが言える。まず、画像理解で用いられる情報を大別すると、属性情報と関係情報に分けられる。属性情報とは、色、大きさ、形状など、個々の対象が固有に持つ情報であり、特徴抽出および単純な対象認識の段階で利用される。関係情報とは、複数の対象間の関係に関する情報であり、画像理解では主として部分 $\leftrightarrow$ 部分、部分 $\leftrightarrow$ 全体間の空間的關係情報が利用される。空間的關係情報に基づいた画像の解析法としては、次の二つがある。

- 関係情報をフィルタとして用いる方法 (Constraint Filtering)

各部分に対応すると思われる候補を複数生成し、部分間で満たされるべき空間的關係を満足する候補の組を残し、他のものは誤りとして排除する方法

- 仮説生成のために関係情報を用いる方法 (Hypothesis and Test)

ある部分が認識された場合、それと特定の空間的關係を満足する他の部分に関する仮説を生成し、仮説検証を行うことによって未検出対象を求める方法

ボトムアップ解析では前者の方法が用いられ、部分 $\rightarrow$ 全体へと構造記述が作られる。しかしこの方法では、生成された複数の候補の中に正しいものが含まれない場合には、正しい結果を得ることができないという致命的な問題点がある。一方、トップダウン解析では後者の方法が用いられ、全体 $\rightarrow$ 部分へと仮説生成・検証が行われる。こうしたトップダウン解析では、個々の部分の解析結果だけでなく、他の部分の解析結果も含めた大域的な情報を利用して仮説生成を行うことができるため、データおよびアルゴリズムの不完全性に起因する誤りに対して安定な解析が実現できる。もちろん、仮説生成の“種”となる部分の認識および画像解析結果に含まれる誤りの排除はフィルタ処理を用いたボトムアップ解析に依らなければならず、そうした意味でボトムアップ、トップダウンの両解析法の統合が必要となる。

以上のように、安定で信頼性のある画像理解システムを構成するためには、

### 1. 画像情報および解析アルゴリズムの不完全性の問

題を克服するための多角的情報の統合法

### 2. 不完全で誤りが含まれる画像解析結果に影響されことなく柔軟にシーンの構造記述を生成するためのボトムアップ解析とトップダウン解析の統合法

を明らかにしなければならない。

多角的情報の統合による信頼性の高い画像入力・解析法を実現するための計算の枠組としては、自律的に動作する複数のプロセス (エージェント) の協調動作によって問題解決を行う「分散協調処理」が適していることが以前から指摘されている<sup>4)</sup>。

本稿では、分散協調処理を用いた画像の領域分割法を提案し、多角的情報の統合のみならず、「制御構造の統合」を実現するための計算の枠組としても分散協調処理が有効であることを示す。

## 2. 領域分割問題

ここでは、従来から提案されている領域分割、領域抽出の方法について検討し、その問題点を明らかにする。

画像から互いに連結な画素の集合 (領域) を求める問題を一般にセグメンテーションと呼ぶ。セグメンテーションは、1) 画像全体を互いに素な領域集合に分割する「領域分割」(partition) の問題、2) 画像からある特定の領域を抽出する「領域抽出」(detection) の問題の二つに大別される。

領域分割問題は、以下に示す属性情報と関係情報を同時に満足する領域集合を求める問題として定式化できる。

**属性情報** 明度、色度、テクスチャの統計的性質、領域輪郭上のエッジ強度の極大性など、各領域の持つ属性値が満たすべき性質

**関係情報** 領域は互いに素であり画像全体を被覆するという領域間の空間的關係に関する情報

属性情報は、各領域の属性が満たすべき性質を一般的に規定したものであるが、画像を解析することによって与えられた属性情報を満足する領域を求めることは可能である。一方、関係情報は「領域 A と領域 B は互いに接する」あるいは「領域 A と領域 B は曲線  $(X(t), Y(t))$  上で互いに接する」といった特定の領域間の具体的関係を表したのではなく、単に「ある領域と他の領域はどこかで接する」という任意の領域間で一般的に成り立つ関係を規定したものである。したがって、領域の配置が不明確な解析の途中段階では、関係情報を利用して画像中の領域を求めることは困難である。

以上のように領域分割問題には、属性情報のみを満足する領域を求めることは可能であるが、領域間の具体的な関係は最終的な領域の配置が分からなければ求めることができないという問題がある。

これまでに提案されたほとんどの領域分割法<sup>4)</sup>は、関係情報が成り立つという条件の下で属性情報を用いて領域集合を求める手法であり、関係情報を積極的に用いた領域分割法とは言えない。すなわち、従来の領域分割法は、1つの画素は複数の領域には含まれないという条件下で、すべての画素がいずれかの領域に含まれるまで属性情報に基づいた領域の成長、併合、分離を行なう方法となっており、属性値に誤り(雑音)が含まれる場合、正しい領域集合が求められなくなるという問題点がある。

一方、領域抽出を行う手法としては、エッジによって囲まれた滑らかな領域の抽出を行う「スネーク」<sup>5)</sup>がある。スネークは、画像上に定義された変形可能なスプライン曲線であり、その曲線上のエッジ強度などを評価するエネルギー関数を最適化することにより、エッジによって囲まれた領域の輪郭を抽出する手法である。また、領域輪郭上のエッジ強度と領域内部の明度の一様性の両者に着目して領域抽出を行う手法<sup>6)</sup>も提案されている。これらの手法は、エッジや明度、あるいは形状など多様な領域の属性情報を統合し、より信頼性の高い領域抽出を実現するために考案されたものであり<sup>\*</sup>、多角的情報の統合のための一手法であると言える。しかし、領域抽出は属性情報のみに基づいてある特定の領域の抽出を行うものであり、他の領域との関係を考慮せずに処理が進められるため、本質的に関係情報を利用することはできない<sup>\*\*</sup>。

### 3. 分散協調型領域分割法

ここでは、画像中に存在する各領域をエージェントと考え、複数のエージェント間の協調動作により、関係情報と属性情報の両者を用いて、属性情報の誤りに対して安定な領域分割を行う方法について述べる。

#### 3.1 手法の概要

本手法で用いる各領域エージェントは、図1に示すように「暫定領域」と呼ばれる画像中の連結な画素集合を内部状態として持ち、この内部状態の変更を繰り返す。

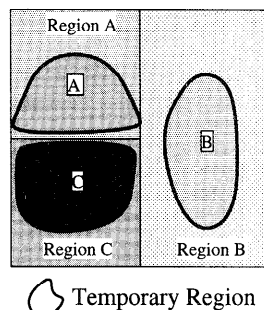


図1 領域と暫定領域

Fig. 1 Regions and temporary regions.

返すことにより、「エッジによって囲まれた領域」を抽出するように動作する。各エージェントの内部状態の変更は、前述のスネークのアルゴリズムを用いて行う。すなわち、本手法は画像中の全ての領域に対する領域抽出(detection)を並行的に行うことによって、領域分割(partition)を実現するというものである。

各領域の抽出を独立に行うだけでは、「各領域は互いに素であり、画像全体を被覆する」という関係情報は満足されないため、エージェント間の協調動作が必要になる。エージェント間の協調動作としては、以下の二つが考えられる。

1. 各エージェントは与えられた属性情報を満足するように動作し、暫定領域の間で「重なり」や「すき間」が生じないように、他エージェントとの直接的な協調・交渉の動作を行う。
2. 各エージェントは、(a) 他のエージェントの内部状態を参照することによって自らのゴール状態を推定し、(b) 推定されたゴール状態に近付きつつ、与えられた属性情報をできるだけ満足するように内部状態の更新を行う。

1の方法では各エージェントは基本的に属性情報に基づく動作を繰り返し、エージェントの間で利害の衝突、すなわち暫定領域の「重なり」が生じた場合に「重なり」をなくす、あるいはいつまでも「すき間」が残っている部分では「すき間」をなくす、という関係情報を成立させるための協調・交渉動作を行うというものである。したがって、この方法では関係情報を積極的に用いた処理は行われず、従来法と同様に属性情報の誤りに対して安定な結果を求めることは困難である。

これに対して2の方法では、各エージェントは、a) まず関係情報に基づいて自分と他の領域が接する境界位置の推定を行い、推定境界によって囲まれた領域、すなわちゴール状態を求める、b) 次にゴール状態と自らが持つ属性情報の両者を用いて内部状態を更新す

\* スネークを用いた領域抽出では、エッジ強度以外の画像情報の評価関数をエネルギー関数に盛り込むことが可能である。

\*\* 文献6)では、一枚の画像に対して領域抽出を繰り返し適用することにより、領域分割を行う方法が提案されている。しかし、この方法では各領域の抽出が他とは独立に行われるため、関係情報が利用されているとは言えない。

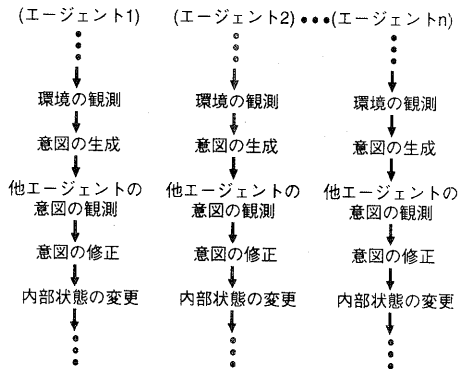


図2 領域エージェントの動作  
Fig. 2 Iterative procedures of region agents.

る、という動作を繰り返す。この方法では、関係情報を用いた仮説（境界位置）生成および仮説と属性情報を利用した状態遷移を繰り返すことにより、属性および関係情報が有機的に統合された処理が実現され、安定な領域分割が実現できるものと考えられる。本研究ではこの立場から、以下の手続きを繰り返す複数のエージェントによって領域分割を行う方法を提案する（図2）。

- 他のエージェントの内部状態を「環境」として観測し、領域の境界位置、すなわち各エージェントのゴール状態を推定する。
- 各エージェントの内部状態をゴール状態に近付けるための予定行動（意図）を求め、それらの間の矛盾を検出/解消する。
- 修正された意図と暫定領域の属性情報に基づき、各エージェントの内部状態を更新する。

以降、これらの手続きの具体的な内容について述べる。

### 3.2 境界位置の推定

まず、境界位置、すなわち各エージェントのゴール状態の推定方法について述べる。初期暫定領域は、求める領域の内部に配置され、暫定領域は基本的に広がる方向に成長していく。図1の領域AとCのように、暫定領域の輪郭の間隔が十分狭く、求める真の領域境界に十分近い場合、以下の関係が成り立つ。

- 異なる暫定領域の輪郭上の2点の間には、求める領域の境界が一つだけ存在する。

エージェントは、この空間的關係を用いて暫定領域間に存在する領域の境界を推定する。

具体的には、図3に示すように、各エージェントは暫定領域の輪郭上の点から、外向き法線方向に、暫定領域または画像の枠が現れるまで「走査線」と呼ばれる線分を伸ばし、以下の手順で境界位置を推定する。

- 走査線が他の暫定領域に達した場合は、走査線上

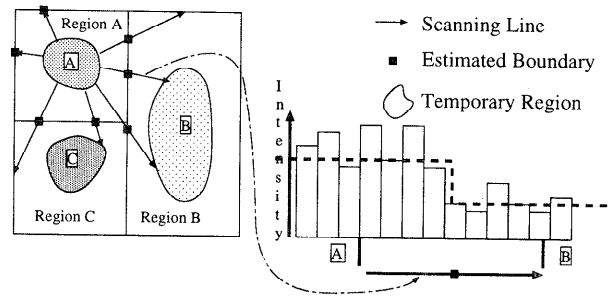


図3 境界位置の推定  
Fig. 3 Boundary estimation.

の明度分布に対してステップ・エッジモデルを当てはめ、求める領域間の境界—すなわち、走査線で結ばれた二つの暫定領域が最終的に接する位置—を推定する（図3）。

- 走査線が画像枠に達した場合は、画像枠の周囲に明度0の領域が一定の幅で存在するものと考え、走査線を画像枠の外に延長した区間でエッジの当てはめを行う。
- 走査線が自分の暫定領域に達した場合は、境界位置の推定は行わない。すなわち、現在の位置を推定境界位置であると考え。

エージェントの内部状態（暫定領域）は、共通のデータベースに書き込まれ、各エージェントはこのデータベースを参照して走査線を決める（図9参照）。言い換えると、各エージェントは

- 自分以外のエージェントの内部状態を「環境」として観測し、自らのゴール状態を推定する。

という動作を行うことになる。

### 3.3 領域エージェントの意図調整

ゴール状態は各エージェントでそれぞれ独立に推定されるので、一般にエージェントのゴール状態の間には矛盾が含まれる。具体的には、図4に示すように、推定境界によって囲まれる推定領域が互いに素とはならず、重なりを持っている状態である。異なるエージェントの暫定領域が重なりを持つことはできないので、この場合のゴール状態は到達不可能な内容を含んでいることになる。

また、ゴール状態の間には矛盾が生じていない場合でも、以下に述べるようにエージェントの予定行動に矛盾が含まれる場合がある。暫定領域の輪郭線上の各点から伸ばした走査線の起点から推定境界位置までの線分は、輪郭線上の起点がその線分上を推定境界まで移動していくという予定を表している。図5に示すように、この線分同士が交差する場合には、将来そこで領域の捻れが生じてしまうことになる。

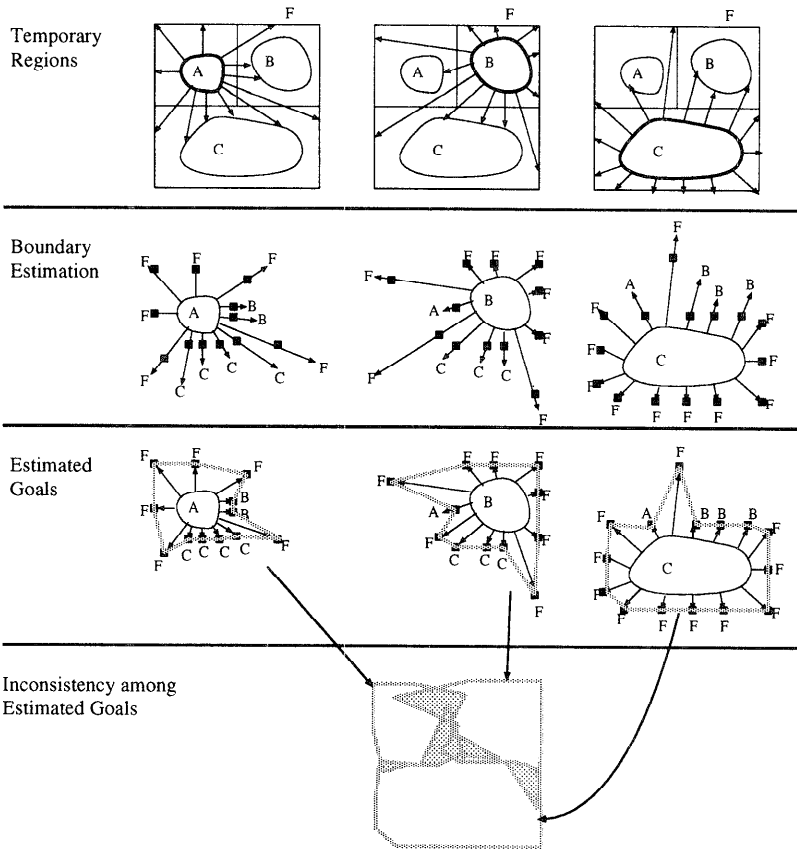


図4 推定されたゴール状態の間の矛盾  
Fig. 4 Inconsistency between estimated goal states.

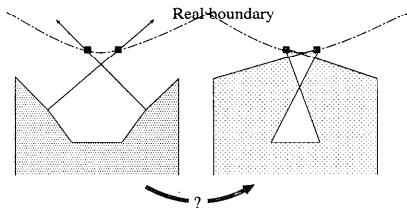


図5 暫定領域の捻れをもたらすゴール状態  
Fig. 5 Goal state which may produce twisted region contour.

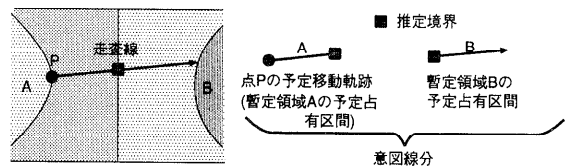


図6 エージェントの意図  
Fig. 6 Intention lines of agent.

ここでは、各エージェントの動作方針を表す「意図」\*を定義し、意図間の矛盾を検出し、意図を修正することによって、ゴール状態の矛盾やエージェントの予定行動の矛盾を解消する方法について述べる。

### 3.3.1 エージェントの意図とその矛盾

エージェントの意図は、暫定領域の輪郭線上の各点

\* 意図は、暫定領域の変形プランニングのための情報であり、これもまたエージェントの内部状態に含まれる。しかし、ここまでの議論で暫定領域を「エージェントの内部状態」と呼んできたため、混乱を避けるため、以降ではエージェントの意図は意図を指す用語、エージェントの内部状態は暫定領域を指す用語として用いる。

が持つ意図の集合から成る。輪郭線上の点を持つ意図は

- 輪郭線上の点の予定行動
- 輪郭線上の点がゴール状態で接する相手

に関する情報を持ち、図6に示すように、走査線を推定境界で分割した2本の線分によって表すことができる。

図6において、走査線の起点Pから推定境界までの線分を「点Pの予定移動軌跡」、推定境界から暫定領域Bまでの走査線上の区間を「暫定領域Bの予定占有領域」、これら2種類の直線分を総称して「意図線分」と呼ぶ。

点 P の予定移動軌跡は「点 P が推定境界位置まで移動する」という意図を表すと同時に、「この直線区間が暫定領域 A に含まれる」という意図を表しており、この意味では「暫定領域 A の予定占有区間」でもある。

暫定領域 B の予定占有区間は、「この直線区間が暫定領域 B に含まれる」という意図を表している。

このように、すべての意図線分は暫定領域の予定占有区間として解釈することができるので、各意図線分にはそれを含む予定の暫定領域の名前に対応したラベルが付けられる。

意図線分間の矛盾は、次の 2 種類に分けられる。

**ゴール状態間の矛盾** ラベルの異なる意図線分（予定移動軌跡および予定占有区間）が交差する場合、その交点は将来複数の異なる暫定領域に含まれることになる。

**エージェントの予定行動の矛盾** 交差する意図線分のラベルが同じであっても、それらの意図線分が

ともに予定移動軌跡である場合には、将来暫定領域が捨れてしまうことになる。

以下では、これらの矛盾の検出、解消法について述べる。

### 3.3.2 ゴール状態間の矛盾の解消

ゴール状態間の矛盾は、すべての意図線分を予定占有区間として解釈した際の矛盾、すなわちゴール状態間の不整合を表している。このような矛盾は、境界位置の推定の誤りによって生じたものであるため、以下のように境界位置すなわちゴール状態の再推定を行うことによって解消する。

1. エージェントは、自分が伸ばした走査線上の意図線分と交差する意図線分のうち、ラベルの異なる意図線分をすべて抽出する。
2. エージェントは、自分の走査線上の意図線分と、それと矛盾する他の意図線分の間で、信頼度（後述）を比較する。自分の走査線上の意図線分の信頼度が低い場合は、図 7 に示すように、走査線の

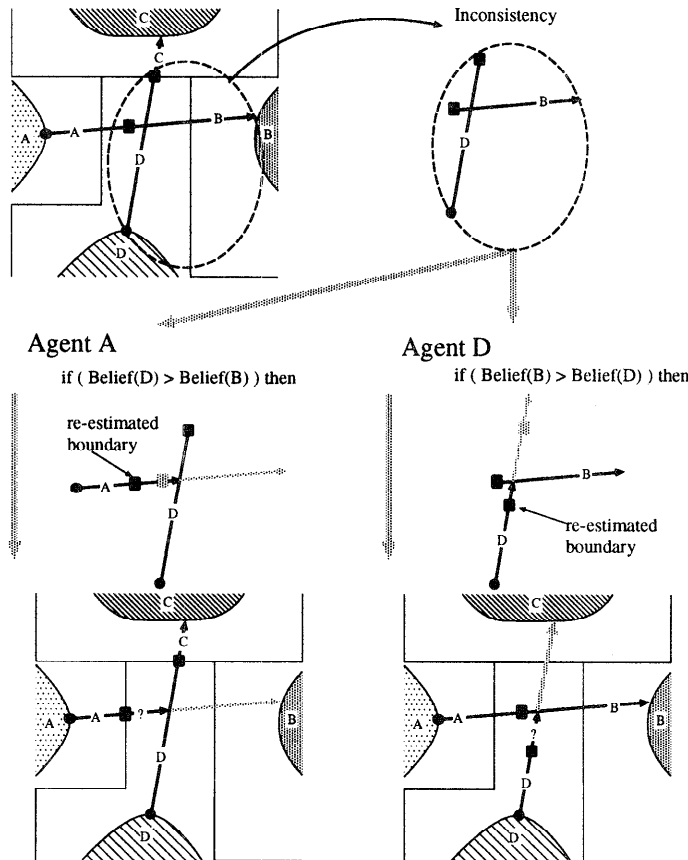


図 7 ゴール状態間の矛盾と意図の修正による矛盾の解消  
 Fig. 7 Inconsistency between estimated goal states and solution of the inconsistency.

起点と意図線分同士の交点の間を新たな走査線と考え、その範囲内で境界位置の再推定を行う<sup>8</sup>。

意図線分の信頼度は、意図線分の端点が含まれる暫定領域内の画素の平均値に対する意図線分上の画素値の二乗誤差の総和の逆数としている。つまり、二乗誤差の総和が小さいほど意図線分がその暫定領域に含まれる可能性が高く、信頼度もまた高いことになる。

上記の意図の修正をすべてのエージェントが行うことにより、異なるラベルを持つ意図線分間の交差はすべて解消される。

### 3.3.3 予定行動の矛盾の解消

ゴール状態の矛盾一すなわち異なるラベルを持つ意図線分の交差一を検出・解消した後に残る矛盾は、エージェントの予定行動に関する矛盾のみである。この矛盾は、同じラベルを持つ予定移動軌跡同士の交差を調べることによって検出することができる。

同じラベルを持つ予定移動軌跡同士の交差は、図8(a)のように暫定領域の形状が局所的に凹になっており、暫定領域が真の領域の境界から離れている部分で起こりやすい。こうした矛盾が生じた場合は、図8に示すように、暫定領域上の起点から予定移動軌跡の交点までを新たな予定移動軌跡とする。これによって、同じラベルを持つ予定移動軌跡同士の交差は無くな

り、矛盾が解消される。

### 3.4 内部状態の更新

以上、3.2,3.3節で述べた手続きによって、互いに矛盾しない、整合性のある意図集合が得られる。ここでは、スネーク<sup>9)</sup>のアルゴリズムを用いて、領域間の空間的關係情報に基づいて生成された意図と暫定領域を持つ属性情報の両者に基づいてエージェントの内部状態を更新する方法について述べる。

スネークは、輪郭線  $\vec{v}(s)=(x(s), y(s))$  ( $0 \leq s < 1$ ) 上で定義されるエネルギー関数  $E_{snake}$  を極小化する方向にその輪郭形状を変形させるアルゴリズムである。以下に、通常のスネークで用いられるエネルギー関数の例を示す。

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

ただし、

$$E_{int} = (\alpha |\dot{v}_s(s)|^2 + \beta |\ddot{v}_{ss}(s)|^2) / 2 \quad (2)$$

$$E_{image} = (-|\nabla I(\vec{v}(s))|^2) \quad (3)$$

$$\dot{v}_s = d\vec{v}/ds, \quad \ddot{v}_{ss} = d^2\vec{v}/ds^2$$

$I(\vec{v}(s))$  は点  $\vec{v}(s)$  における画素値

$\alpha, \beta$  は重み係数

である。

$E_{int}, E_{image}$  は、それぞれ「内部エネルギー」「画像エネルギー」と呼ばれるものである。内部エネルギーは、輪郭線の滑らかさを保ち、画像エネルギーは画像エッジ近傍に輪郭線を収束させるためのものである。

このうち、内部エネルギーを極小化することによって、

- 輪郭全体を収縮させる力
- 輪郭形状の凹凸をなくし、輪郭形状を平滑化する力が生じることが知られている。

「輪郭全体を収縮させる力」は、初期輪郭が抽出対象領域の外部に与えられる問題において、画像エッジから離れている輪郭を抽出対象に近付けるという役割を果たす。しかし、抽出対象領域の内部に初期輪郭が与えられる問題では、輪郭は収縮ではなくむしろ膨張をするべきである。この問題に対して従来の研究では、

- 膨張力を生み出す圧力エネルギー項を追加する<sup>9),10)</sup>。
- エッジ画像に対する距離変換によりポテンシャル場を生成し、エッジの影響を遠方にまで拡大させる<sup>8)</sup>。などの方法が提案されている。

一方、「輪郭形状を平滑化する力」は、輪郭形状に不要な凹凸が生じて輪郭が捻れてしまうのを防ぐという効果を持っている。しかし、この力は抽出対象領域の角張った部分への輪郭の収束精度を低下させるという

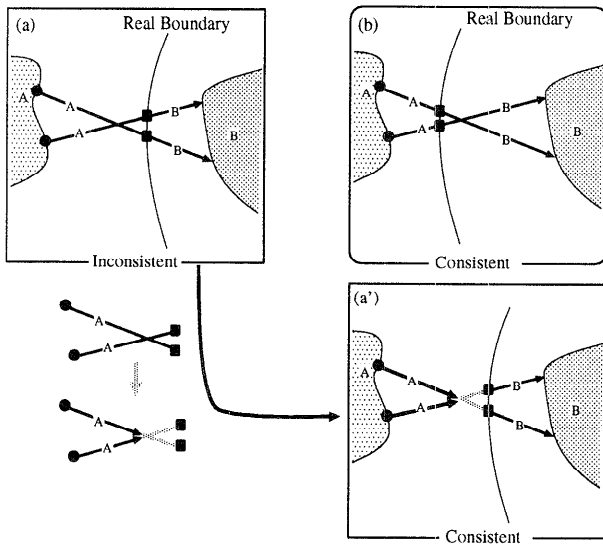


図8 予定行動の矛盾と意図の修正による矛盾の解消  
Fig. 8 Inconsistency between planned actions and solution.

\* 自分の走査線上の意図線分が他の複数の意図線分と交差する場合は、自分の走査線の起点に近い所に交点を持つ意図線分から順番に信頼度の比較を行う。そして、自分の意図線分の信頼度の方が低くなった時点で、走査線の起点から交点までの間で境界位置の再推定を行い、それ以上の比較は行わない。

副作用を持っている。これを解決する方法としては、

- 圧力エネルギーと内部エネルギーの均衡を図ることにより、内部エネルギーの極小化計算によって生じる力を打ち消す方法<sup>11)</sup>。
- 輪郭が抽出対象領域に十分近付いた時に、内部エネルギーの重みを小さくする方法<sup>7)</sup>。

が提案されている。

以上のように、スネークには内部エネルギーに起因する二つの問題がある。本研究では、以下に述べる「意図エネルギー」の導入、解析段階に応じた画像エネルギーと内部エネルギーに対する重みの調整、 $\alpha$ ,  $\beta$ の動的な調整によってこれらの問題の解決を行う。

まず、推定境界と輪郭線のずれを表す「意図エネルギー」 $E_{grav}$ を式(1)に追加する。輪郭線 $\tilde{v}(s)$ に対応する推定境界位置を $\tilde{e}(s)$ で表すと、 $E_{grav}$ は次のように表される。

$$E_{grav}(\tilde{v}(s)) = |\tilde{e}(s) - \tilde{v}(s)|^2 / 2 \quad (4)$$

この $E_{grav}$ を極小化することによって、輪郭線 $\tilde{v}(s)$ を推定境界位置 $\tilde{e}(s)$ まで移動させる力が発生し、エージェントの意図を反映した輪郭の変形が行える。このエネルギー項と、後述の $\alpha$ ,  $\beta$ の動的な調整によって、輪郭を推定境界位置に確実に近付けることができる。

また、領域の角の部分への輪郭の収束精度を向上させるために、

- 解析の初期段階では、内部エネルギーは大きく、画像エネルギーは小さくする。
- 解析の終了段階では、内部エネルギーは小さく、画像エネルギーは大きくする。

という解析段階に応じた各エネルギー項の重みの調整を行う。本手法では、次に述べる「到達度」を用いて重みの調整を行う。

到達度 $R(s)$ は、初期暫定領域の重心を $\tilde{g}$ とした時、

$$R(s) = |\tilde{v}(s) - \tilde{g}| / (|\tilde{v}(s) - \tilde{g}| + |\tilde{e}(s) - \tilde{v}(s)|) \quad (5)$$

によって定義されるものであり、解析の初期状態で $0 < R(s) \ll 1$ 、最終段階で $R(s) \rightarrow 1$ になる( $0 \leq R(s) \leq 1$ )。したがって、画像エネルギーの重みを $R(s)$ 、内部エネルギーの重みを $(1 - R(s))$ とすれば内部エネルギーと画像エネルギーの重みの調整が実現できる。

以上の議論より、本研究では以下のエネルギー関数を用いて内部状態の更新を行う。

$$E_{snake} = \int_0^1 (1 - R(s)) E_{int}(\tilde{v}(s)) + R(s) E_{image}(\tilde{v}(s)) + E_{grav}(\tilde{v}(s)) ds \quad (6)$$

このエネルギー関数は、解析の初期段階では意図エネルギーと解析の安定化のための内部エネルギーが働

き、解析の終了段階では、領域の属性を評価する画像エネルギーのみが働くという性質を持っている。従って暫定領域の輪郭は、初期の段階では滑らかさを保ちながらエージェントの意図に従って変形し、最終段階では領域の属性情報を評価しながら領域境界に精度良く収束することが保証される。

さらに、より安定な動作を実現するために、以下に示す $\alpha$ ,  $\beta$ の動的な調整も行う。

- 内部エネルギーによる収縮力の方が、推定境界への牽引力よりも大きい場合、輪郭形状は意図に従って変形することができない。したがって、牽引力のベクトルと輪郭の移動ベクトルの内積が負になる場合には、収縮力を弱めるために $\alpha$ および $\beta$ の値をそれぞれ、 $\delta_\alpha$ ,  $\delta_\beta (< 1)$ 倍にする。
- 走査線が自分自身の暫定領域に到達する、あるいは予定移動軌跡同士の交差が起きるという部分は輪郭形状が必要以上に凹になっていることを意味している。このような部分では、凹凸を平滑化するために、 $\alpha$ ,  $\beta$ をそれぞれ $\Delta\alpha$ ,  $\Delta\beta$ だけ増加させる。

#### 4. 試作システムの構成と実験

実験では、1台のUNIXワークステーション上で各エージェントを一つのTSSプロセスとして実現する並行処理システムを試作した。

分散協調型領域分割では、各エージェントは他のエージェントの暫定領域と意図を参照するだけで動作することができる。したがって試作システムでは、エージェント間の直接的な通信は行わず、以下の二つの共有データベースを用いた(図9)。

**暫定領域データベース** エージェントと1対1に対応し、エージェントの持つ暫定領域を表す共有メモリ上の複数枚のビットプレーンと、書き込み/読み出しの許可を与えるモニタ、および書き込み/読み出しの要求を蓄積するキューから成る。

**意図線分データベース** ID, 端点, ラベル, 信頼度, の組によって表される意図線分を管理するデータベースと、書き込み/読み出しの要求を蓄積するキューから成る。

各エージェントは、これら二つのデータベースに対して「暫定領域」と「意図線分」の読み出し/書き込みを行ないながら動作する。また、エージェントと各データベースの通信プロトコルは、以下のようになっている。

- 暫定領域データベースに対する書き込み/読み出しは、



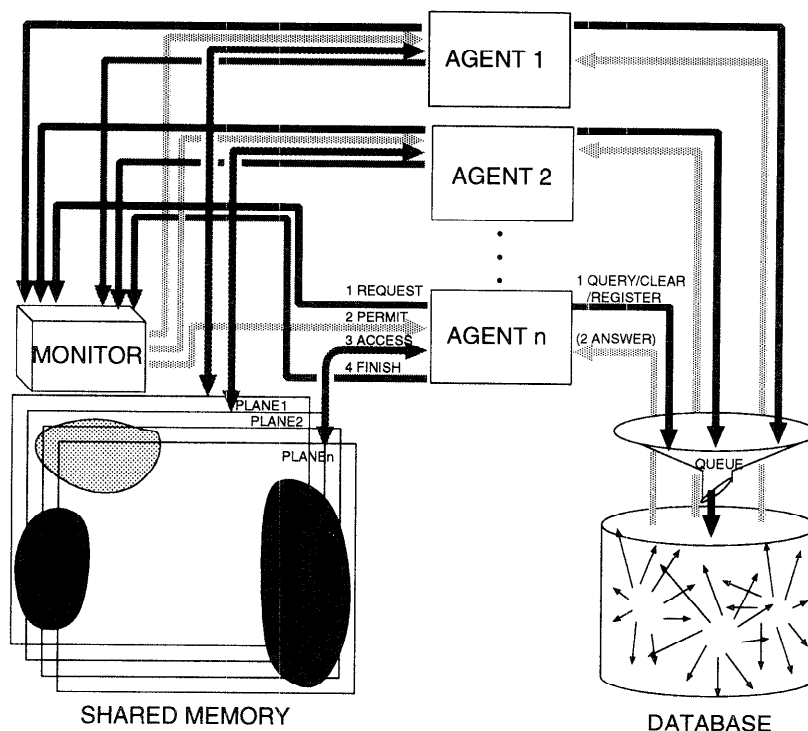


図9 システムの構成  
Fig.9 System configuration.

1. エージェントがモニタに書き込み/読み出し要求を送る。
2. モニタはエージェントに許可メッセージを送る。
3. エージェントは共有メモリに対する書き込み/読み出しを行う。
4. エージェントはモニタに対して終了メッセージを送る。

という手順で行われる。モニタは共有メモリに対する処理が行われていない場合、あるいは、あるエージェントからの書き込みが行われており、且つキューが空である場合、他のエージェントからの書き込み要求に対して許可を与える。それ以外の要求に関しては、現在行っている書き込み処理が終了するまで許可を与えず、要求はキューに蓄積される。書き込み要求に対しても同様の処理が行われる。

- 意図線分データベースに対しては、意図線分の書き込み要求とそのデータ、意図線分と交差する意図線分の読み出し要求とそのデータが、キューに直列的に蓄積され、順番に処理が行われる。

以上の通信プロトコルにより、各エージェントはデッドロックを起こすことなく動作することが保証され

る。

#### 4.1 実験

実験に用いた画像は、図10(a)に示す人工画像および、図10(c)に示す実画像で、画像のサイズはいずれも256×256である。

テスト画像1には、図10(b)に示すようにA, B, C, D, Eの五つの領域が存在し、それぞれの領域内の明度は以下のようにになっている。

領域 A 149～110 の一様分布

領域 B 164～125 の一様分布

領域 C 179～140 の一様分布

領域 D, E 139～90 の一様分布

このようにテスト画像1の領域の明度分布は互いに重なっており、この画像に対して通常の領域分割法を適用した場合、パラメータの細かい調整を行わなければ正しい結果は得られない。

また、テスト画像2には六つの領域が含まれているが、影などの影響を受け、各領域の画素分布は一様とはなっていない。

なお、実験で用いたスネークでは $\beta$ のみを用い、 $\alpha$ は用いていない( $\alpha=0, \Delta\alpha=0, \delta\alpha=unused$ )。 $\beta$ の初期値は6.0、 $\Delta\beta=2.0, \delta\beta=0.5$ である。また、各エージェント間では直接的な通信を行わないため、基本的に同期機

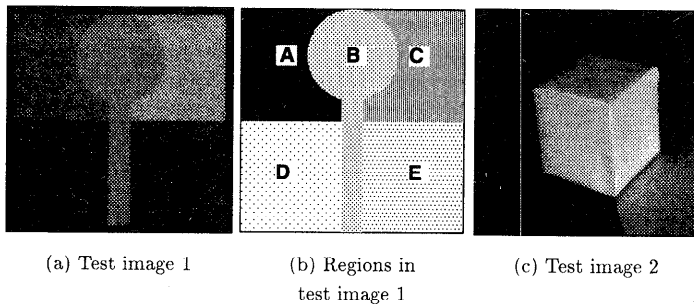


図10 テスト画像  
Fig. 10 Test images.

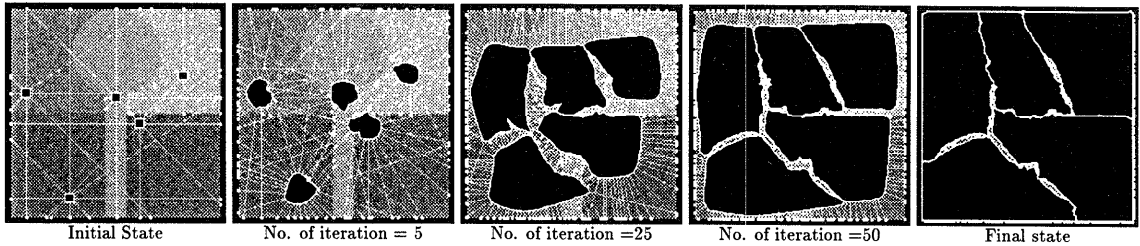


図11 テスト画像1の領域分割結果(意図の修正なし)  
Fig. 11 Segmentation process for test image 1 without intention modification.

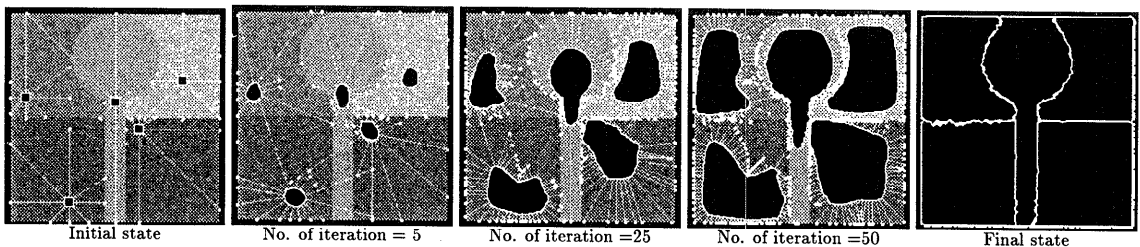


図12 テスト画像1の領域分割結果(意図の修正あり)  
Fig. 12 Segmentation process for test image 1 with intention modification.

構は必要ないが、実験では暫定領域の更新回数を揃えたデータを作成するため、同期用のモニタを用いている。各エージェントは、同期用モニタに対して、暫定領域の更新が終了したことを通知し、モニタからの許可メッセージが送られるまで実行を一時中断する。モニタは、全てのエージェントの処理が終了した時点で、各エージェントに対して実行の許可メッセージを送る。なお、本実験では暫定領域の更新回数は400回とした。

テスト画像1およびテスト画像2に対して領域分割を行った結果を図11、図12および、図14に示す\*。

テスト画像1に対しては、エージェントによる意図調整の効果を調べるために意図の調整を行わない場合(図11)と行った場合(図12)の二つの領域分割結果

が示してある。テスト画像1に対する領域分割実験では暫定領域の初期配置をあらかじめ与えている。図11と図12を比較すると、意図の調整を行わない場合には解析途中で予定移動軌跡同士の交差が多数見られるのに対して、意図の調整を行った場合には交差が全く見られない。これらの最終結果を比較すると、明らかに意図の調整を行った場合の最終結果の方が正しい領域形状に近いことが分かり、意図の調整の有効性が確認できる。

また、テスト画像1に対して本手法を適用した際の False Positive, False Negative のグラフを図13(a)に示す。このグラフにおいて、横軸は暫定領域の更新回数を表しており、縦軸は

**False Negative** 正解領域中での未検出画素の割合

\* 図中、各暫定領域から外部に伸びている線分は、予定移動軌跡を表している。

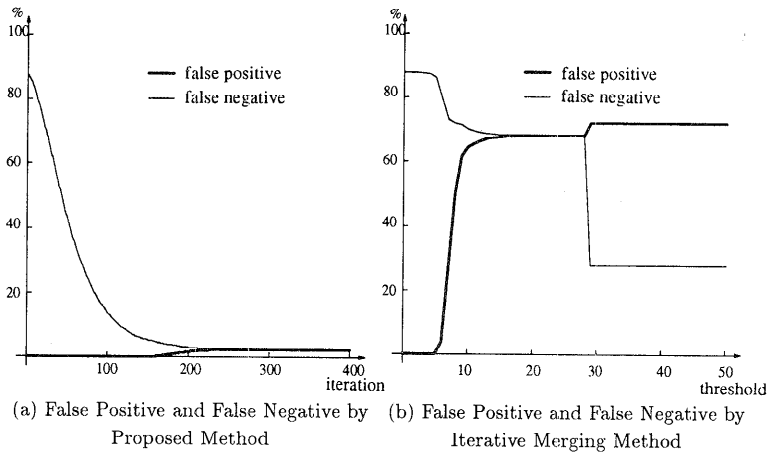


図 13 提案手法と反復併合法の False Positive, False Negative  
 Fig. 13 False Positive and False Negative by Proposed Method and Iterative Merging Method.

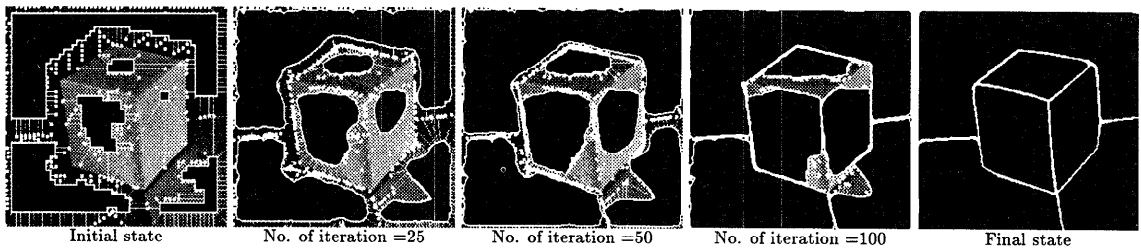


図 14 テスト画像 2 の領域分割結果  
 Fig. 14 Segmentation process for test image 2.

**False Positive** 他の領域中の画素を誤って検出した割合

を表している。このグラフにおいて、未検出、つまりすき間の部分はすべて False Negative として扱っており、すき間の部分がなくなれば、この二つの値は一致する。この図から、反復回数が 250 回程度で、未検出部分はなくなっていることが分かる。反復回数 400 での False Positive, False Negative の値は約 2.7% である。

一方、テスト画像 1 に対して反復併合法<sup>4)</sup>を適用した結果を図 13 (b) に示す。反復併合法は、領域内の画素値の最大値と最小値の差を閾値として与え、画素値の差がその範囲に収まっている間、画素の併合を反復的に繰り返す手法である。この手法において、制御可能なパラメータは閾値のみであるため、グラフの横軸は閾値とした。また縦軸は False Positive/Negative の値を表している。このグラフは、正解領域集合と反復併合法の結果得られた領域集合との間で、最適な(未検出と誤検出画素の総和が最小となる) 1 対 1 の対応づけを求め、求められた領域集合に関して、False Posi-

tive/Negative を計算して描いたものである。正解領域の個数と領域分割の結果得られた領域の個数が一致した場合、False Positive/Negative の値は一致し、閾値が約 25 から 27 の範囲で、このような現象が観測される。このときの、False Negative, False Positive の値は、約 68.0% である。これ以上閾値を増加させると、複数の領域にまたがる大きな領域が求められてしまうため、False Negative は極端に減少するが、逆に False Positive は大きな値になってしまう。

反復併合法と本手法では、問題の前提条件が異なるため、これらのグラフから直ちに本手法の優位性が示される訳ではないが、適切な初期値を与えた場合、本手法では反復併合法よりもかなり精度の高い領域分割が行えることが分かる。

テスト画像 2 に対しては、画像を微小矩形領域に分割し、各矩形領域の平均明度の差があらかじめ与えられた閾値以下の部分を統合することによって暫定領域の初期配置を求めている。実験では矩形領域の大きさは 5×5、閾値は 3 を用いた。得られた初期暫定領域を用いて領域分割を行った結果から、1) 初期領域形状が

凹であっても領域が捨れることなく変形すること、2) 鋭角、鈍角いずれの領域境界にも精度良く収束していること、3) 影の影響を受けることなくコントラストの低い領域境界も正確に抽出されていることが分かる。これらの結果は、それぞれ1)は $\beta$ の動的な調整、2)は内部エネルギーと画像エネルギーに対する重みの調整、3)はステップエッジの当てはめ、によるものであると考えられる。この実験結果から、本手法は実画像に対しても有効であることが確認できる。

## 5. ま と め

画像理解の分野でこれまでに提案された分散処理方式を、何をエージェントとするのかという観点から分類すると以下のように整理される<sup>1)</sup>。

1. 分散観測方式：分散環境下における画像理解の方式である。具体的には、地理的に離れた場所に配置された観測ステーション（エージェント）がそれぞれ独自に画像を観測、解析し、その結果を互いに交換し合うことによって、広範囲の地域の状況を理解したり、地域内で移動する物体の追跡を行うという方式である。
2. 分散解析方式：異なった機能、特性を持った画像解析・認識プロセスをエージェントとし、それらの協調動作によって柔軟で信頼性の高い画像理解を実現しようとする方式で、次の三つに細分される。
  - (a) 機能分散：画像理解のためには、画像処理、特徴抽出、パターン分類、モデル照合など、種類の異なる多くの解析機能が必要となる。そこで、各解析を行う処理プロセスをそれぞれエージェントとし、それらの協調動作によって柔軟な解析過程の制御を実現するのが機能分散である。
  - (b) アルゴリズム分散：同じ機能を持つが特性の異なる複数の解析アルゴリズムを同一の画像に並列に適用し、それらの結果を統合することによって画像全体に対する解析結果の信頼性の向上を図るという多角的情報の統合を実現するための方式である。この場合、各エージェントはそれぞれ異なったアルゴリズムに基づいて画像を解析するプロセスとなる。
  - (c) 空間分散<sup>2)</sup>：画像や情景は空間的な広がりを持ち、その中に様々な画像特徴（線や領域）や対象が分散して存在する。この方式は、画像から抽出された局所的な画像特徴や認識された個々の対象をそれぞれエージェントと見なし、エージェント間の協調処理によって画像や情景の大局的な

構造を認識・理解するものである。

本論文で提案した分散協調型領域分割法は、各領域をそれぞれ独立したエージェントとして表し、エージェント間の協調動作により画像全体の領域分割を実現する方法であり、明らかに空間分散に分類される。多角的情報の統合という観点から見ると、各エージェントが他のエージェントとの空間的關係に基づいて生成した領域の境界位置に関する仮説と領域固有の属性情報がスネークのエネルギー関数を通じて統合され、統合された情報を基に領域の変形（状態遷移）が行われる。このため、属性情報のみを用いた従来の領域分割法と比べて、雑音などの影響による属性情報の変動に対して安定な解析が実現される。

制御構造の統合という観点から見ると、（ステップ・エッジ）モデルに基づく仮説生成および他のエージェントとの意図の調整といったトップダウン解析や行動プランニング過程と、領域形状の漸進的変形というボトムアップ解析が交互に繰り返され、ボトムアップ、トップダウンの両解析過程が相互に影響を与え合いながら徐々に妥当な最終状態へと状態遷移を進めていく。このため、不正確な初期状態に基づいて誤った仮説が生成されたとしても致命的な判断ミスが下されることはなく、バックトラックを行う必要はない。さらに、状態遷移の進展に伴って、生成される仮説の信頼性が向上するため、過度に慎重な状態遷移をする必要はなく、効率的な処理が実現できる。

また、本手法では現在の内部状態と推定されたゴール状態から、暫定領域輪郭上の各点について、1) 解析の進行段階、2) 形状が必要以上に凹になっているか否か、3) 内部エネルギーが強過ぎるか否か、などを推定することができる。これらの推定結果を利用して、関係情報と属性情報の統合メカニズムとして用いるスネークのパラメータをきめ細かく調整することができ、適応的かつ精度の高い内部状態の更新を行うことが可能になる。

本研究では、比較的単純な画像を用いて分散協調型領域分割法の基本的な考え方の有効性を示した。本手法で扱うことのできる領域形状は、基本的には、「暫定領域輪郭上のすべての点から領域輪郭まで走査線を伸ばした時、全ての領域輪郭上の点に走査線が到達し、領域内部で走査線同士が互いに交差しない形状」である。但し、暫定領域は常に変化し、また矛盾の解消やパラメータの動的な調整を行っているため、実際に適用できる領域形状のクラスは上述の領域形状のクラスよりも広い。しかし、暫定領域の輪郭と領域の輪郭が遠く離れている場合、上述の領域形状のクラスに属さ

ない形状に対して正確な解析を行うことは困難である。また、ステップエッジの当てはめを行っているため、ルーフエッジやランプエッジによって囲まれる領域に対しては正しい領域分割が行われる保証はない。

より一般的な画像にこの手法を適用するには、次のような問題を解決しなければならない。

- 初期暫定領域の抽出と領域エージェントの動的な生成・消滅を行う方式

現在の方法では、すべての初期暫定領域が正しい領域の内部に各々1個ずつ配置されるという仮定を用いている。今後は、複雑な画像からこの条件を満たす初期暫定領域を抽出する方法を開発するとともに、不適切な暫定領域を削除し、暫定領域が存在しない領域内部に新たな暫定領域を生成するという領域エージェントの動的な生成・消滅のメカニズムを導入する必要がある。

- 単連結でない(穴のある)領域の表現法

輪郭を用いた暫定領域の表現では、単連結でない領域を表現することはできず、汎用的な領域分割法を実現するには単連結でない領域の表現法について検討しなければならない。

## 参 考 文 献

- 1) 松山：分散協調処理による画像理解，計測と制御，Vol.31, No.11, pp.1149-1154 (1992).
- 2) 中村：分散協調処理による空間的構造の抽出，人工知能学会誌，Vol. 9, No. 5, pp.11-17 (1994).
- 3) 松山：画像理解のための多角的情報の統合，第19回画像工学コンファレンス，pp. 97-102 (1988).
- 4) 横矢ほか：画像処理アルゴリズムの概観 (5) — 領域分割一，電総研彙報，Vol. 44, pp.504-520 (1980).
- 5) Kass, M., Witkin, A. and Terzopoulos D.: Snakes: Active Contour Models, *Int. J. Comput. Vision*, Vol. 1, No. 4, pp. 321-331 (1988).
- 6) 江, 鈴木, 鳥脇：領域情報とエッジ情報を併用したセグメンテーションの一手法，信学論 D-II, Vol. J 74-D-II, No.12, pp.1651-1660 (1991).
- 7) 柴藤, 白井, 浅田：クラスタリングから得られる領域の記述に基づく動的な輪郭抽出，信学論 D-II, Vol. J 75-D-2, No.7, pp.1111-1119 (1992).
- 8) 上田, 間瀬, 末永：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. J 75-D-2 No.1, pp.111-120 (1992).
- 9) Cohen, L. D.: On Active Contour Models and

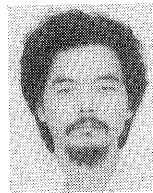
Baloons, *CVGIP: Image Understanding*, Vol. 53, No. 2, pp. 211-218 (1991).

- 10) 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，PRU 90-21, pp.43-49 (1990).

- 11) 瀬川, 徐, 辻：形状に依存しないパラメータを用いた snake, 情報処理学会研究会報告, 92-CV-79-5, pp. 33-36 (1992).

(平成6年6月10日受付)

(平成7年2月10日採録)



和田 俊和 (正会員)

昭和59年岡山大学工学部電気卒業。昭和62年東京工業大学大学院修士課程修了。平成2年同大学院博士課程修了。同年岡山大学助手。平成6年同大学院自然科学研究科助手。現在に至る。工学博士。画像理解，パターン認識の研究に従事。電子情報通信学会会員。



野村 圭弘

平成4年岡山大学工学部情報工学卒業。平成6年岡山大学大学院工学研究科修士課程修了。日本電気株式会社 C&C マルチメディア事業推進本部，PC 通信開発部勤務。



松山 隆司 (正会員)

昭和51年京都大学大学院工学研究科修士課程修了。京都大学工学部助手，東北大学工学部助教授を経て，平成元年より岡山大学工学部教授。昭和57～59年米国メリーランド大学客員研究員。工学博士。本会コンピュータビジョン研究会主査。画像理解，人工知能，並列処理に興味を持っている。昭和55年本会創立20周年記念論文賞受賞，平成6年電子情報通信学会論文賞受賞。著書「A Structural Analysis of Complex Aerial Photographs」(PLENUM)，「SIGMA: A Knowledge-Based Aerial Image Understanding System」(PLENUM)，「パターン理解」(オーム社)など。