

分散協調型画像理解

松山 隆司

岡山大学工学部情報工学科
〒700 岡山市津島中3-1-1

あらまし 本論文では、頑健で柔軟な画像理解システムを実現するためのシステム・アーキテクチャとして分散協調処理(マルチエージェントシステム)を捉え、これまでに開発された分散協調型画像理解システムの概説を行う。論文では、まず画像理解における分散協調処理方式を、(1)分散観測方式、(2)分散解析方式((2-1)機能分散、(2-2)アルゴリズム分散、(2-3)協調型空間推論)に分類し、各方式における基本的な考え方とこれまでに開発されたシステム例を示す。

和文キーワード 画像理解、分散協調処理、マルチエージェントシステム、空間推論、協調型空間推論

Cooperative Distributed Image Understanding

Takashi Matsuyama

Dept. of Information Technology

Okayama University

3-1-1 Tsushima-Naka

Okayama, 700 Japan

Abstract In this paper we consider the cooperative distributed processing (multi-agent system) as a system architecture to realize robust and flexible image understanding systems, and survey cooperative distributed image understanding systems so far developed. We first classify the types of cooperative distributed processing for image understanding into the following categories: (1) Distributed Sensing Systems (2) Distributed Analysis Systems ((2-1) Functional Distribution (2-2) Algorithm Distribution (2-3) Cooperative Spatial Reasoning). Several practical systems so far developed are shown to demonstrate utilities and effectiveness of the cooperative distributed processing.

英文 keywords Image Understanding, Cooperative Distributed Processing, Multi-Agent System, Spatial Reasoning, Cooperative Spatial Reasoning

本稿は、「松山隆司: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」を加筆修正したものである。

1 画像理解に対するシステム構成論的アプローチ

1980年代初めにMarrが提案した「視覚認識への計算論的アプローチ (computational vision)」は、心理学・生理学的知見に基づき、計算論・アルゴリズム論の立場から初期知覚 (pre-attentive vision) のメカニズムを明らかにしようとしたもので、いわゆる shape from X (X: shading, texture, contour, motion) やレギュラリゼーションに基づいた2次元画像からの3次元情報の復元アルゴリズム、マルコフ確率場を利用した画像処理・解析アルゴリズムなど多数の成果を生み出し、

computer vision = computational vision

という見方を定着させた。

しかし、1990年代に入ると、

● 複雑なシーンに対する適用可能性

computational vision 研究で生み出された多くのアルゴリズムでは、それが有効に機能するために必要な前提条件が多くあり、シミュレーションではうまく働くが、実際の画像に対して適用するとよい結果が得られない。

● トップダウン解析機能

Marrの枠組みは、ボトムアップ的な初期知覚のみを対象としており、トップダウン的な注視機構といった **attentive vision** をどのようにして実現するのか、ボトムアップ・トップダウンの2つの解析過程をいかに統合するのかという視点が抜けている。

という批判が次第に高まり、21世紀に向けた新たな視覚認識・理解の枠組みの探求が進められるようになった。

こうした流れの中で最近では、computational vision 研究で行われてきた個別的なアルゴリズム開発ではなく、システム構成論的観点から、現実世界のシーンを対象とした頑健で信頼性の高い画像認識・理解システムの構築を目指したアプローチがいろいろ提案されている。主なアプローチとしては次のようなものがある。

1. アクティブ・ビジョン (active vision)

シーンを受動的に観測するのではなく、撮像装置の位置や方向、配置をシステムの持つ意図や目的に従って能動的に制御し、撮像→画像理解→シーン記述→撮像装置の制御→撮像という処理ループを繰り返すことにより、多角的な視点からの能動的観測、注視制御に基づいて複雑なシーンの3次元構造を理解する。

2. タスク指向型ビジョン

(task oriented / purposive vision)

従来のビジョン・システムでは、視覚情報の段階的、階層的構造化によって、シーンの構造記述を作成すること

を目的としていた。これに対し、タスク指向型ビジョンでは、システム内の情報や知識は、システムに与えられたタスクを遂行するために必要な行動を基本要素として表現・記述され (**behavior-based representation**)、タスク遂行に必要なシーン情報の獲得をビジョン・システムの目的とする。

3. センサフュージョン (sensor fusion)

視覚センサに加えて距離、触覚センサ、さらには関節や車輪に付けられた位置、角度、トルクセンサなど多種多様なセンサからのマルチ・モーダル情報を統合することによってシステムの信頼性の向上を目指す。

4. 分散協調アーキテクチャ

(cooperative distributed architecture)

システムは、多数のエージェント (独自の知識に基づき自律的に環境認識、推論、行動を行うことができる主体) から構成されており (**multi agent system**)、エージェント間の相互作用、協調動作を通じて柔軟で信頼性の高い解析の実現を目指す。特にこのアーキテクチャでは、個々のエージェント単独では持ち得なかった特性や機能をエージェント間の相互作用によって生み出す創発的計算 (**emergent computation**) の実現を目的としている。

これらいずれのアプローチも、いわゆる「積木の世界」から抜け出し現実世界を対象としたときに遭遇する問題の解決を図ろうとするもので、観測情報の不確実性や不完全性の取り扱い、現実世界の多様性、複雑性に対処するための頑健性、信頼性、柔軟性、適応性の追求に主眼が置かれている。

本稿では、頑健で柔軟な画像理解システムを実現するためのシステム・アーキテクチャとして分散協調処理 (マルチエージェントシステム) を捉え、これまでに開発された分散協調型画像理解システムの概説を行う。以下では、まず2において画像理解における分散協調処理方式の分類を行ったのち、各方式に基づいて開発されたシステムを紹介する。

2 画像理解のための分散協調処理方式

分散協調処理とは、独自の知識に基づいて自律的に環境認識、推論を行う多数のエージェント (処理プロセス) が互いに情報を交換し合うことにより、全体として整合性のとれた結果を生み出そうとする処理方式である [1]。

複数台のロボットによる協調作業などの場合には、各ロボットをエージェントと考えればよいが、分散協調処理に基づいた画像理解システムを実現するには、何をエージェントとするのか一何が分散されているか一をま

ず考えなければならない。言い換えると、エージェントが何を表しているかによってそれらの間の協調方式の在り方が決まると言える。これまでに提案された分散協調処理方式としては以下のようなものがある。

(1) 分散観測方式：地理的に離れた場所に配置されたエージェント（観測ステーション）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。

(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3つのものに細分される。

(2-1) 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、モデル照合など多くの異なる解析機能が必要となる。そこで、各解析機能を実現するための処理プロセスをそれぞれエージェントとし、それらの間の協調動作によって柔軟な解析過程の制御を実現する。

(2-2) 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。

(2-3) 協調型空間推論：画像やシーン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）や対象物が分散して存在する。そこで、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物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動作によって画像やシーンの大局的な構造を認識・理解する。

このように画像理解のための分散協調処理には様々な方式があり、それぞれの方式に基づいて特徴あるシステムが開発されている。以下では、各方式の代表例となるシステムを紹介する。

3 分散観測による広域シーンの理解

この方式の初期の例としては、分散配置された複数の音響センサを用いて2次元平面上を移動する複数の自動車の軌跡を求めるD VMT (Distributed Vehicle Monitoring Testbed)[2]がある。各エージェント（観測ステーション）は音響センサからのデータに基づき、それによってカバーされる局所領域内の自動車の数や運動を認識する。自動車が局所領域A 1から局所領域A 2に移動すると、A 1を担当するエージェントからA 2を担当するエージェントにそれまでの運動情報が伝えられる。こうした単純な協調処理のほか、センサ情報には検出漏れ、疑似信号の混入、信号の位置・周波数の誤りが含ま

れ、そうした誤りを発見、修正するためにもエージェント間の協調処理が利用される。エージェント間の情報交換は通信路を介して行われ、通信路障害やデータ転送遅延の影響についても考察されている。また、エージェント自身は次章で述べる黒板モデルを利用した機能分散処理システムによって実現されている。図1に互いに重なり合った矩形領域を受け持つ10個の音響センサを用いた自動車の追跡結果を示す。黒丸の大きさは信号の強度を表し、上の軌跡はゴーストによる偽の軌跡を表す。

西尾ら[3]は、複数台のカメラを用いて異なる方向から交差点を観測することによって、交差点を通過する自動車の追跡を行うシステムを開発した。このシステムでは、

(a) カメラで撮られた画像を解析し自動車の検出を行うセンサ・エージェントが、検出された個々の自動車を表す車両エージェントを動的に生成し、

(b) 車両エージェントがセンサ・エージェント群と通信・情報交換しながら車両の追跡を行う

というシステム構成を採っている（図2）。この結果、各車両エージェントは、複数のセンサ・エージェントの持つ多視点画像を統合し、車両の3次元位置や方向を求めることができる。

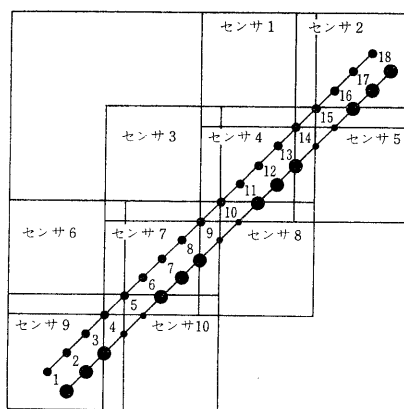


図1 10個の音響センサによる自動車の追跡 [2]

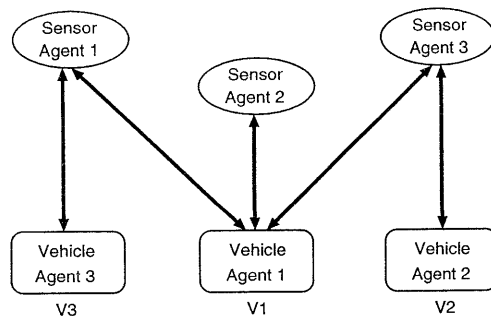


図2 センサおよび車両エージェントの協調 [3]

4 黒板モデルを用いた機能分散システム

黒板モデルは、1970年代後半に米国カーネギーメロン大学で開発された音声理解システム Hearsay-II[4] のシステム・アーキテクチャとして提案され、分散協調処理による人工知能システム実現の基本方式として後の研究に大きな影響を与えた [1]。

画像理解の分野では 1980 年に我々が黒板モデルに基づく航空写真解析システムを開発し、その有効性を実証した [5][6]。システムは黒板と呼ばれる共通のデータベースとその周囲に配置された様々な機能を持つ処理モジュール（画像解析・認識エージェント）群から構成される（図 3）。まず入力された航空写真は以後の処理単位となる基本領域に分割され、黒板に格納される。処理モジュールは、顕著な特徴を持つ領域を検出する特徴領域抽出モジュールと対象物認識モジュールに大別される。各処理モジュールは独自の知識に基づき並列的に黒板内のデータを解析しその結果を黒板に書き込む。

システム全体の解析の流れとしては、まず特徴領域抽出モジュール群が起動され、均一大領域、テキスト領域、影・影発生領域、植生領域などが検出される。次に対象物認識モジュール群がその結果を利用して家や道路、畑、森などの認識を行う。対象物認識モジュールの中には、目的とする対象物と他の対象物との関係を利用して認識を行うものがあり、そうしたモジュールは他のモジュールが黒板に書き込んだ対象物の認識結果を利用して解析を実行する。こうした黒板を利用した間接的なモジュール間の協調のほか、システムは、異なるモジュールが互いに矛盾した解析結果を黒板に書いた場合、矛盾を検出、解消し、モジュール間の調整をとる機能を備えている。また、一般的な黒板モデルでは、あるモジュールが他のモジュールに解析を依頼するための要求を黒板に書くことも可能で、与えられたゴールを達成するための複数のモジュール間の協調処理も実現できる。

以上のように黒板モデルでは、機能が異なる解析プロセスが黒板の内容に応じて適応的に起動され、柔軟な解析過程の制御が実現できる。一方、システム・アーキテクチャの観点からこのモデルを見ると、黒板という構造化された共有メモリを用いた並行処理と言える。こうした並行処理システムでは、通信による情報伝送遅延やエラーの混入、さらには処理プロセスや通信路の一時的／永久的障害といった要素は全く考慮されておらず、耐故障性の向上のための分散処理の利用という観点はない。このことは以下で述べるシステムでも同様であり、厳密には並行処理に基づく協調アーキテクチャと見なすのが妥当である。

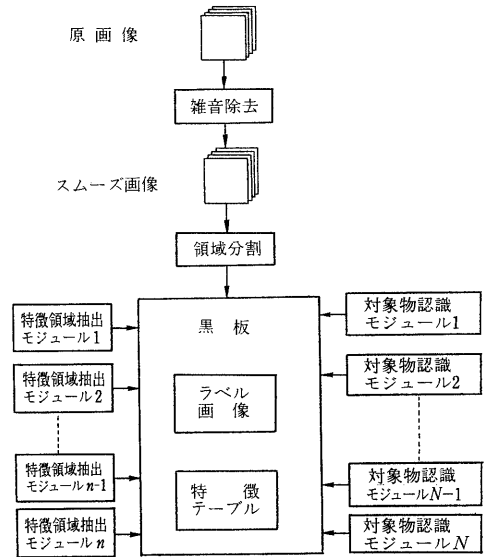


図 3 黒板モデルに基づく航空写真解析システム [5]

5 並行処理によるアルゴリズム統合

画像理解では、1つの処理機能（たとえばエッジ検出）を実現するためのアルゴリズムとして多くのものが考案されている。各アルゴリズムは、それぞれ異なる画像や認識対象のモデル、計算方式に基づいて設計されており、性能や特性が異なる。このため、多様な画像やシーンを柔軟に解析するには、特性の異なるアルゴリズムをうまく組合せる—画像の局所の特徴に応じて適応的にアルゴリズムを選択、適用する—ことが必要となる。こうした考え方は比較的以前から提案されていたが、それを具体的にどのように実現するのかについての一般的方法論が確立されていなかった。これは、アルゴリズムの適応的選択による柔軟な解析を実現するには、まず画像の各部分における特徴の把握が必要で、そのためには最初に画像解析を行わねばならず、いわゆる「ニワトリとタマゴの問題」が生じるためである。

最近では、この問題を解決するために（並列）分散協調処理を画像理解に導入しようとする研究が進められている。すなわち、解析の第一段階では画像の特徴が全く不明であるため、全ての異なるアルゴリズムを並列的に適用する。次に、そこで得られた複数の解析結果を選択、統合することによって整合性のとれたシーン全体に対する記述を求めようというものである。

図 4 は、渡辺ら [7] による協調型ステレオ画像解析システムの構成図で、3つの異なるステレオ解析アルゴリズムが並行プロセス（エージェント）として実行される。各プロセスは、自分の持つアルゴリズムで容易に解

析できる画像中の局所領域の解析を行う。解析途中で曖昧性が生じたり結果が不確実な場合には、他のプロセスにその局所領域の解析結果を尋ね、それに基づいて自らの判断を下す。こうした協調処理によって各プロセスが作成した解析結果は視差画像を生成する統合プロセスに渡され、信頼度に基づいた情報の統合が行われる。

角ら [8] は顔の認識にこの考え方を適用した。顔のモデルとしては、メガネや髭の有無、視線方向の違いによって多様なものが考えられる。そこで、それぞれのモデルに基づいて解析を行うプロセスを並行に動作させ、最もよい結果を得たプロセスの出力を最終結果とする(図5)。プロセス間の協調としては、部分的な解析アルゴリズムの共有などが考えられている。

並行処理によるアルゴリズムの統合では、結果的に無駄となる解析がかなり行われることになるが、システムに冗長性を持たせることによって信頼性、頑健性、適応性の向上を図ることが可能となる。

6 協調型空間推論

6.1 空間推論

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↔部分および部分↔全体との間の空間的関係情報が利用される。空間的関係情報に基づいた解析・推論を空間推論と言い、画像理解システムの持つべき最も重要な機能の1つとなっている。

空間推論の方法としては次の2つのものがある。

(a) 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関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

(b) 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関係を満足する他の部分に関する仮説を生成し、画像データに基づいて仮説の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→全体へと構造記述が作られる。しかしこの方法では、生成された候補の中に正しいものが含まれていない場合には、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→部分へと仮説生成・検証が行われ

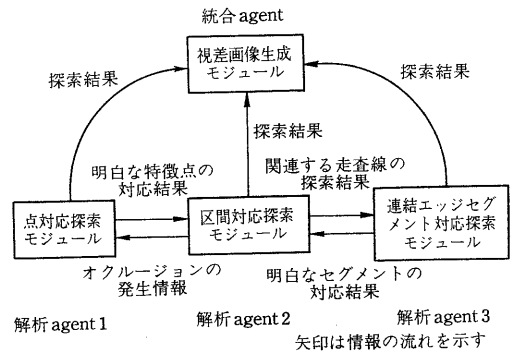


図4 協調型ステレオ解析システム [7]

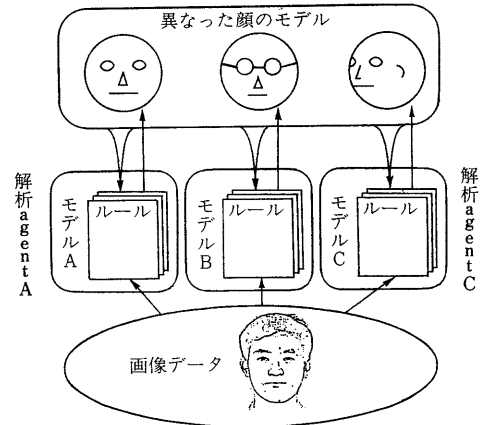


図5 複数モデルによる顔画像の解析 [8]

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、データ及ビ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ない、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。

我々は、画像から抽出された個々の画像特徴や認識された1つ1つの対象をそれぞれエージェントと考え、エージェント間の協調動作による柔軟な空間推論—すなわち、上記のボトムアップ、トップダウン的な空間的関係情報の利用法を統合した解析方式—の実現を目指して研究を行っている。以下では、この例として、分散協調型領域分割システム [9] と航空写真理解システム SIGMA[11][12] を紹介する。

6.2 分散協調型領域分割システム

従来の領域分割アルゴリズムでは、領域の持つ色や形といった属性情報に基づいた処理を行っており、「領域

は互いに重なりを持たず、隣接している」といった領域間の空間的關係情報を積極的に利用していなかった。我々が研究している分散協調型領域分割システムでは、個々の領域をエージェントと考え、エージェント間の協調動作によって、明度情報、形状情報、空間的關係情報の3種類の情報を統合した領域分割の実現を目指している。

各領域エージェントは、図6左に示すように「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ことにより、「エッジによって囲まれた領域」を検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、スネーク [10] を用いて行う。スネークは、画像中からエッジによって囲まれた特定の領域を求める「領域検出」(detection)を行うために考案された弾性輪郭モデルである。すなわち、本手法は画像中の全ての領域に対する領域検出を並列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。

各領域エージェントは、次の動作を反復する。

- (1) 環境の観測：暫定領域の境界線上から放射状に走査線を伸ばし(図6左)、各走査線上の明度変化から境界位置を推定する(図6右)。
- (2) 意図の生成：各走査線を推定境界位置で2分し、暫定領域側にはその領域のラベル、他方には走査線が当たった先の暫定領域のラベルを与え、ラベル付き走査線を領域エージェントの意図(線分)として公開する。
- (3) 意図の調整：他の領域エージェントの意図と自分の意図の間の整合性を調べる。意図が矛盾する(異なったラベルの付いた意図線分が交わる)場合には、両者の意図線分の信頼度を評価し、信頼度の低い方は境界位置の推定を試み直し、意図の修正を行う。
- (4) 内部状態の変更：意図の調整によって得られた境界位置をゴールとして暫定領域の形状を変化させる。形状変化は、領域の輪郭形状の滑らかさを表す内部エネルギー、画像中の微分値の大きい場所に輪郭を引き付ける画像エネルギー、境界位置に輪郭を引き付ける外部エネルギーの3つ項からなるエネルギー関数の最小化を行うスネークアルゴリズムによって実現される。

人工画像、立方体の画像に対する領域分割の様子を図

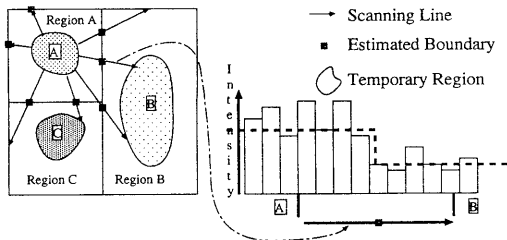
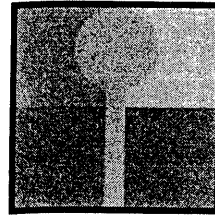
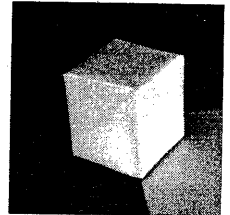


図6 領域エージェントと境界位置の推定 [9]

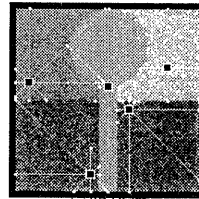
7に示す。現在のシステムでは、「初期領域は求めたい領域の内部に1つずつ配置されている」という前提を置



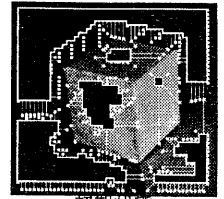
人工画像



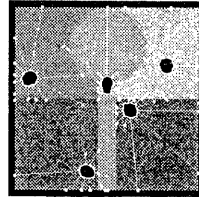
立方体画像



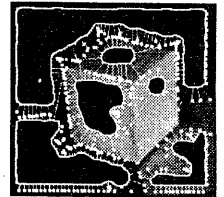
初期状態



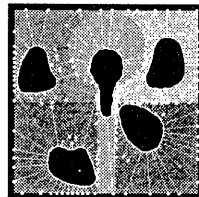
初期状態



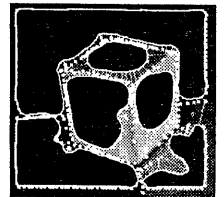
更新回数 5 回



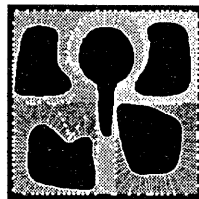
更新回数 10 回



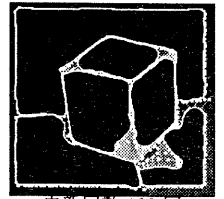
更新回数 25 回



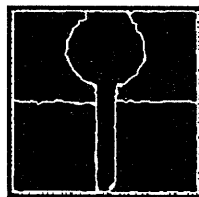
更新回数 50 回



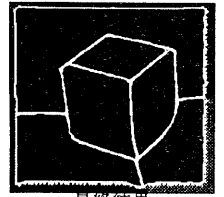
更新回数 50 回



更新回数 100 回



最終結果



最終結果

図7 領域分割結果

いているが、領域エージェント間の協調動作（意図の調整）によって、雑音に影響されることなく、複雑な形状の領域をうまく抽出することができる。

6.3 協調型空間推論を用いた航空写真相解システム

上で述べた分散協調型領域分割システムでは、“隣の領域”との間の空間的關係情報に基づいて、領域間の境界位置の推定とそれに基づく領域形状の変形が行われた。しかし、領域分割問題で利用できる空間的關係情報としては、「領域は互いに重なりを持たず、隣接している」といった弱い制約しかなく、新たな領域の生成や誤った領域の削除—すなわち領域エージェントの生成消滅—といった構造的変化を伴った空間推論を実現するのは困難である。

これに対して航空写真相解の問題では、「家は道路に沿って規則的に並び、家並みを構成する」といった強く明確な制約（空間的關係）が対象間に存在し、それを利用することによって、未検出対象の発見や誤って認識された対象の排除機能を備えた空間推論を実現することができる。

こうした構造的変化を伴った空間推論を実現した例として、我々が開発した航空写真相解システム SIGMA [11][12] がある。SIGMA では、画像から認識された個々の対象をエージェントと見なし、エージェント間の協調的空間推論によって複雑な航空写真の構造が理解できる。

SIGMA における対象認識過程は、認識された対象を表すエージェント群と、エージェント間の協調動作を実現するための GRE (Geometric Reasoning Expert) と呼ばれる制御モジュールから構成される (図 8)。SIGMA では、新たな対象物が見つかったと、それを表す対象クラスのインスタンスが生成される。一度インスタンスが生成されると、それはエージェントとして直ちに自立的に空間推論を開始する。エージェントが推論に用いる知識はそれが属す対象クラスの中に蓄えられたルール集合によって表される。このルールは、条件部、仮定生成部、実行部の 3つの要素から成る。エージェントはルールの条件部が満足されると、仮定生成部を実行し、自分とある空間的關係にある他の対象物に対する仮定を生成する (図 8)。GRE はシステム内に存在するエージェントや仮定間の整合性を調べ、その結果を仮定を生成したエージェントに通知する (図 8)。エージェントは、生成した仮定に対する結果が通知されると中断されていたルールの実行部を起動し、1つのルールに基づく推論を完了する。

エージェントと仮定間の整合性には、図 9 (a)(b) の 2つの場合がある。前者の場合、エージェント s が生

成した仮定 $f(s)$ とエージェント t が同一の対象を表していることになり、GRE は t を仮定 $f(s)$ に対する解として s に通知する。これを受けて s は s と t の間に関係 REL を表すシンボリックなリンクを設定し、 s と t をノードとするネットワークを構築する (図 9 (a) 右)。これら一連の推論過程がボトムアップ解析による対象物の関係付け、すなわち局所的な個々の対象物の記述 (ノード) を基にした大局的なシーン記述 (ネットワーク) の作成である。

今 s が誤って認識された対象を表すとすると、 s が生成した仮定と整合性のある他のエージェントは存在せず、エージェント s に対応するノードは孤立したものとなる。SIGMA では、そうした孤立ノードは信頼性が低

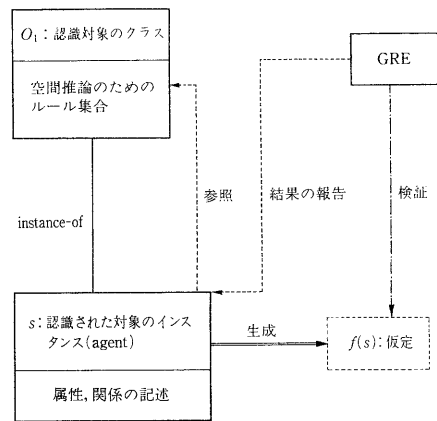
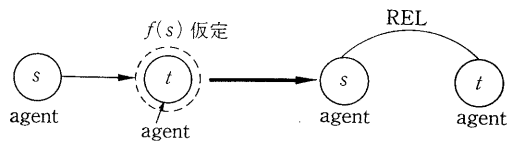
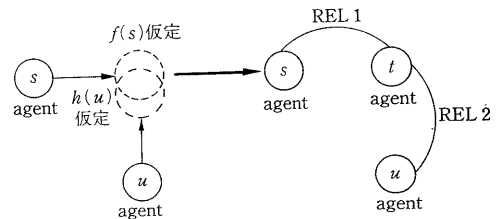


図 8 協調型空間推論のためのメカニズム [12]



(a) ボトムアップ解析によるシーン記述の構成



(b) トップダウン解析によるシーン記述の構成

図 9 協調型空間推論の基本モデル [12]

いと見なされ最終的なシーン記述には含まれない。すなわち、この処理によって関係情報をフィルタとして用いた誤りの排除が実現されている。

一方図9 (b) の場合は、GRE はまず整合性のある2つの仮定 $f(s)$ と $h(u)$ を統合し、統合された仮定を満たす対象のインスタンスを画像から抽出するトップダウン解析を行う。対象のインスタンスがうまく見つかりとそれを表す新たなエージェント (図9 (b) では t) が生成され、それと仮定を生成したエージェント s 、 u との間にシンボリックな関係リンクが張られる (図9 (b) 右)。こうした推論過程が SIGMA におけるトップダウン解析一関係情報を利用した仮説検定一である。

以上のような動作をエージェント群が並行して繰り返すことにより、ボトムアップ、トップダウン解析を統合した柔軟な空間推論が実現される。SIGMA における協調型空間推論は、各エージェントがどのエージェントと協調すればよいのか一空間的關係があるのか一を見つけるためのメカニズムであると言え、相手が存在しない場合には GRE が新たにエージェントを生成する。分散人工知能の分野では、同様の目的を持った協調処理方式として契約ネット [13] が提案されているが、新たなエージェントの生成機能は考えられていない。

7 おわりに

本論文では、頑健で柔軟性、適応性がある画像理解システムを実現するためのシステム・アーキテクチャとして分散協調処理を捉え、これまでに開発された分散協調型画像理解システムを紹介した。しかし、分散協調やマルチエージェントシステムといったソフトウェア概念自身が新しく、まだまだ不確定な要素が多いうえ、分散協調型画像理解システムの研究例もごく少数に限られている。分散協調処理が真に有効で新たな計算論となりうるかどうかは今後の研究にかかっており、本論文をきっかけに画像理解の分野でもそうした方向を目指した研究が活発になることを期待する。

[参考文献]

- [1] 特集:分散人工知能, 人工知能学会誌, Vol. 5, No.4 (1990)
- [2] E.H.Durfee, V.R.Lesser, and D.D.Corkill: Coherent Cooperation among Communicating Problem Solvers, IEEE Trans. on Computer, Vol.C36, pp.1275-1291 (1987)
- [3] 西尾, 大田: 複数画像センサの統合による交差点車両追跡, MIRU'92, pp.I-169-I-176 (1992)
- [4] L.D.Erman, F.Hayes-Roth, V.R.Lesser, and D.R.Reddy: The Hearsay-II Speech-Understanding

System: Integrated Knowledge to Resolve Uncertainty, ACM Comput. Surveys, Vol. 12, pp.213-253 (1980)

[5] 松山, 長尾: 航空写真の構造解析, 情報処理, Vol. 21, No. 5, pp.468-480 (1980)

[6] M.Nagao and T.Matsuyama: A Structural Analysis of Complex Aerial Photographs, Plenum (1980)

[7] 渡辺, 大田: 複数のステレオ対応探索アルゴリズムの協調的統合, 電子情報通信学会論文誌, J73-D-II-10, pp.1666-1676 (1990)

[8] 角, 大田: 多様な入力を許容する顔画像解析システムの一構成法, 電子情報通信学会論文誌, J75-D-II-2, pp.236-245 (1992)

[9] 松山, 和田: 画像理解のための分散協調処理, マルチエージェントと協調計算 III (奥野編), 近代科学社, pp.1-18 (1994)

[10] M.Kass, A.Witkin, and D.Terzopoulos: Snakes: Active Contour Models, International Journal of Computer Vision, Vol.1, No4, pp.321-331 (1988)

[11] 松山, ハング: 画像理解システム SIGMA, 情報処理学会論文誌, Vol.26, No.5, pp.877-889 (1985)

[12] T.Matsuyama and V. Hwang: SIGMA: A Knowledge-Based Aerial Image Understanding System, Plenum, New York (1990)

[13] R.G.Smith: The Contract Net Protocol: High-Level Communication and Control in a Distributed Problem Solver, IEEE Trans. on Computer, Vol. C29-12, pp.1104-1113 (1980)