

画像認識のためのマルチエージェントによる仮説推論

Multi-Agent Based Hypothetical Reasoning for Image Recognition

辻野 広司* エドガー・ケルナー* 梶谷 知彦*
Hiroshi Tsujino Edgar Koerner Tomohiko Masutani

* (株)本田技術研究所 和光基礎技術研究センター
Wako Research Center, Honda R & D Co., Ltd., Saitama 351-01, Japan.

1996年2月26日 受理

Keywords: multi-agent system, hypothetical reasoning, visual recognition.

Summary

We propose a multi-agent system for hypothetical reasoning based on a large-scale computational theory on essential characteristics of neocortical processing.

For a problem-solving on a real world environment, we require both a large-scale computational theory and a robust local computational theory. As a large-scale computational theory, we develop a hypothetical reasoning system by introducing a knowledge-based control on agents and a local communication among agents. These agents communicate each other to reach a globally consistent solution while they locally perform hypothesis generation, representation and evaluation based on a memory-based reasoning as a robust local computational theory. This memory-based reasoning is defined by a principal component analysis, and applies both a deductive reasoning and an inductive reasoning with a least amount of memory that are requisites for hypothetical reasoning.

By its multiple representation of same-type knowledge, and its intrinsic local control for decision-state-dependent recall of that knowledge, the proposed agents also serve as symbolic representations of the signal description of a respective feature.

Since vision is a typical case for problem-solving by hypothetical reasoning, the proposed general architecture has been used to implement a model on face recognition to verify its performance.

1. はじめに

画像認識など不完全な知識が前提となる実問題解決には、不完全さに対して安定な局所的計算理論とともに系として全体を制御する全体的計算理論が重要である。全体的計算理論の一つとして仮説推論機構の研究があるが[de Kleer 86, Poole 88], 推論・知識表現の困難さと計算量の多さから実問題への適用は難しい。

我々は、固有空間法[村瀬 95]を局所的計算理論としたうえで、「固有空間法は大脳皮質コラムでの局所計算に類似しており、大脳皮質はコラムを単位とする計算エージェントの相互作用により仮説推論型視覚認

識を行っている」という全体的計算理論に関する仮説をたて[Koerner to appear.], 固有空間法を仮説推論の基盤推論手法へと拡張展開し、画像認識問題に適用可能な仮説推論システムを開発した。

2. 固有空間法

高速でロバストな画像認識手法として固有空間法が注目されている。これは簡単にいえば、主成分分析を用いてテンプレートに必要なメモリを圧縮し、照合におけるメモリと計算時間の問題を解決したものである。いくらかの幾何学的変動にも耐えられ、学習画像を多くとることで内挿による同一種類の未学習物体の処理も可能である[Murase 93, Pentland 94]。しか

し、固有空間法のみでは知識の構造的記述が難しく画像理解への適用に問題があり、実問題を対象とした場合生じる誤った処理結果を修正する手段もない。したがって、固有空間法を実問題に適用するためには固有空間法を系として結びつける全体的計算理論が不可欠といえる。

3. 仮説推論型画像認識

画像から得られる情報は不完全であり、それを処理するために認識システムが持つ知識もまた不完全である。そのような情報を前提にした推論機構のなかで認識に適した手法が仮説推論である[Matsuyama 90]。仮説推論の考え方は、ある事象が既存知識で説明できない場合、無矛盾な仮説を生成して推論を展開しようというものである。しかし、推論・知識表現が論理に基づいたものであるため、実問題特有のパターンのような非明示的知識の評価や確率的評価、帰納的な仮説としての多種多様なパターンの生成が難しい。また、仮説を集中的に管理し整合性維持を図っているため、大規模な問題では組合せ爆発の問題に直面する。

このうち、確率的評価を解決する手法として、確率モデルの基盤で Dempster と Shafer[Shafer 76]らが用いた仮説推論を拡張する手法、高速化手法として「ゴール指向ボトムアップ」型の仮説推論[石塚 94]などがあるが、いずれも表現・推論が論理に基づくものであるため、前述のパターンの評価・生成の問題は避けられない。

4. マルチエージェント計算による仮説推論システム

我々は仮説が通信しながら全体整合的解釈を徐々に形成していくマルチエージェント計算による仮説推論システムを提案し、画像認識という実問題解決に適用する。エージェントにより行われる推論は仮説の生成、評価、制御であり、これらの実行を一階述語論理でなく固有空間法を用いて行うことで、パターンに関する推論・知識表現を実現する。入力から直接全体的で粗いゴール仮説を生成しトップダウン制御するエージェントと、ボトムアップ仮説を生成するエージェントの相互作用により、「ゴール指向ボトムアップ」的にかつ幅に制約を持った探索を実行する。探索により粗いゴール仮説は徐々に詳細化し評価され、評価結果が悪ければ探索途中でのゴール仮説の変更がなされる。

4・1 画像認識システム構成

図1に5章でシミュレートする画像認識システムの構成例を示す。システムは以下の2層の副システムから構成され、各副システムはエージェントの配列で構成されている。これは最も単純な構成例であり、副システムはさらに多層化可能である。

- ① PIT 副システム：局所の特徴処理 画像から情報を入力し、局所的に整合な特徴の仮説生成および検証を行う。AIT と連携し、詳細なパターン表現を担う。
- ② AIT 副システム：全体的特徴処理 画像と PIT から入力を受け、全体的特徴としてのゴール仮説の生成および検証を行う。ゴール仮説は PIT の局所的仮説を全体的に整合な関係に導く。

4・2 エージェント

図1の各副システムは多数のエージェントの配列により定義し、PIT, AIT での各配列を PIT 配列, AIT 配列と呼ぶ。各エージェントは一つの特徴クラスに対応し、担当する特徴についての仮説の生成・制御を行う。PIT 配列は担当する局所領域の位置を主要な測度として入力位相保存的に配置されるが、AIT 配列は全体的特徴を扱うため、このような配置測度は持たない。各エージェントは計算モジュールとして同質であるが、内部知識は異なる。配列中の位置により可能な入力先エージェントおよび出力先エージェントが定義されるが、実際の入出力先および入出力情報の内容は他のエージェントとの相互作用により変化する。

[1] エージェント間相互作用と仮説推論

図2はエージェントの相互作用を示したものであ

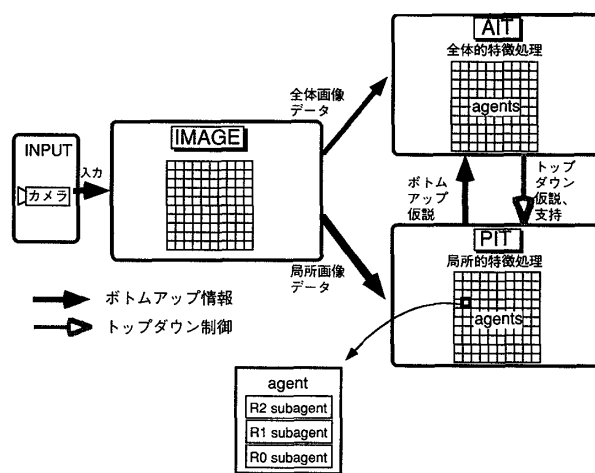


図1 システム構成

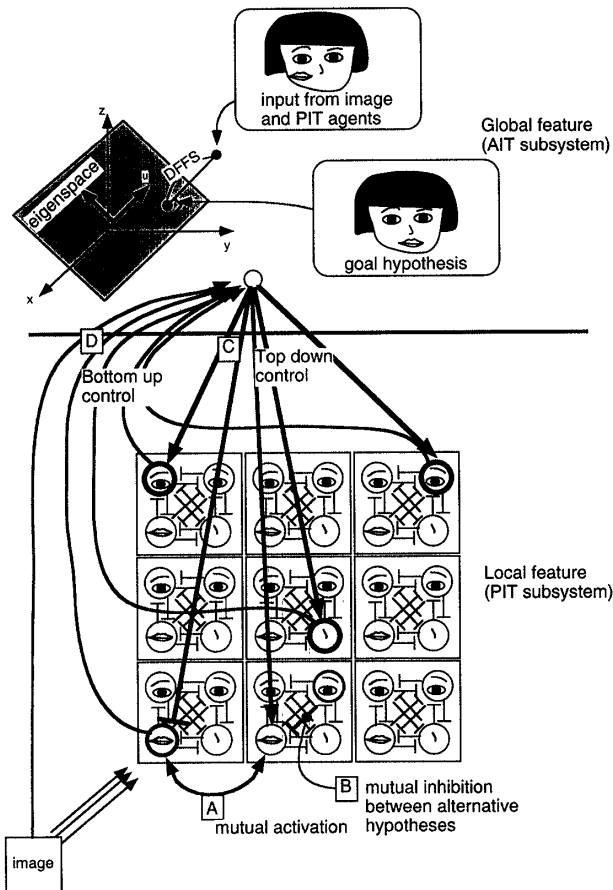


図2 エージェントの相互作用と仮説

り、エージェントは円で表されている。ここで、同じ副システムに存在し配列中で近傍にあるエージェントは近傍エージェント、入力により近い副システムに存在するエージェントは下位エージェント、逆により遠い副システムに存在するエージェントは上位エージェントと呼ぶ。

A 興奮型局所制御：PITにおいて、同じ特徴クラスを担当し、異なる局所位置から入力を得ている近傍エージェントどうしは互いに正の出力を与えることで互いを活性化する。

B 抑制型局所制御：異なる特徴クラスを担当し、同じ領域から入力を得ている近傍エージェントどうしは互いに負の出力を与えることで互いを抑制する。

C トップダウン制御：図2中太枠の円で表されているアクティブ(仮説評価値がしきい値以上)なエージェントは入力を受けている下位エージェントに対してトップダウン制御を行う。トップダウン制御は下位エージェントからの入力と自エージェントが生成する仮説との差により定義され、自仮説と整合的な下位エージェントは支持され、非整合的な仮説を出力しているものは抑制される。また、仮説を生成すべきであるのに生成していない下位エージェントの活性化を促す。これにより、仮説組合せの整合性が保たれる。

D ボトムアップ制御：アクティブなエージェントのみが仮説を上位エージェントに出力する。これにより、表現される情報の質を上げ上位エージェントに与える雑音情報を減少させる。

E エージェント内トップダウン制御：エージェントがアクティブになり、上位仮説からも支持されると、自らの活性を抑制する。これは、該当処理を終了し、近傍の異なる特徴クラスのエージェントの処理に移行するためである。

F エージェント内入力制御：エージェントは、仮説活性値がしきい値以上にならない限り仮説生成しない。これにより、むだな計算を避ける。

(2) 仮説推論のためのエージェントモデル

我々は固有空間法を用いてエージェントをモデル化した。固有空間法では、表現すべき特徴単位を定義し、その特徴単位に基づいて各特徴の主成分分析を行う。例えば、目という局所の特徴については、目を中心にした M 個の学習用 N 次元局所データを集め、各データを正規 N 次元ベクトル Γ_i ($1 \leq i \leq M$) とし、平均ベクトル

$$\Psi = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \Gamma_i$$

を差し引いたデータを

$$\Phi_i = \Gamma_i - \Psi$$

とする。ここで、 $\Phi = [\Phi_1, \Phi_2, \dots, \Phi_M]$ とすると、このデータの共分散行列は、

$$C = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \Phi \Phi^T$$

となる。共分散行列 C の固有ベクトル u_1, u_2, \dots, u_M はデータ Φ を平均二乗誤差の意味で最良近似する正規直交基底であり、データ Φ の主成分ともいう。上位 M' 個の固有ベクトル u_k ($1 \leq k \leq M' \leq M$) により張られる空間を、この局所の特徴の固有空間 U と呼ぶ。入力ベクトル Γ_{new} の評価はベクトル $(\Gamma_{new} - \Psi)$ と固有ベクトル u_k との内積から求まる入力ベクトル Γ_{new} の固有空間 U への射影距離(DFFS: distance from feature space [Pentland 94])により行われる。

我々はこの固有空間を知識として持ち、前記六つの仮説制御を実行するモジュールをエージェントとしてモデル化し、演繹推論として固有空間法を実行するとともに、固有空間からの逆写像により帰納推論も実行する。

モデル化に際しては以下の点を考慮し、エージェントを三つの副エージェント(粗い仮説評価と関連する仮説制御および仮説制御F)を行う副エージェントR0, 仮説内容の表現を行う副エージェントR1, 詳細

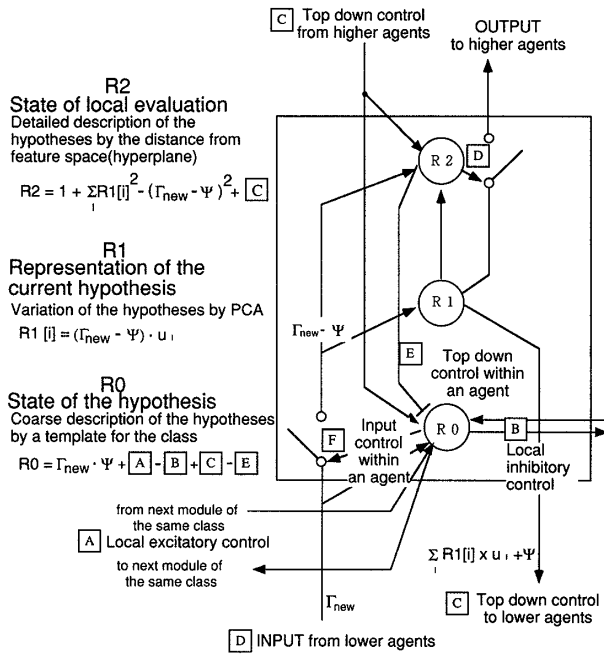


図3 エージェント構成

な仮説評価を行う副エージェント R2)により構成した(図3)。

- ・ 仮説の状態と表現の分離
仮説状態と表現内容を分離して扱うことにより、表現内容を変更せずに仮説の生成・検証を可能にし、誤った仮説による誤った仮説の生成といった仮説の暴走を防ぎ、かつ、次善の仮説生成が速やかに行えるようにする。
- ・ 仮説制御 [F] の実装
最も計算コストのかかるのが固有空間への射影計算であるので、射影計算の前に粗い評価を行い、パスしたものを計算するようにする。
- ・ 仮説の2段階評価
仮説の評価については、「近傍が特徴 X だからここも特徴 X だろう」などといった粗い評価に関連するものと、詳細に特徴 X の評価を行うものとに分け、システムの動作調整・解析を容易にする。

各副エージェントの詳細は以下である。

副エージェント R0 平均ベクトルの知識 Ψ を持ち、ほとんどの仮説制御 [A], [B], [C], [E], [F] を実行する「仮説制御エージェント」である。仮説状態はこのエージェントの活性度により定義され、下位エージェントからの正規化された新しい入力 Γ_{new} に対して、初期値はベクトル $\Gamma_{new} \cdot \Psi$ の値となる。R0は平均ベクトル Ψ での類似度と近傍からの仮説制御 [A], [B] によりボトムアップで粗い仮説生成を、上位エージェントからのトップダウン制御 [C] により仮説生成の促進

を行う。R0の活性度がしきい値以上になると、仮説制御 [F] によりエージェントの活動が開始する。

副エージェント R1 学習により得られた固有空間の知識 U を持ち、R0で候補となった入力データを固有空間に写像し表現する「仮説表現エージェント」である。この表現は知識 U を持つエージェントの入力 Γ_{new} に対する解釈であり、 Γ_{new} をもとに形成したボトムアップ仮説でもある。R2の評価によりアクティブとなったエージェントのR1の値は上位エージェントに出力するとともに、固有空間から入力空間への逆写像により下位エージェントへゴール仮説ベクトルを出力する(図2のAITでの仮説生成を参照)。

副エージェント R2 入力ベクトルと固有空間との距離を評価するエージェントであり、DFFSを評価基準としてR1でボトムアップに生成された仮説の評価・決定を行う「仮説評価エージェント」である。R2は上位エージェントからのトップダウン制御 [C] により、ボトムアップに生成された自仮説の評価に関してのしきい値を変更する。固有空間法は単純な照合評価のため意味のないデータの影響を受けやすいので、R2で評価値の高いエージェントがアクティブになり仮説制御 [D] が実行されることで、上質の仮説を上位に出力する。

5. システムの実験・評価

提案するマルチエージェント仮説推論システムによる二つの画像認識処理例を示し、本システムの有効性を評価する。

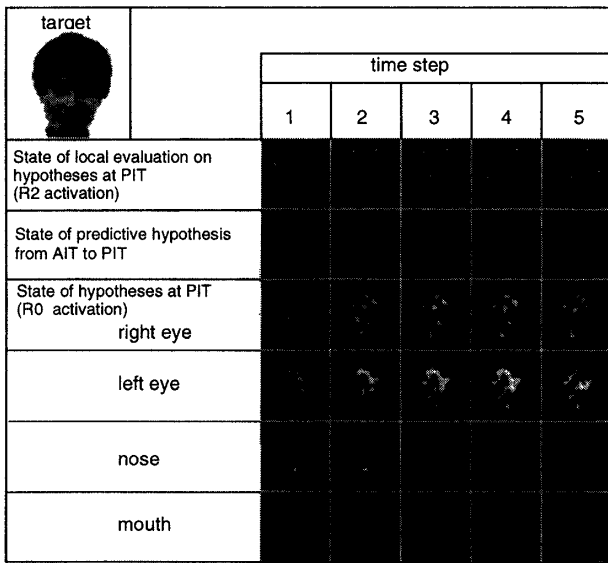
5.1 実験1: 顔画像認識

実験1では、仮説推論型画像認識が実現できていること、および仮説生成過程が従来に比べスムーズであるかを検証するため、背景が単純な顔画像における目、鼻、口などの特徴の仮説の生成・評価過程に着目する。

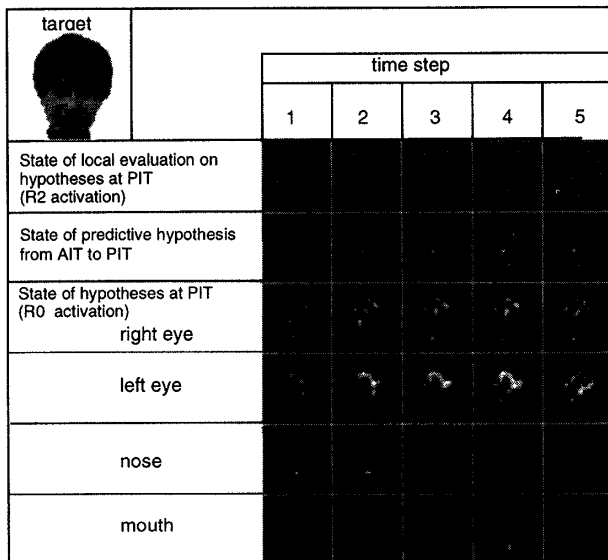
入力は128×128の256階調濃淡画像であり、その範囲で顔の位置は特定されていない。PIT配列は42×42の位置次元で入力画像すべてをカバーし、各位置で同じ構成のエージェントが配置されている。各位置での構成は、左目、右目、鼻、口、顔境界(12方向)に関する計16種類の特徴クラスのエージェントとした。つまり、PITには42×42×16のエージェントが配置されている。PITエージェントのR1には、35人の3種の顔画像から抽出した各特徴の27×27の局所画像ベクトルを主成分分析して得られる上位20個

の固有ベクトルが設定されている。AITのエージェントの数は一つである。R1には、35人の1種類の顔画像から抽出した目の位置で正規化し領域を絞った画像ベクトル(105×105次元)とその領域に対応するPITの左目、右目、鼻、口からの出力ベクトル(34×34×4×20次元)と顔境界からの出力ベクトル(34×34×12次元で簡略化)を単純に連結したベクトル(117,377次元)を主成分分析して得られる上位20個の固有ベクトルが設定されている。

図4は未学習の入力画像に対する局所的仮説の生成と評価を視覚的に示したものである。図(a)は仮説制御を除いた場合の例であり、図(b)は導入した場合の例である。列方向は時間ステップを表し、各行は局所



(a) 仮説制御なし



(b) 仮説制御あり

図4 全体整合的仮説の生成過程

的仮説の評価状態としてPITのR2の活性、AITで生成されたPITに関するゴール仮説、局所的仮説の生成状態として右目、左目、鼻、口のR0の活性状態を時系列に示している。処理の概要は以下である。

[ステップ1] AIT, PITに画像が提示され、PITではR0への仮説制御(A, B, F)により起動されたエージェントのR1において詳細解析が行われる。AITでは105×105の領域に対応する平均ベクトル(R0の Ψ)をテンプレートとし128×128の画像領域と42×42のPIT配列がスキャンされる。距離が最小でかつしきい値以下の場合、その位置の105×105領域に対応する情報がR1に入力され、画像とPITに関する解析が行われる。

[ステップ2] ステップ1のAITのR1の活性から計算される再構成ベクトルがこのステップの処理位置決めのためのテンプレートになると同時に、再構成ベクトルのPITの情報に対応する部分がPITに関するゴール仮説となる。この仮説に基づくテンプレートを用い、ステップ1同様AITの処理位置の修正がされ、同時にその仮説で予測される局所特徴のクラスと位置についてゴール仮説がトップダウン制御(C)によりPITに与えられ、仮説の修正が行われる。

[ステップ3, 4] 図4(b)では仮説の修正によりゴ

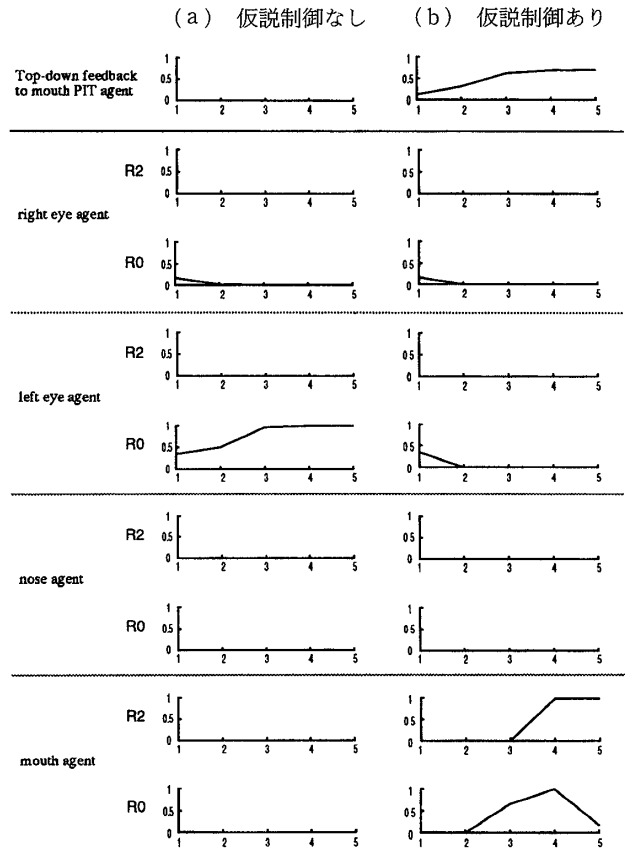


図5 局所的仮説の状態変化過程

ール仮説の精度があがり、PIT 単独では正しいと評価できなかった局所特徴を全体の関係から評価するようになる。

図5は図4の例について、画像中の口のある位置の四つのPIT エージェントの活性状態を時系列にグラフ化したものである。横軸は時間、各行は口エージェントへのゴール仮説、四つのPIT エージェントのR0, R2の活性度を表す。図5(a), (b)はそれぞれ図4の(a), (b)に対応している。(b)を見ると初めは左目があるという誤った仮説がR0で生成されるが、口があるというゴール仮説(一番上の行)により抑制され、さらにゴール仮説が強く詳細になることで口があるという仮説が活性化され(ステップ3~4), R2で正しいと評価される(ステップ4以降)様子がわかる。

(1) 構造的知識によるトップダウン制御

表1は105枚の画像における顔の局所特徴について、誤検出が0になるようにしきい値を設定した場合の検出率について示した。このような設定にした理由には、仮説修正過程で誤って局所特徴が検出されると誤った方向に認識過程が進むことが多くなり、多くの仮説を検証するため効率的でないからである。しかし、設定された固有空間の性質しだいでは実験2のように誤検出を抑えることも可能である。表1からも明らかなように、仮説推論により検出能力が向上し、顔全体の仮説から局所特徴への構造的知識によるトップダウン制御の有効性と動作が確認できた。

(2) 粗から密へのスムーズな仮説形成

本手法は論理モデルなどを用いた単純なボトムアップとトップダウンの組合せに比べ、認識状態により粗から密に仮説を詳細化するという特徴がある。従来の手法では各人で異なる顔特徴の配置すべてはモデル記

表1 局所特徴の検出率

	A 本論文の手法	B 固有空間法のみ
検出 (eyes)	99.5% (209/210)	94.3% (198/210)
検出不可 (eyes)	0.5% (1/210)	5.7% (12/210)
検出 (nose)	100.0% (105/105)	92.4% (97/105)
検出不可 (nose)	0.0% (0/105)	7.6% (8/105)
検出 (mouth)	99.0% (104/105)	76.2% (80/105)
検出不可 (mouth)	1.0% (1/105)	23.8% (25/105)

Bの手法で各特徴の誤検出が0になるようにしきい値を設定して比較

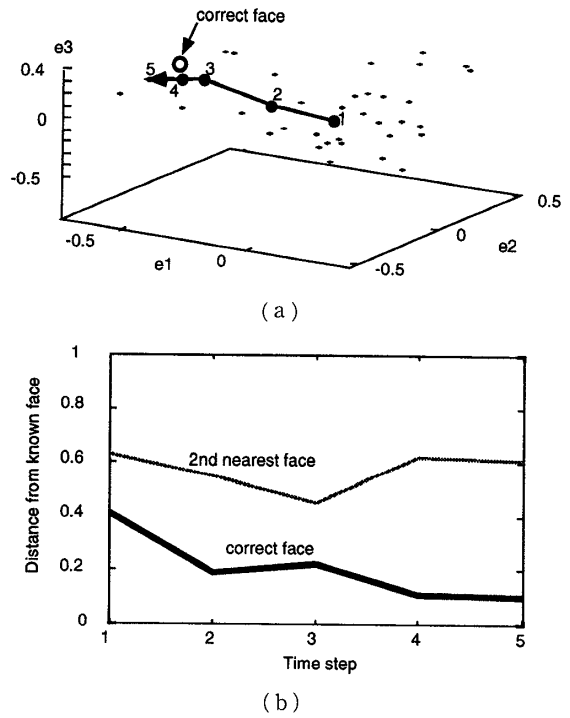


図6 全体的仮説の収束過程

述できないため、モデルは一般的かつ固定的なものになり、得られる顔特徴位置への仮説は粗く固定的だった。しかし、顔の局所特徴による対応づけは識別などに重要であり、精度の良い検出が必要とされている。図6は前処理例での仮説の変化を表す。図(a)は、上位三つの固有ベクトルによるAITの顔固有空間での仮説の変化を表すもので、グラフ中の数字は各ステップ、+は学習した35人1種のAIT固有空間中のプロファイル、○がこの入力と同一人物のプロファイルを表す。図(b)は各ステップの仮説とゴールとなる顔および2番めに近い顔との距離の変化を表すものである。

ステップ1では、AITは画像入力をもとに顔の局所特徴の配置関係の粗い仮説を持つ。ほとんどの場合、このスタート地点でのゴール仮説は(a)と同様に固有空間の中心に近い位置(平均顔の位置)になり、真のゴールの顔との距離は遠い。ステップ2では、PITで検出された顔の局所特徴をもとにゴール仮説が詳細になり、AITの処理位置が修正され、距離が近くなる。ステップ4ではさらに精度の良いゴール仮説により不足部品を見つけ、2番めに近い顔との距離を広げている。詳細なモデルのみを用いる場合は、すべてのモデルを検証する必要があるため計算時間がかかるが、本手法でははっきりとわかる局所特徴を優先(時間)処理することで、ゴール仮説を粗から密に修正していくため、ゴールに向かって効率の良い探索ができている。

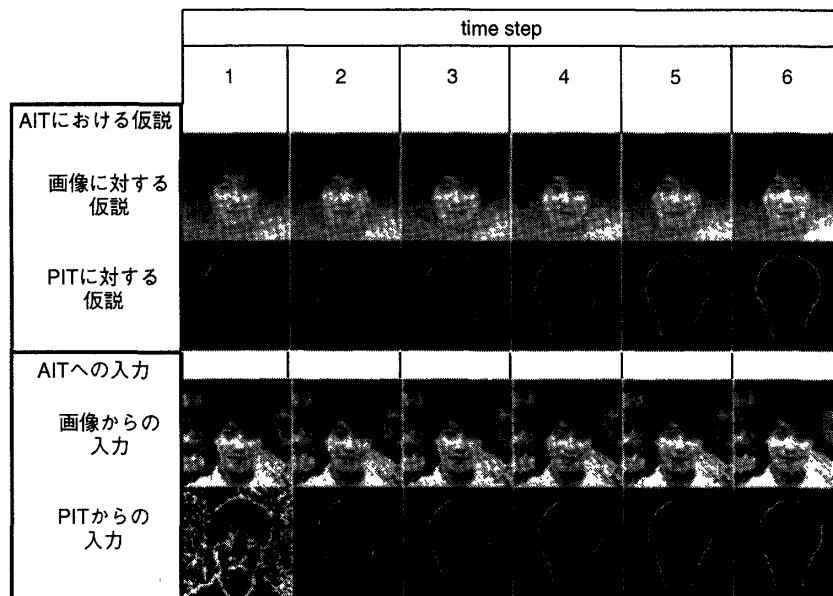


図7 顔領域の分離

詳細な仮説による対応づけにより，学習プロフィールと未学習の35人2種の個人データとの最短距離による個人識別率は，85.7%(60/70)から92.8%(65/70)に向上した。

5・2 実験2：知識に基づく領域分割

実験2では，従来困難であった変形を伴う複雑なパターンへの仮説形成と認識を検証する。

実験1と異なり複雑背景下にある濃淡顔画像を対象とし，記号記述が難しい顔領域の分離を行う。各エージェントの設定は本質的には実験1と同様であるが，PIT配列の位置次元を 64×64 ，AITへの画像入力データの次元も 64×64 にした。図7に人物，背景とも未学習の入力画像に関する処理結果を示す。列方向は時間ステップを表し，1，2行めの画像がAITで生成された入力画像およびPITに対する仮説であり，3，4行めが各ステップでのAITへ入力される画像およびPIT出力である。1ステップ目には間違えた仮説をPITで立てるが，AITによる抑制およびサポートにより，顔内部と顔境界についての仮説を同時進行的に正しい解釈へと導いている。

(1) 変形を伴うパターンへの仮説

実験1のような記号的なトップダウン制御は，詳細な仮説やスムーズな仮説の収束を考慮しない場合，従来の枠組みでも可能である。しかし，実験2のような変形を伴う領域へのトップダウン仮説は柔軟な仮説生成過程が必要であり，困難であった。学習に用いた顔画像が35人分と少ないため，仮説生成のための固有空間は十分なバリエーションを得ていないが，未学習の顔画像に対し図7のような複雑な背景下で90%程

度の分離正答率(顔境界PITの95%以上が正しく検出した率)を得ている。対象を顔に特定する場合，定性的な領域知識として色情報も用いることもできるが，本手法は色情報のみで分離が困難な状況でも有効であり，他物体への適用も可能である。

(2) 複雑な背景の軽視

幾何モデルが記述できる場合か，特定形状テンプレートで記述できる場合以外，対象を複雑背景から分離することは難しい。顔のように外形が多様な場合，このような手法は使えないため，従来は境界を外れた内部パターンのみテンプレートや固有空間を用いて探索を行っていた。その場合，境界付近の情報が使えないため，認識能力が制限される。本手法では，分離された対象を非常に多数の異なる背景と合成して得られる画像群を用いて学習した「背景を軽視した固有空間」により粗いが正しい仮説の生成が行われ，PITの部分特徴仮説の選択を容易にし，かつその結果がより詳細な顔領域分離を実現している。

6. おわりに

実環境に適用可能なマルチエージェント計算による仮説推論システムを開発した。本手法は，固有空間法単独では解決できない問題を，複数エージェントに固有空間を配置し，相互作用させることで解決している。従来のエージェントモデル[奥乃94]や単純なボトムアップとトップダウンの組合せに比べ，エージェントに必要とされる知識表現，学習，演繹・帰納推論などが固有空間法により数理的に定義されたうえで，各エージェントの解釈に依存した双方向の動的通信が

行われ、実環境に適した「記憶に基づく仮説推論」が実現された。解釈に依存した双方向の動的通信を行うアプローチでは、[Ullman 95]では具体的知識表現および推論手法が明白になされておらず、[Ando 95, Rao in prep.]などの神経回路による手法に比べると、

部分空間による明示的な知識定義がされ、そのうえに基づいた階層的な知識表現がなされているため、知識構造化された認識結果に基づく行動制御が可能である。

◇ 参 考 文 献 ◇

- [Ando 95] Ando, H.: 3D Object Recognition Using Bidirectional Modular Networks, *Proc. 2nd Asian Conf. on Computer Vision*, pp. 451-455 (1995).
- [de Kleer 86] de Kleer, J.: An Assumption-based TMS, *Artif. Intell.*, Vol. 28, pp. 127-162 (1986).
- [石塚 94] 石塚 満: 仮説推論の計算量と高速化メカニズム, *人工知能学会誌*, Vol. 9, No. 3, pp. 342-349 (1994).
- [Koerner to appear.] Koerner, E., Tsujino, H. and Masutani, T.: A Cortical-type Modular Neural Network for Hypothetical Reasoning, *Neural Networks* (to appear).
- [Matsuyama 90] Matsuyama, T. and Hwang, V. S.: *SIGMA: A Knowledge-based Aerial Image Understanding System*, Plenum Press (1990).
- [Murase 93] Murase, H. and Nayar, S. K.: Learning Object Models from Appearance, *AAAI-93*, pp. 836-843 (1993).
- [村瀬 95] 村瀬 準: CVCV-WG 特別報告: コンピュータビジョンにおける技術評論と将来展望 (VI) —固有空間法による画像認識, *情処研報*, CV97-9 (1995).
- [奥乃 94] 奥乃 博 編: マルチエージェントと協調計算 III, 近代科学社(1994).
- [Pentland 94] Pentland, A. P., Moghaddam, B. and Starner, T.: View-based and Modular Eigenspace for Face Recognition, *CVPR'94*, pp. 84-91 (1994).
- [Poole 88] Poole, D.: A Logical Framework for Default Reasoning, *Artif. Intell.*, Vol. 36, pp. 27-47 (1988).
- [Rao in prep.] Rao, R. N. and Ballard, H.: Dynamic Model of Visual Recognition Predicts Neural Response Properties in the Visual Cortex, submitted to *Neural Computation* (in prep.).
- [Shafer 76] Shafer, G.: *A Mathematical Theory of Evidence*, Princeton University Press (1976).
- [Ullman 95] Ullman, S.: Sequence Seeking and Counter Streams: A Computational Model for Bidirectional Information Flow in the Visual Cortex, *Cerebral Cortex*, Vol. 1, pp. 1-11 (1995).

[査読者: 久野義徳]

著 者 紹 介



辻野 広司(正会員)

1984年東京工業大学理学部情報科学科卒業。1986年同大学院理工学研究科修士課程情報科学専攻修了。同年、本田技研工業(株)入社。現在、同社基礎研究所にあたる(株)本田技術研究所和光基礎技術研究センターにおいて、画像処理、人工知能、大脳皮質計算モデルの研究に従事。IEEE, 日本ソフトウェア科学会, 国際神経回路学会各会員。



エドガー・ケルナー

1977年ドイツ・イルメナウ工科大学工学博士号, 1984年同大学理学博士号取得。1984年新技術事業団バイオエレクトロニクスプロジェクト, 1988年ドイツ・イルメナウ工科大学神経計算認知システム科主任教授。1992年(株)本田技術研究所和光基礎技術研究センター主任研究員。現在、画像認識, 信号-記号のスムーズな変換, 知識の自己組織のための脳型神経計算システムの研究に従事。国際神経回路学会会員。



榎谷 知彦

1985年東京大学工学部電気工学科卒業。同年、(株)本田技術研究所入社。ASV(Advanced Safety Vehicle)関連研究を経て、現在は、同社基礎研究所にあたる(株)本田技術研究所和光基礎技術研究センターにおいて、画像処理研究に従事。電子情報通信学会会員。