

パラメータ化モデルを用いた3次元物体認識： Hopfield モデルによる並列探索アプローチ†

佐藤 嘉伸^{††} 田村 進 ^{—†††}

形状の可変性をモデルパラメータによって表した物体モデルに基づき、単眼の中心投影画像から、3次元物体の認識を行う。物体認識の問題は、画像特徴と物体モデルの最適対応を見いだす探索問題としてとらえることができる。ところが、形状の可変性を許すことによって、探索範囲を限定するための物体モデルの幾何学的拘束が弱くなり、効率のよい探索が難しくなる。本論文では、並列探索を用いることにより、弱い証言しか得られない場合でも、それらを同時に集約することによって、ロバストな認識を行う手法を示す。認識過程は3段階からなる。1) 画像特徴とモデル特徴のすべての可能な対応により対応仮説を生成する。2) モデルと画像生成過程の拘束から定まる対応仮説間の適合関係に基づき、Hopfield モデルを利用して2段階の並列拘束フィルタリングを行う。これにより、適合関係を最大限満足する画像特徴と物体モデルの対応関係を定める。3) 決定した対応から変換パラメータとモデルパラメータを推定する。実験によって、雑音・隠れのある状況においても、ロバストな物体の切り出し、位置決め、識別が行われることを示す。

1. はじめに

物体認識の目的は、センサデータを最もうまく説明する物体モデルのインスタンスを位置決めすることである。従来研究の多くは形状が固定の物体モデルを扱ってきたが、汎用的な物体認識を目指すには形状可変の物体モデルを扱う必要がある^{1),2)}。これにより、個々の物体ではなく物体のクラスの認識が可能になる。もしそのような能力がなければ、あるカテゴリーの物体、例えば、“車”を認識するために、類似した多くの剛体モデルを蓄えておかねばならない。本論文では、単眼の中心投影画像から、形状の可変性をモデルパラメータによって表したパラメータ化モデルを利用した3次元物体認識について述べる。

物体認識は、画像特徴とモデル特徴の最適対応を見つけ出す探索問題である。画像特徴とモデル特徴の対応を仮定すると、物体の位置・姿勢を表す変換パラメータとモデルパラメータを拘束する方程式・不等式群が得られる。それらが解を持つとき、“対応仮説”が生成される。問題は、あらゆる対応の組合せの中で、矛盾なく拘束式を満たす対応仮説の集合（仮説クラスタ）を決定する拘束満足問題として定式化できる。

パラメータ化モデルを用いた従来研究^{1),2)}では、逐

次探索を用いて仮説クラスタの抽出を行っているが、モデルパラメータが増えた場合には、探索範囲を限定する拘束が弱くなり、効率のよい探索は難しい。

これに対して、本研究では、弛緩法 (relaxation labelling process)³⁾ の考え方に基づく並列分散処理による方法を試みる。局所的な変形を扱うパラメータ化モデルでは、大局的な強い拘束が利用できる剛体モデルと異なり、近傍モデル特徴間の拘束の利用が重要になる。弛緩法では、局所的な弱い拘束を同時に集約することにより、各場合に適応した最良優先探索的な処理を自動的に行えるという特長がある⁴⁾。

弛緩法を用いた物体・形状認識への応用は、最初に Davis によって2次元形状に対して試みられ⁵⁾、さらに、重なりのある場合⁶⁾、距離画像を用いた3次元形状の照合⁷⁾が行われているが、いずれも雑音、背景物体の多い状況での実験は行われていない。本研究では、パラメータ化3次元物体の認識を目的として、雑音、隠れの多い状況でのロバストな手法を目指す。また、基本原理は弛緩法と同じであるが、並列拘束フィルタリングのより柔軟なモデルとして、Hopfield モデル⁸⁾を利用する。

問題は、すべての対応仮説から正しい仮説を選択し、かつ、同一物体の仮説を統合することである。対応仮説を“節点”とし、2つの対応仮説が同一物体に起因する可能性、換言すれば、2つの対応仮説が統合される可能性を2つの節点間の“弧”で表現する。これにより、問題は、図1のようなグラフに対して、最適な部分グラフ（例えば図1の大線部）を選択するという組合せ最適化問題として定式化できる。1つの部

† 3-D Object Recognition with Parameterized Models: A Parallel Search Approach Using the Hopfield Model by YOSHINOBU SATO (Visual Perception Laboratory, NTT Human Interface Laboratories) and SHINICHI TAMURA (Osaka University Medical School).

†† NTT ヒューマンインタフェース研究所視覚情報研究部
††† 大阪大学医学部付属バイオメディカル教育センター

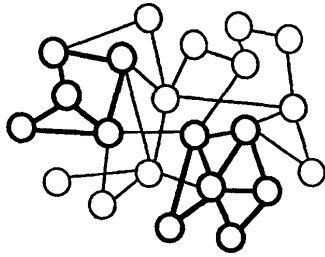


図1 本研究の問題を表すグラフ構造
Fig. 1 Graph structure representing our problem.

分グラフが1つの物体モデルのインスタンスに相当する。このとき、統合の可能性をすべての組合せに関してチェックすれば、その部分グラフはクリークとなるが、計算効率との兼ね合いを考慮して、本研究では、ある程度近いモデル特徴間の整合性のみを考慮する。

認識過程は、次の3段階に分けられる。

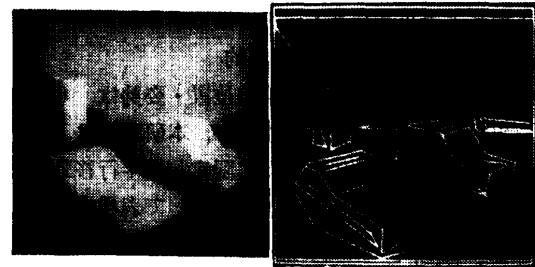
- 1) 対応仮説の生成: 画像特徴とモデル特徴のあらゆる対応の可能性を調べ、対応仮説を生成する。
- 2) 対応仮説の選択と統合: 対応仮説の集合に対し、各モデル特徴間の拘束、および、画像生成過程の拘束に基づいて適合関係を決定し、それらの拘束を最大限満足する対応仮説クラスを抽出する。
- 3) 変換パラメータとモデルパラメータの推定: 対応仮説クラスに含まれる対応関係より、各モデル特徴と物体中心座標系との拘束を利用して変換パラメータとモデルパラメータを推定する。

以下では、まず、2章で、座標系の設定と物体モデルの幾何拘束の表現と制約の詳細について述べ、認識可能な物体のクラスを明確化する。3章では、物体領域の切り出しと物体の認識を同時に行うための仮説間の相互作用を検討し、認識過程の各段階の詳細について述べる。4章では、実験結果と考察を述べる。

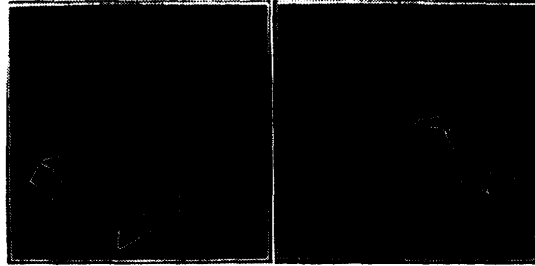
2. 処理課題

本研究で扱う処理課題の前提条件を以下にまとめる。

- 1) 変換パラメータは4自由度(平行移動3, 回転1)。
- 2) モデルパラメータは n 自由度(モデルに依存)。
- 3) モデル特徴は1点と2方向で表されるコーナを用い、画像にはL型接続点として投影される。ただし、認識可能な物体は多面体に限定せず、主特徴がコーナとその関係で表現できる物体とする。
- 4) 物体モデル(物体の種類)は複数個存在する。



(a) Original image (b) Segment image



(c) Recognition results

図2 認識例
Fig. 2 Recognition example.

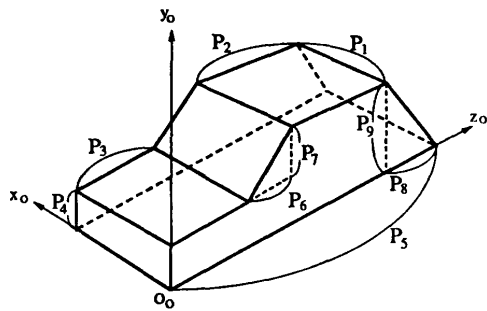


図3 “車”のパラメータ化モデル
Fig. 3 Parameterized model of car.

- 5) 画像中に認識可能物体は複数個投影されている。

- 6) 画像中には背景物体、隠れが存在する。

以上の条件で、問題は、単眼の中心投影画像における画像特徴と物体モデルの対応関係を決定し、各インスタンスに対して4つの変換パラメータと n 個のモデルパラメータを推定することである。

本研究で扱う典型的な処理例を図2に示す。図3のようなパラメータ化物体モデルを用いると、物体形状の変形を吸収することができ、形状の異なる2つの物体を1つの物体モデルで認識できる。まず、図2(b)に示される線分画像からL型接続点を検出する。これらの中で、認識過程の後、物体モデルのコーナに対応づけられたL型接続点を図2(c)に示す。最後に、対応関係から得られる拘束式を解くことによって変換パ

ラメータとモデルパラメータを推定する。

2.1 物体の位置・姿勢の制約

一般に、物体の3次元空間の位置・姿勢は、6自由度(平行移動3, 回転3)があるが、本研究では、簡単化のため、回転軸を鉛直方向に限定し、平行移動とともに4自由度(平行移動3, 回転1)で表現する。この拘束は、現実世界における物体の位置・姿勢を考えてもそれほど厳しいものではない。ワールド座標系 (x_w, y_w, z_w) , 物体座標系 (x_o, y_o, z_o) , 画像平面座標系 (U, V) を図4のように設定する。yw 軸を鉛直方向とすると、物体座標系からワールド座標系への変換 T_{ow} は平行移動 $t_{ow} = (t_{ow_x}, t_{ow_y}, t_{ow_z})$ と yw 軸回りの回転 θ_{ow} の4つのパラメータで記述できる。ワールド座標系から画像平面座標系への変換 T_{wi} は中心投影を仮定し、レンズの中心(視点)はワールド座標系の原点、光軸は yw-zw 平面上とし、俯角 α , および、焦点距離 f は既知とする。

2.2 パラメータ化物体モデル

物体モデルはモデル特徴と、それらの間の幾何学的拘束によって表現される。形状の可変性は、モデル特徴自身の拘束、および、各モデル特徴間の関係を規定する拘束に対する自由度の与え方によって定まる。

各モデル特徴ごとにそれを中心とした局所座標系 (x_L, y_L, z_L) を導入し、以下の1)~3)の情報を格納する。

- 1) モデル特徴自身の拘束
- 2) 近傍局所座標系との関係の拘束
- 3) 物体座標系との関係の拘束

1)~3)の拘束は、図5に示すように、それぞれ1章で述べた3段階の認識過程に対応しており、認識過程の各段階では、モデル特徴をインデックスとして物体モデルの拘束を参照する。まず、1)の局所的拘束を利用して対応仮説(図1の“節点”)を生成する。次

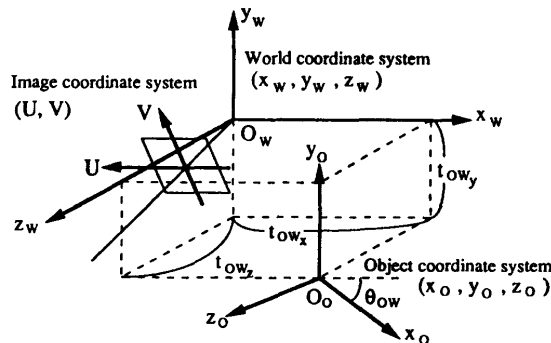


図4 物体の位置・姿勢の制約
Fig. 4 Restriction of object pose.

に、2)のモデル特徴間の関係の拘束を利用して、仮説間の統合の可能性(図1の“弧”)を調べ、“弧”間の適合関係を決定する。さらに、その関係を最大限満足させる部分グラフを抽出するための拘束フィルタリングを行う。最後に、3)を利用して、仮説クラス内の各モデル特徴における局所座標系でのパラメータ拘束を、1つの物体座標系に統合し、変換パラメータとモデルパラメータを推定する。

1) モデル特徴自身の拘束: 図6に示すように、コーナの頂点を局所座標系の原点とする。コーナを形成する2つのベクトルは方向が固定、あるいは、1自由度の方向の可変性を許す。可変方向ベクトル l は、 P_i と P_j (例えば、図3の P_6 と P_7) をモデルパラメータとすると、

$$l = P_i l_1 + P_j l_2 \tag{1}$$

として、2つの固定方向ベクトル l_1 と l_2 の線形和で表されるものとする。ここで、 $|l_1| = |l_2| = 1$ である。

2) 近傍局所座標系との関係の拘束: 本研究では、局所座標系間の可変性は、平行移動のみに制約する(ただし、鉛直軸回りの回転は容易に付加できる)。あるモデル特徴 MF_i の近傍モデル特徴を

“モデル特徴 MF_i からの平行移動が2つの固定方向ベクトルの線形和、あるいは、それ以内の自由度で記述できるモデル特徴”

と定義する。近傍モデル特徴との拘束が2自由度の場合

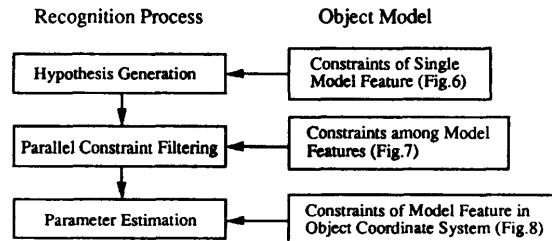


図5 物体モデルと認識過程
Fig. 5 Object model and recognition process.

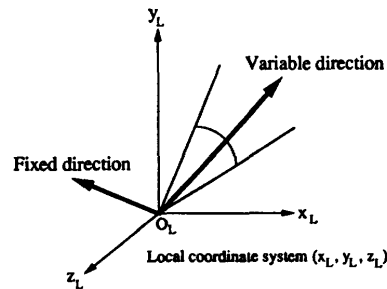


図6 モデル特徴の可変性
Fig. 6 Parameterized variation of model feature.

合を図7に示す。この場合、固定方向ベクトルを t_1, t_2 , モデルパラメータを P_1, P_2 として、平行移動は $t = P_1 t_1 + P_2 t_2$ と記述できる。同様に、1自由度の場合は $t = P_1 t_1$, 原点を共有する場合は $t = 0$ となる。

3) 物体座標系との関係の拘束: 2) の制約から、物体中心座標系から各局所座標系への変換 T_{OL} は、平行移動成分 t_{OL} のみからなり、 t_{OL} は

$$t_{OL} = (P_x, P_y, P_z) = \left(\sum_i a_i P_i, \sum_i b_i P_i, \sum_i c_i P_i \right) \quad (2)$$

として、モデルパラメータ (P_1, P_2, \dots, P_n) の線形結合によって表すことができる(図8)。

1)~3) の記述は、図3のようなワイアフレームモデルから容易に構成することができる。また、必ずしも完全な記述は必要ではなく、認識に先立つ視覚による学習過程から獲得することも考えられる。

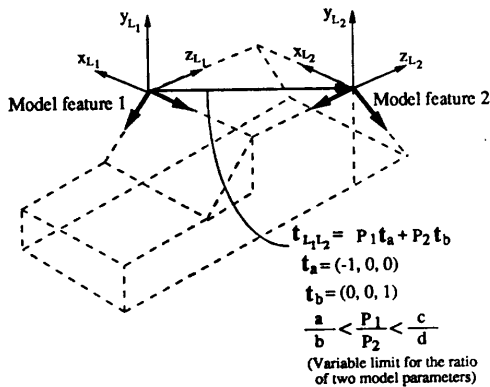


図7 局所座標系間の関係

Fig. 7 Relation between local coordinate systems.

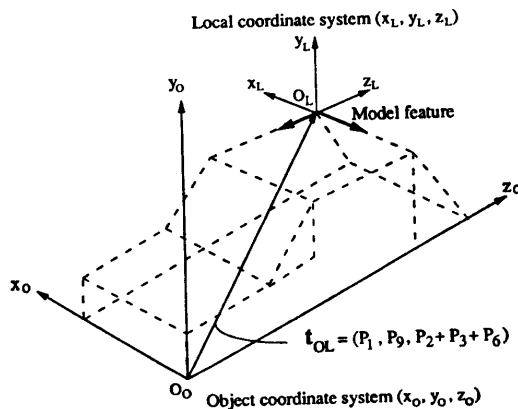


図8 物体座標系と局所座標系との関係

Fig. 8 Relation between object and local coordinate systems.

3. 並列認識過程

3.1 対応仮説の生成

ここでは、3 D-コーナと 2 D-L 型接続点との間における対応の拘束について考察する。付録1よりコーナとL型接続点において1点と1方向の対応が可能な場合、局所座標系からワールド座標系への変換 T_{LW} の回転成分 θ_{LW} は特殊な場合を除いて2通りに定まる。また、物体座標系から局所座標系への変換 T_{OL} は、平行移動成分のみであるので、物体座標系からワールド座標系への回転成分 θ_{OW} は θ_{LW} に等しい。特殊な場合で重要な場合は、モデル特徴の辺が $x-z$ 平面に垂直(以下、単に垂直と呼ぶ)な場合であり、これは現実世界に多く存在する。辺が垂直な場合、 θ_{LW} は定まらないが、付録1に示す条件によって、対応可能かどうかの判定は行える。また、方向が可変の辺(可変辺と呼ぶ)は θ_{LW} が決定するとその方向を決定できる。

以上より、モデル特徴は次の5種類に分類できる。

- 1) 2辺とも方向が固定でしかも垂直でない。
- 2) 2辺とも方向が固定であるが1辺は垂直。
- 3) 1辺の方向が可変で他辺は垂直でない。
- 4) 1辺の方向が可変で他辺は垂直。
- 5) 2辺とも方向が可変。

1) では、2辺のそれぞれが対応可能で、しかもそれぞれに対して得られた θ_{LW} の値が等しい(十分近い)ときのみ対応可能である。2) では、2辺のそれぞれについて解が存在するとき対応可能で、垂直でない辺の対応から θ_{LW} が得られる。3) では、方向が固定の辺の対応が可能な場合 θ_{LW} が得られるので、その θ_{LW} から、もう一方の辺の方向が決定する。

1)~3) の場合について、対応が可能なとき、

$$\text{対応仮説 } H_i(ML_j, MF_k, IF_l, \theta_i, \lambda_i)$$

が生成される。ここで、 ML_j はモデルラベル、 MF_k はモデル特徴、 IF_l は画像特徴、 θ_i は対応によって決定された T_{LW} の回転パラメータ、 λ_i は MP_k の1辺が可変辺の場合の対応によって決定された方向である。

4), および 5) では θ_{LW} の推定が行えないので、モデル特徴として考えない。物体モデルにおいて 4) や 5) のパターンを多く含む場合、その分だけ認識能力が落ちることになる。

3.2 対応仮説の選択と統合

生成された対応仮説に対して、2段階の拘束フィル

タリングを行い、選択と統合を行う。

まず、1段目において、個々の物体のインスタンスに相当する仮説のクラスを抽出する。この処理は、処理単位として“仮説対”を用いてすべての仮説に対して同時に適用される。“仮説対”は図1の“弧”に相当する。処理単位として単独の仮説ではなく“仮説対”を用いるのは、画像中に複数の認識可能な物体が存在する場合、単独の仮説間の関係では、それらの分離が不可能な場合があるためである。単純な2次元マッチングの例として、図9(a)の画像と(b)のモデルが与えられ回転を許さず、画像中の認識可能な物体が高々1つという場合を考える。画像特徴 IF_5 とモデル特徴 MF_c の対応仮説を $(5, c)$ と表すと、仮説 $(5, c)$ に対しては図9(c)のような適合関係の設定が考えられる。すなわち、2つの仮説が同一物体に対するものである可能性がある場合は適合、そうでない場合は不適合関係で結ぶ。図9では、適合/不適合関係を興奮/抑制結合で示している。しかし、シーン中に認識可能物体が複数個存在することを仮定した場合、抑制結合されている仮説は矛盾しているとはいえない(例えば、 $(1, a)$ と $(5, c)$)。また、異なる物体の仮説が興奮結合された場合、これらを分離することは不可能である(例えば、 $(2, b)$ と $(5, c)$)。この場合、図9(d)のように“仮説対”間の関係を用いなければ、2つの長方形を分離できない。認識過程において物体領域の切り出しを同時に行うためには、仮説を選択するだけ

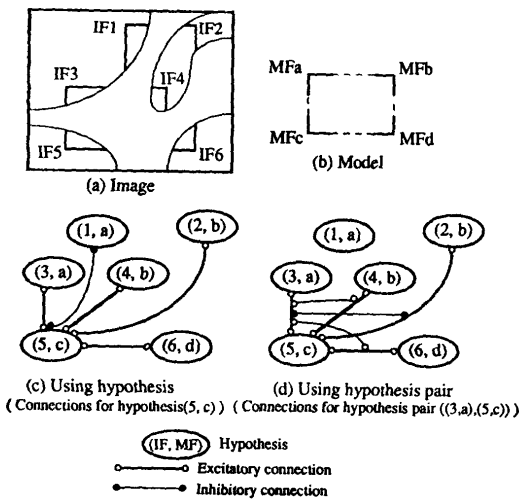


図9 並列拘束フィルタリングによるセグメンテーションと認識
Fig. 9 Segmentation and recognition by parallel constraint filtering.

ではなく、仮説統合の可能性を選択する過程が必要である。

次に、2段目において、1段目で抽出された各仮説クラスタの検証を行う。拘束を最大限満足する“そこそこいい答えを出す”というHopfieldモデル特有の性質より、1段目において抽出された仮説クラスタには誤った仮説が含まれる可能性が残る。そこで、抽出された各仮説クラスタごとに、再度、拘束フィルタリングを適用して、誤った仮説を除去する。

以下に、仮説間、および、“仮説対”間の適合関係の設定の詳細について述べ、その関係を最大限満足させる2段階の拘束フィルタリングを定式化する。

3.2.1 “不適合仮説対”の設定

1つのL型接続点から、ほとんどの場合、複数の対応仮説が生成されるが、その中で正しい解釈は高々1つである(一意性の拘束)。よって、それらの仮説は互いに両立せず、“不適合仮説対”と設定する(図10における抑制性結合)。

3.2.2 “適合仮説対”の設定

互いに近傍モデル特徴の対応仮説同士の中で、統合の可能性のあるものを“適合仮説対”として設定する(図10における興奮性結合)。ある対応仮説のモデル特徴に対して、近傍モデル特徴が存在する画像上での範囲は、2.2節で述べた近傍モデル特徴間の3次元平行移動ベクトルの拘束を、画像平面上に投影することによって得られる。2つの仮説が統合可能かどうかは、画像上の存在可能範囲に基づいて判定できる。

互いに近傍モデル特徴である MF_{a1} と MF_{a2} の2つの対応仮説

$$H_{i1} (ML_{j1}, MF_{a1}, IF_{i1}, \theta_1, \lambda_1) \text{ と}$$

$$H_{i2} (ML_{j2}, MF_{a2}, IF_{i2}, \theta_2, \lambda_2)$$

が以下の条件を満たすならば、“適合仮説対”(以下、単に“仮説対”と呼ぶ)と設定する。

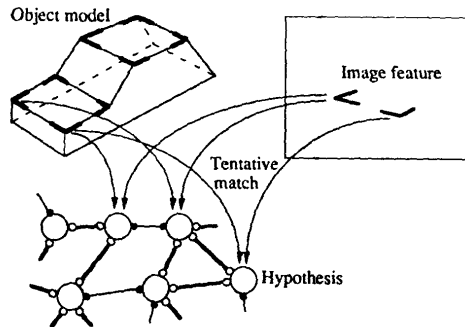


図10 仮説間の適合性
Fig. 10 Compatibilities among hypotheses.

- 1) $ML_{i1} = ML_{i2}$
- 2) $IF_{i1} \neq IF_{i2}$
- 3) $|\theta_1 - \theta_2| < d\theta$
- 4) 同じ可変辺を共有する場合 $|\lambda_1 - \lambda_2| < d\lambda$
- 5) IF_{i1} の接続点と $(\theta_1 + \theta_2)/2$ を用いて, 2.2 節で述べた MF_{k1} から MF_{k2} への3次元平行移動の拘束を画像平面上に投影し, IF_{i2} がその投影範囲内に存在する. 図 11 に, 平行移動の自由度が 1, および, 2 の場合の条件を示す.

3.2.3 “仮説対”間の相互作用

問題は, “仮説対”の中での最適な組合せを選択する問題として定式化できる. 3.2.1 項で述べた一意性の拘束と図 9 (d) に示した関係に基づき, 各 “仮説対” の適合関係は, 以下の条件にしたがって設定する (図 12).

- 1) 2つの “仮説対” の仮説の中に, 3.3.1 項で設

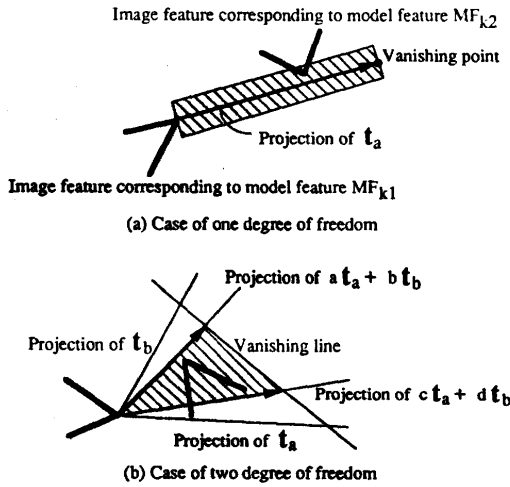


図 11 仮説統合の条件

Fig. 11 Conditions for pairing hypotheses.

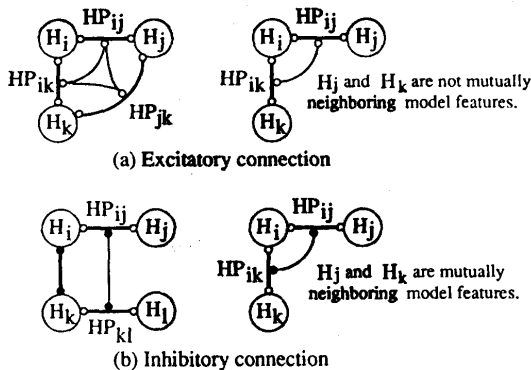


図 12 “仮説対”間の適合性

Fig. 12 Compatibilities among hypothesis pairs.

- 定した “不適合仮説対” が存在すれば “不適合”.
- 2) もし2つの “仮説対” $HP_{ij} (H_i, H_j)$ と $HP_{ik} (H_i, H_k)$ が同じ対応仮説 H_i を含むならば, 適合関係は次の条件により定める.
 - a) “仮説対” $HP_{jk} (H_j, H_k)$ が存在すれば適合.
 - b) H_j と H_k が同一モデル特徴でなく, かつ, 互いに近傍モデル特徴の対応仮説でなければ適合.
 - c) a), b) 以外の場合, すなわち, H_j と H_k が同一モデル特徴, あるいは, 互いに近傍モデル特徴でしかも “仮説対” $HP_{jk} (H_j, H_k)$ が存在しなければ不適合.

a) の場合は, 3つの対応仮説 H_i, H_j, H_k が互いに適合する場合である. b) の場合は, H_j と H_k が互いに近傍モデル特徴の対応仮説でないためそれらの適合性は問題にしていない. c) の場合は互いに近傍モデル特徴の対応仮説である H_j と H_k が適合していないということは明らかに矛盾である.

上述の適合関係に基づく相互作用を Hopfield のモデルに埋め込む. “仮説対” の数を n 個とし, それらの活性度を $\mathbf{p} = (p_1, p_2, \dots, p_n)$ と表す. ただし, p_i は実数で, Max を活性度の上限として $0 \leq p_i \leq \text{Max}$ とする. “仮説対” 間の “適合”, および “不適合” 関係を表す $n \times n$ 対称行列を, それぞれ $R^+ = \{r^+_{ij}\}, R^- = \{r^-_{ij}\}$ とする. R^+ の各要素は, 適合のとき 1, それ以外のとき 0, また R^- の各要素は, 不適合のとき 1, それ以外のとき 0 と設定する. 最適な “仮説対” は, コスト関数

$$E(\mathbf{p}) = (-1/2) \sum_{i,j} (\epsilon^+ r^+_{ij} - \epsilon^- r^-_{ij}) p_i p_j + \sum_i \zeta p_i \quad (3)$$

を最小にする活性化パターン \mathbf{p} であるとする. ここで, ϵ^+ と ϵ^- は興奮性結合と抑制性結合の割合を調節する係数で, ζ は大局的抑制定数である. ϵ^+ を大きくすると, 誤った仮説が, 局所的な情報のみに基づき時期尚早に活性化し, 正しい仮説を抑制する危険性が大きくなる. ϵ^- を大きくすると, 正しいが曖昧さの大きい (競合する仮説が多い) 仮説が棄却される. ζ は, ある仮説が, 証言の集積は少ないが, 競合する仮説が少ないために活性化することを防ぐしきい値である.

3.2.4 検証過程

活性化した仮説対から, 連結成分 (図 1 の太線で示された各部分グラフ) をそれぞれ仮説クラスタとして抽出する. しかし, 4章で示すように, 誤った仮説を含む仮説クラスタが抽出される場合がある. これは, “仮

説対”間の適合関係の設定法、および、極小解へのト
 ラップの両方に起因すると考えられる。この問題は、
 複数の拘束を最大限満足する“そこそこいい答えを出
 す”というこの種の処理方式特有の性質上やむをえな
 い側面である。よって、本研究では、より綿密な適合
 関係の設定、あるいは、高度な最適化手法を考慮する
 より、むしろ、抽出した個々の仮説クラスタに対し
 て、再度、検証過程に相当する拘束フィルタリングを
 適用することによってこの問題を解決する。この段階
 では、各仮説クラスタには高々1つの物体が含まれて
 いるという強い仮定をおくことにより、矛盾のチェッ
 クを厳しく行うことができる。そこで、図9(c)の考
 え方に基づき、“仮説”を処理単位とした拘束フィル
 タリングを行い、最終的に矛盾のない解釈を導く。

3.3 変換パラメータとモデルパラメータの推定

仮説クラスタの各対応仮説におけるモデル特徴と画
 像特徴の対応から変換パラメータとモデルパラメータ
 の推定を行う。各対応仮説から、局所座標系からワ
 ールド座標系への変換 T_{LW} の拘束が得られ、またモデ
 ル特徴ごとに物体座標系からの変換 T_{OL} の拘束が記
 述されている。よって、物体座標系からワールド座標
 系への変換 T_{OW} の拘束は $T_{OW} = T_{OL} T_{LW}$ により得
 られる。

T_{OW} の回転成分 θ_{ow} に関しては各対応仮説におい
 てすでに定まっているのでその平均をとればよい。付
 録2より1組のL型接続点とモデル特徴の交点同士の
 対応から、 T_{OW} の平行移動成分 $t_{ow} = (t_{ow_x}, t_{ow_y},$
 $t_{ow_z})$ とモデルパラメータ P_1, P_2, \dots, P_n に関する2つ
 の線型方程式が得られる。よって、仮説クラスタのす
 べての対応仮説から得られる線型方程式を連立して解
 くことにより各パラメータが得られることになる(た
 だし、実際は単眼での対応からは、パラメータ間の比
 のみが求まり絶対量は求まらない)。この連立方程式
 には、拘束が不十分なパラメータと拘束が過剰なパラ
 メータが混在する可能性があるが、この問題は、線型
 連立方程式に対して線型計画法における実行可能解を
 得る手続きを適用することによって解決できる。この
 とき、同時に、各パラメータの可変範囲(例えば、 a
 $\leq P_n \leq b, c \leq t_{pw_x} \leq d$ など)、および、モデルパラメ
 ータの依存関係(図3では、 $P_2 + P_3 + P_6 + P_8 = P_5, P_4 +$
 $P_7 = P_9$)も、線形式である限りその手続きに組み込む
 ことが可能である。得られた実行可能解は各パラメ
 ータ値の1組の可能な値を示し、そこから各パラメ
 ータ間の比が得られる。

4. 実験例

4.1 実験方法

さきに示した図2とともに、図13, 14に処理例を
 示す。いずれも、(a)に示す入力画像(256×256)に
 対してDOGフィルタを適用し、その零交差輪郭に対
 して(b)に示すような直線近似を行い、L型接続点を
 抽出する。これを入力として認識実験を行った。

(3)式のコスト関数の最小化は勾配降下によって行
 った。 $\mathbf{q} = (q_1, q_2, \dots, q_n)$ 、(ただし、 $q_i = -\partial E(\mathbf{p}) / \partial p_i$)
 とおくと、探索方向 $\mathbf{u} = (u_1, u_2, \dots, u_n)$ は、 $0 \leq p_i \leq \text{Max}$
 の制約条件より

$$u_i = \begin{cases} 0 & \text{if } (p_i = 0 \wedge q_i < 0) \vee (p_i = \text{Max} \wedge q_i > 0) \\ q_i & \text{その他} \end{cases} \quad (4)$$

となる。活性化パターン \mathbf{p} の更新式は、 \mathbf{u} を用いて

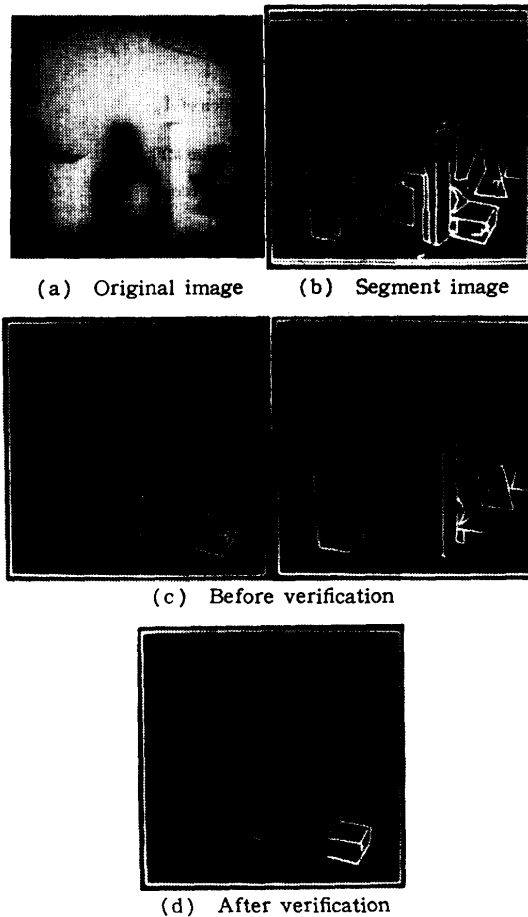


図13 隠れのある場合
 Fig. 13 In occluded situation.

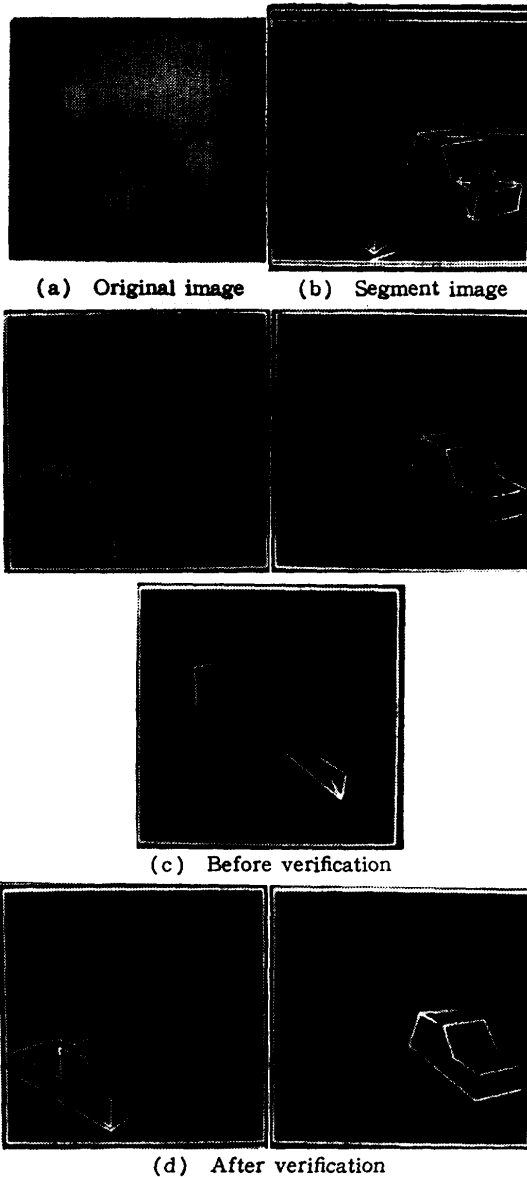


図14 2種類の物体モデルの利用
Fig. 14 Using two object models.

$$\left. \begin{aligned} p'_i{}^{(t+1)} &= p_i{}^{(t)} + \alpha(u_i{}^{(t)} / \|u^{(t)}\|) \\ p_i{}^{(t+1)} &= \begin{cases} 0 & \text{if } p'_i{}^{(t+1)} \leq 0 \\ p'_i{}^{(t+1)} & \text{if } 0 \leq p'_i{}^{(t+1)} \leq \text{Max} \\ \text{Max} & \text{if } \text{Max} \leq p'_i{}^{(t+1)} \end{cases} \end{aligned} \right\} (5)$$

表1 処理結果

Table 1 Summary of experimental results.

	L型接続点数	対応仮説数	“仮説対”数	繰返し回数	仮説クラスタ数 (正解)
図2	55	328	685	92	2(2)
図13	51	383	1,000	110	2(1)
図14	50	334 (図3モデル) 343 (図15モデル)	1,012	103	3(2)

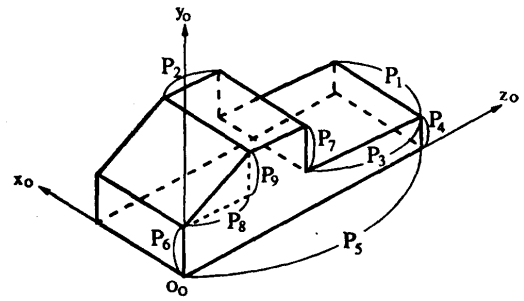


図15 “トラック”のパラメータ化モデル
Fig. 15 Parameterized model of truck.

と表される。ここで、 t は繰返し回数、 α は歩み幅、 $\|u\|$ は2乗ノルムを表す。(5)式を停止条件 $\|u\| < \delta$ (δ は小さい正数) を満たすまで繰り返す。

“仮説対”に対する拘束フィルタリングでは、各パラメータはそれぞれ、 $\varepsilon^+ = 0.05$, $\varepsilon^- = 0.5$, $\zeta = 0.1$, $\text{Max} = 100$, $p_i^{(0)} = 10$, $\alpha = 20$, $\delta = 1$ とし、検証過程では、 $\zeta = 1.0$ とし、その他のパラメータは同じとした。なお、収束時に活性度が80以上のものを活性化した仮説とした。

4.2 実験結果

図2, 13の例では図3に示した物体モデルのみを用い、図14の例では、図3と図15の2つの物体モデルを用いた。図13, 14の(c)に検証前の仮説クラスタ、(d)に検証後の仮説クラスタを示す。それぞれ、選択された仮説の対応付けられたL型接続点を表示している。図13, 14では、検証前には誤った仮説クラスタが抽出されたが、検証後においては正しい対応のみが選択されている。なお、図2では、検証の前後で仮説クラスタに変化はなかった。

図2では、パラメータ化された1つの物体モデルにより、形状の異なる2つの物体が認識されている。図13では、隠れのある状況を扱っている。さらに、図14では、2つの物体モデルを同時に適用した。各々の例において、雑音・隠れのある画像から物体のインスタンスを見つけ出し、また、図14の例では、2種類の類似した物体を識別できた。

表1に、抽出されたL型接続点、対応仮説、“仮説

対”, 仮説クラスタのそれぞれの個数, および, “仮説対” に対する拘束フィルタリングの繰返し回数を示す. 表 2 には, 抽出された仮説クラスタ内の検証前後の仮説数を示す. モデル特徴の数は図 3 のモデルでは 36 個 (方向可変の辺を含むもの 16 個), 図 15 のモデルでは 40 個 (方向可変の辺を含むもの 6 個) であるので, 例えば図 14 の例では, 対応の可能性は $(36+40) \times 50$ 通りある. 生成された対応仮説は $(334+343)$ 個であるのでこの段階で, $(334+343)/((36+40) \times 50) \approx 17.8\%$ に候補が絞られている. さらに, 最終的に選択された仮説は $(13+9)$ 個である.

表 3 には, 変換パラメータとモデルパラメータの推定値と実測値を示す. いずれも良好な推定値が得られた. なお, 推定値は各パラメータ間の比が求まるのみであるので, ここでは, t_{ow_y} の実測値を基準とした値を示している. なお, 処理時間は, VAX 11/780 を用いて, 画像特徴抽出において 4 分, 拘束フィルタリングにおいては, 曖昧さに依存して 4 分~12 分程度であった.

4.3 考 察

並列探索の効果として, 1 章で述べたように, 対応の曖昧さの少ない特徴から優先的に探索を進める処理を, 逐次処理のようにあらかじめプログラムするのではなく, 処理の過程で適応的に行えるということが上げられる. 図 2 の “仮説対” に対する拘束フィルタリ

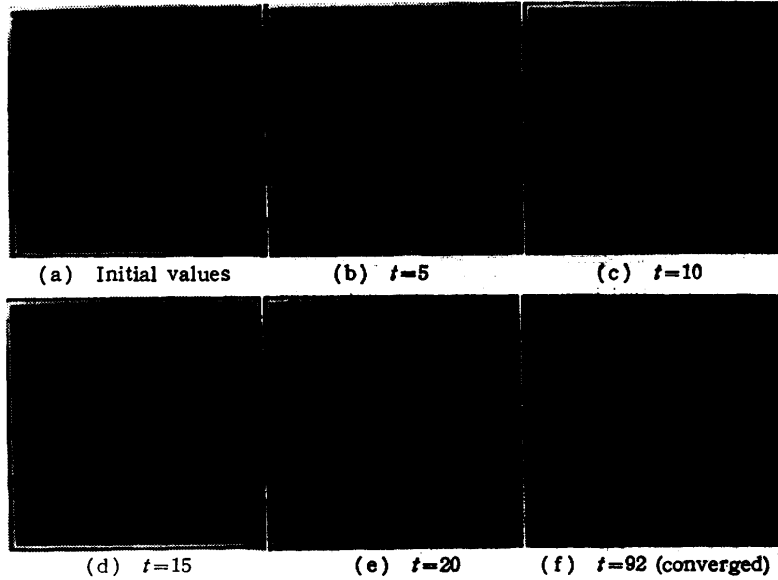


図 16 活性化の変化
 Fig. 16 Activation pattern at each iteration.

表 2 検証前後の仮説数
 Table 2 Number of hypotheses.

	検証前	検証後
図 2	13 13	13 13
図 13	14 16	12 0
図 14	13 10 4	13 (図 15 モデル) 9 (図 3 モデル) 0

ングにおける活性化の変化の様子を図 16 に示す. これは, 各画像特徴を含む “仮説対” の中で最も大きい活性化度を, 明るさに変換して表示したものである.

図 16 から, 次のように傾向が読み取れる. まず,

表 3 変換パラメータとモデルパラメータの推定結果 (長さ: cm, 角度: °)
 Table 3 Estimation results of transformation parameters and model parameters.

		t_{ow_x}	t_{ow_y}	t_{ow_z}	θ_{ow}	P_1	P_2	P_3	P_4	P_5	P_6	P_7	P_8	P_9
図 2	推定値	-9.49	-10.0	23.96	317	4.22	4.31	2.99	1.71	10.97	1.88	2.35	1.79	4.01
	実測値	-9.4	-10.0	23.3	315	4.0	4.0	3.0	2.0	11.0	2.0	2.0	2.0	4.0
	推定値	-2.52	-10.0	16.96	317	4.91	1.96	4.77	1.36	11.84	2.28	1.36	2.83	2.72
	(左側物体) 実測値	-2.7	-10.0	17.7	315	5.0	2.0	5.0	1.5	11.5	2.0	1.0	2.5	2.5
図 13	推定値	9.55	-13.5	26.28	299	3.94	4.66	3.03	2.10	11.22	1.80	1.80	1.74	3.90
	実測値	9.5	-13.5	28.5	303	4.0	4.0	3.0	2.0	11.0	2.0	2.0	2.0	4.0
図 14 (図 3 モデル)	推定値	-8.44	-10.0	18.71	337	3.84	4.07	3.16	1.83	11.12	1.49	2.40	2.40	4.23
	実測値	-8.8	-10.0	18.4	332	4.0	4.0	3.0	2.0	11.0	2.0	2.0	2.0	4.0
	推定値	-1.14	-10.0	16.47	308	4.01	1.89	6.19	2.24	10.01	2.70	1.88	1.94	1.89
	(図 15 モデル) 実測値	-1.3	-10.0	16.5	308	4.0	2.0	6.0	2.0	10.0	2.0	2.0	2.0	2.0

強い証言の得られない“仮説対”がフィルタリングされていき、結果として認識の鍵となる画像特徴が抽出される(15回あたり)。次に、それらの特徴と整合のとれる特徴が統合されていく。すなわち、これは、並列相互作用を通して、自動的に、最良優先的な探索が行われていることを示すものである。しかし、後半の繰返しでは、有効な処理はほとんど行われていない。本研究では、活性度の更新を最も単純な最急降下で行ったが、収束速度改善のため更新方法に関しては、適応的な歩み幅の設定など検討が必要である。

本手法の問題点の1つは、システムの挙動を制御するパラメータの設定である。本研究では、いろいろな入力に対して、最も安定に動作する値を経験的に決定した。パラメータの適応的調節法は、本手法と同種のすべての手法^{9),10)}が抱える未解決問題である。

5. おわりに

本論文では、仮説間の並列相互作用によるロバストな3次元物体認識手法を示した。物体の分離と認識を2段階の並列拘束フィルタリングによって行った。これによって、パラメータ化物体モデルといった弱い制約しか用いることができない場合でも、証言を同時に集約することによって安定に認識が行えることを示した。また、注目すべき画像特徴を発見し認識の足がかりとする最良優先的な処理が、一様な並列処理の過程で自動的に行われることを確認した。

本研究では、位置・姿勢は4自由度として、2次元画像から3次元物体の認識を行った。また、実験結果では、あらかじめ蓄えられた物体モデルが高々2つの場合のみを示した。位置・姿勢に関しては、3次元画像(距離画像)を入力とすることによって容易に6自由度(回転3, 平行移動3)の場合に拡張可能であると考えられる。しかしながら、自由度の増加、および、物体モデルの大規模化等、制約の緩和に伴う探索空間の増加に対処するためには、物体モデルの階層的表現が必須であると考えられる。階層化によって、探索コストが、探索空間(例えば、モデルの数)に対して線形に増加することを防ぐことができる。例えば、2つの物体に同一の部分構造が存在するならば、まずその部分構造を認識することによって、対応仮説の重複した生成を防ぐことができる。そのような階層化物体モデルの表現法、および、それに基づく認識法の開発は今後の課題である。

謝辞 有益なコメントを頂いた大阪大学産業科学研

究所北橋忠宏教授、ならびに、インプリメンテーションと実験において貢献して頂いた玉野隆一氏(現 NEC)に感謝致します。さらに、日頃ご指導を頂く小林幸雄部長、石井健一郎グループリーダー、間瀬健二主任研究員および、熱心に討論して頂く NTT ヒューマンインタフェース研究所視覚情報研究部の皆様に感謝致します。

参 考 文 献

- 1) Brooks, R.: Symbolic Reasoning among 3-D Models and 2-D Images, *Artif. Intell.*, Vol. 17, No. 1-3, pp. 285-348 (1981).
- 2) Grimson, W. E. L.: Recognition of Object Families Using Parameterized Models, *Proc. of 1st ICCV*, pp. 93-101 (1987).
- 3) Hummel, R. A. and Zucker, S. W.: On the Foundations of Relaxation Labelling Processes, *IEEE Trans.*, Vol. PAMI-5, No. 3, pp. 267-283 (1983).
- 4) Zucker, S. W.: Vertical and Horizontal Processes in Low-Level Vision, in *Computer Vision Systems*, Hanson, A. R. and Riseman, E. M. (eds.), pp. 187-195, Academic Press (1978).
- 5) Davis, L.: Shape Matching Using Relaxation Techniques, *IEEE Trans.*, Vol. PAMI-1, No. 1, pp. 60-72 (1979).
- 6) Bhanu, B.: Shape Matching of Two Dimensional Objects, *IEEE Trans.*, Vol. PAMI-6, No. 2, pp. 137-155 (1984).
- 7) Bhanu, B.: Representation and Shape Matching of 3-D Objects, *IEEE Trans.*, Vol. PAMI-6, No. 3, pp. 340-351 (1984).
- 8) Hopfield, J. J. and Tank, D. W.: "Neural" Computation of Decisions in Optimization Problems, *Biol. Cybern.*, Vol. 52, pp. 141-152 (1985).
- 9) Marr, D. and Poggio, T.: A Cooperative Stereo Algorithm, *Science*, Vol. 194, pp. 283-287 (1976).
- 10) 佐藤, 粟屋, 田村: 両眼立体視のエネルギー最小化アプローチ: 複数の交錯する表面の知覚, 信学論(D), Vol. 71, No. 2, pp. 315-326 (1988).

付 録

1. 回転パラメータ θ_{LW} の推定式

図 A.1 に示す1点と1方向の対応から θ_{LW} の推定式を導く、画像上の点の同次座標を $i=(u, v, t)$, モデル特徴の点の同次座標を $p=(x, y, z, 1)$ とすると,

$$i = p T_{LW} T_{w1}, \quad (U, V) = (u/t, v/t) \quad (A.1)$$

が成立する。ただし、 (U, V) は、画像平面座標、

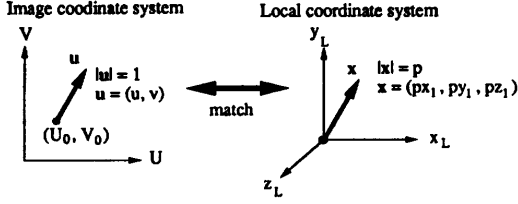


図 A.1 θ_{LW} を推定するための仮対応
Fig. A.1 Tentative match for estimating θ_{LW} .

$$T_{LW} = \begin{bmatrix} \cos \theta_{LW} & 0 & \sin \theta_{LW} & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ -\sin \theta_{LW} & 0 & \cos \theta_{LW} & 0 \\ t_{LW_x} & t_{LW_y} & t_{LW_z} & 1 \end{bmatrix}$$

$$T_{W1} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \cos \alpha & -\sin \alpha & 0 \\ 0 & \sin \alpha & \cos \alpha & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & (s/f) \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

図 A.1 における画像平面上の (U_0, V_0) - (U_0+u, V_0+v) と局所座標系の $(0, 0, 0)$ - (px_1, py_1, pz_1) の対応を仮定すると,

$$t_{LW_x} - a t_{LW_y} + b t_{LW_z} = 0 \quad (A.2)$$

$$-c t_{LW_y} + d t_{LW_z} = 0 \quad (A.3)$$

$$t_{LW_x} - a' t_{LW_y} + b' t_{LW_z} + p(b'x_1 - z_1) \sin \theta_{LW} + p(b'z_1 + x_1) \cos \theta_{LW} = pa'y_1 - c' t_{LW_y} + d' t_{LW_z} + pd'x_1 \sin \theta_{LW} + pd'z_1 \cos \theta_{LW} = pc'y_1 \quad (A.4)$$

$$(A.5)$$

の4つの方程式(下線部は未知数)が得られる。ただし、 $a = sU_0 \sin \alpha / f$, $b = sU_0 \cos \alpha / f$, $c = sV_0 \sin \alpha / f + \cos \alpha$, $d = sV_0 \cos \alpha / f - \sin \alpha$, $a' = s(U_0 + u) \sin \alpha / f$, $b' = s(U_0 + u) \cos \alpha / f$, $c' = s(V_0 + v) \sin \alpha / f + \cos \alpha$, $d' = s(V_0 + v) \cos \alpha / f - \sin \alpha$.

{{(A.4) - (A.2)} * v - {(A.5) - (A.3)} * u} / p, および, $\sin^2 \theta_{LW} + \cos^2 \theta_{LW} = 1$ より, $\sin \theta_{LW}$ に関する2次方程式

$$\begin{aligned} & ((bv - du)^2 + v^2)(x_1^2 + z_1^2) \sin^2 \theta_{LW} \\ & - 2((bv - du)x_1 - vz_1)(av - cu)y_1 \sin \theta_{LW} \\ & + ((av - cu)^2 y_1^2 - ((bv - du)z_1 + vx_1)^2) = 0 \end{aligned} \quad (A.6)$$

が得られる。よって, 図 A.1 の対応から θ_{LW} の推定は, (A.6)式を解くことに帰着できる。(A.6)式の解は, 以下の1)~3)の場合にわかれる。

1) $x_1 = 0$ かつ $z_1 = 0$ のとき, 物体の辺が x - z 平面に“垂直”であることを表し, $av - cu = 0$ のとき対応

は可能で解は不定になり, それ以外のとき不能となる。

2) $d = 0$ かつ $v = 0$ のとき, (U_0, V_0) に対応する視線が x - z 平面に平行であることを表し, $y_1 = 0$ のとき対応は可能で解は不定になり, それ以外のとき不能となる。 $y_1 = 0$ のときは, x - z 平面に平行な辺が偶然, 高さ h のところにある場合に相当する。

3) 1), 2) 以外のときで, $D < 0$ のとき, どのように θ_{LW} を選んでも対応は不可能で, $D = 0$ のときは1個, $D > 0$ のときは2個それぞれ解が定まる。

2. 平行移動パラメータとモデルパラメータの推定式

T_{OW} , T_{OL} , T_{LW} をそれぞれ同次変換行列とすると,

$$T_{OW} = T_{OL} T_{LW} \quad (A.7)$$

が成立する。ただし,

$$T_{OW} = \begin{bmatrix} \cos \theta_{OW} & 0 & \sin \theta_{OW} & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ -\sin \theta_{OW} & 0 & \cos \theta_{OW} & 0 \\ tow_x & tow_y & tow_z & 1 \end{bmatrix}$$

$$T_{OL} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ -P_x & -P_y & -P_z & 1 \end{bmatrix}$$

$$T_{LW} = \begin{bmatrix} \cos \theta_{LW} & 0 & \sin \theta_{LW} & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ -\sin \theta_{LW} & 0 & \cos \theta_{LW} & 0 \\ t_{LW_x} & t_{LW_y} & t_{LW_z} & 1 \end{bmatrix}$$

ここで, (P_x, P_y, P_z) は, モデル特徴の頂点の物体座標系における座標で, 各頂点に記述されている $\mathbf{x} = (x_1, x_2, \dots, x_n)$, $\mathbf{y} = (y_1, y_2, \dots, y_n)$, $\mathbf{z} = (z_1, z_2, \dots, z_n)$ を用い,

$$(P_x, P_y, P_z) = \left(\sum_i x_i P_i, \sum_i y_i P_i, \sum_i z_i P_i \right) \quad (A.8)$$

として, n 個のモデルパラメータの線型結合で表される。(A.7)式より

$$\left. \begin{aligned} t_{LW_x} &= tow_x + P_x \cos \theta_{LW} - P_x \sin \theta_{LW} \\ t_{LW_y} &= tow_y + P_y \\ t_{LW_z} &= tow_z + P_x \sin \theta_{LW} + P_z \cos \theta_{LW} \end{aligned} \right\} \quad (A.9)$$

が得られ, これらを局所座標系の原点と画像上の (U_0, V_0) の対応により得られる (A.2) 式, (A.3) 式に代入することにより平行移動パラメータ $t_{OW} = (tow_x, tow_y, tow_z)$ とモデルパラメータ P_1, P_2, \dots, P_n の推定式

$$\begin{aligned} tow_x - a tow_y + b tow_z + (b \sin \theta_{LW} + \cos \theta_{LW}) P_x \\ - a P_y + (b \cos \theta_{LW} - \sin \theta_{LW}) P_z &= 0 \\ -c tow_y + d tow_z + d \sin \theta_{LW} P_x - c P_y \\ + d \cos \theta_{LW} P_z &= 0 \end{aligned} \quad (A.10)$$

が得られる。

(平成元年2月13日受付)

(平成元年9月12日採録)

**佐藤 嘉伸 (正会員)**

昭和35年生。昭和57年大阪大学基礎工学部情報工学科卒業。昭和63年同大学院博士課程修了。現在NTT ヒューマンインタフェース研究所勤務。工学博士。コンピュータビジョンに興味を持つ。電子情報通信学会, IEEE 各会員。

**田村 進一 (正会員)**

昭和19年生。昭和41年大阪大学基礎工学部電気工学科卒業。昭和46年同大学院博士課程修了。同年同情報工学科助手。昭和51年同助教授。昭和63年同医学部機能画像診断学研究部教授。この間、画像処理、人工知能などの研究を行う。工学博士。昭和58年日刊工業新聞十大新製品賞, Pattern Recognition Society 論文賞, 昭和63年人工知能学会大会優秀論文賞受賞。著書「データ伝送と計算機ネットワーク」, 編著「FA のための画像処理技術」など。電子情報通信学会, TV 学会, 人工知能学会, 認知科学会, IEEE, Pattern Recognition Society, 日本 ME 学会, 医学放射線学会などの会員。