

部分特徴抽出と構造解析に基づく物体検出

佐藤辰雄

機械電子部

Object Detection using Partial Feature Extraction and Structural Analysis

Tatsuo Sato

Mechanics & Electronics Division

要旨

画像の認識において画像中にある特定の物体の検出は古くから研究されており、様々な方法が実現されてきている。一般に物体の検出には、全体を表現するテンプレートやモデルを用いて直接検出する方法と、まず始めにその物体に特徴的な構成要素を検出し、それに基づいて全体を検出する方法が考えられる。人や虫のような生き物などの実対象物の認識では多くの場合、その形状自体が大きく変化することが多い。また複数人物の顔や複数個体の虫などを対象とする場合には個体間の変動も激しい。実対象への応用では、このような変化や変動が画像処理や認識などの問題をより複雑で困難なものにしている。このような場合、大きな変化や変動を吸収しながら全体をうまく表現するテンプレートやモデルを作成すること自体が困難であろうという観点から、本研究では第1段階として対象物体中の特徴的な構成要素の位置の候補を多数抽出し、第2段階として構成要素間の位置関係にどれだけよくマッチするかを選定基準としてそれらの候補の中から最適な組み合わせを探索することにより対象物体を検出する方法を検討した。具体的応用の例として人の顔画像に適用しその検出を行う場合と、虫(蜜柑類の栽培に有害なアザミウマ)の検出を行う場合について実験を行った。

1. はじめに

一般に物体の検出には、全体を表現するテンプレートやモデルを用いて直接検出する方法と、その物体画像中の特徴的な構成要素をまず検出し、それを基準として顔領域を決定する方法が考えられる。

実対象物の認識では、その形状自体が大きく変化していることが多く、このような変動が画像処理や認識などの問題をより複雑で困難なものにしている。

このような場合、大きな変化や変動を吸収しながら全体をうまく表現するテンプレートやモデルを作成すること自体が困難であろうという観点から、本研究では第1段階として対象物体中の特徴的な構成要素の位置の候補を多数抽出し、第2段階として構成要素間の位置関係(構造ルール)にどれだけよくマッチするかを選定基準としてそれらの候補の中から最適な組み合わせを探索することにより対象物体の位置を決定する方法を検討した。

画像から顔を検出するのに同様な部分特徴を使用する考え方や部分モデルと全体モデルによる2段階の処理方式はすでにいくつも提案されている。

たとえば宗^[1]は顔画像を前処理して得たエッジ画像から、PFT と呼ぶモデル化したテンプレートを使って特殊

なマッチングを行い、得られた候補群の中からさらに GFM と呼ぶ各部分特徴点から各特徴点の幾何中心に対して構成されたベクトルの相対長と相対角度で表したモデルにしたがって、最適な組合せを探索する方法で、正立顔画像から目と口の両端、眉の内側端の検出を試みている。

有田^[2]は形状特徴を用いて抽出した領域をノード、領域間の包含関係をリンクとして持つ分割木と、各領域の特徴を表す領域テーブルにより構成されたモデルに基づいて頭部画像から顔、髪、などの領域抽出を行っている。

角^[3]は性質の異なる複数の見え方モデルを並列に適用し最も適合したモデルを解とする手法を用いて、顔部品モデルにより顔部品を抽出し、複数の顔モデルにより顔全体の変化に伴う個々の顔部品の見え方の変化を記述して顔の検出を行った。

Wiskott^[4]は口の両端や鼻、顎、耳の上下端、頭部外周などを含む多数の特徴点の画像の Wavelet 係数の集合をノードに持つ伸縮グラフの最適マッチングに基づいて顔画像データベースの検索を行った。

また、小川^[5]は顔部品を含む部分画像の固有空間を

用いた部分照合と、照合された顔部品から推定した姿勢に基づくボトムアップ・トップダウン解析の逐次繰り返しを用いた構造照合により、正立で正面及び斜め横向きの顔画像から顔部品の検出を行っている。

Wu^[6]は大きさの変化する正立正面顔画像について、顔の候補として予め頭部の上辺、顔の左右端の位置が与えられているとき、顔部品はその外接矩形と一定比率の場所に有るという前提で、水平線分検出フィルタを用いて目、眉、口、鼻を検出し、左右の目と口の中心の3点を端点とするT字型のRFMモデルを用いてその候補が顔であることを確認する方法を提案している。

一方、顔全体や顔部品を一段階で検出しようという研究もあり、Funayama^[7]は Wu^[6]と同様の T 字型のモデルに基づく大域的な制約を Active Net に適用して顔全体及び目、口の検出を行い、Moghaddam^[8]は主成分分析を用いて顔や顔部品手などの検出を行っている。また、松野^[9]はポテンシャルネットと KL 展開を用いて表情の識別を試み、Belhumeur^[10]は判別分析を用いて1種の固有顔を構成し Fisherface と呼んで照明方向にロバストな顔認識を行っている。

本研究は宗^[11]のアプローチと戦略的には類似しているが、モデル化したテンプレートではなく多数の実画像から切り出した部分特徴のサンプル画像から不変特徴を抽出してそれを学習サンプルとし、その固有空間上でマッチングを行なう。これにより位置、角度などの正規化が不要になる。次にこのマッチングにより得られた上位複数候補の中から、顔構造を表現した幾何学的なモデルに基づいて最良の組み合わせを遺伝的アルゴリズム(GA)を用いて探索して顔部品を検出する方式とした。

以下、第2節と第3節では顔画像への適用を例として本手法を詳しく説明し、第4節にその実験結果を示す。第5節では本手法を他の対象へ適用する例として虫(蜜柑類の栽培に有害なアザミウマ)の検出を行う場合についてその概要を説明し、併せて実験結果も示す。

システムの全体概要を Fig.1 に示す。

2. 部分特徴抽出と顔領域切出し

顔を構成する部品としての目、鼻、口を顔部品と呼び、その一部(目、口では両端、鼻では中央下部)を、顔を特徴づける部品の一部という意味で部分特徴と呼び、画像上で部分特徴と最も良く一致する場所を検出することをここでは部分特徴抽出と呼ぶ。顔部品全体を使わずその一部とした理由は、顔の傾きや向きの変化で見え方はかなり変化するが、これらの変化に対してできるだけ頑健に対応したいため、一部を使用することにした。ここで採用した部分特徴の例を Fig.2 に示す。

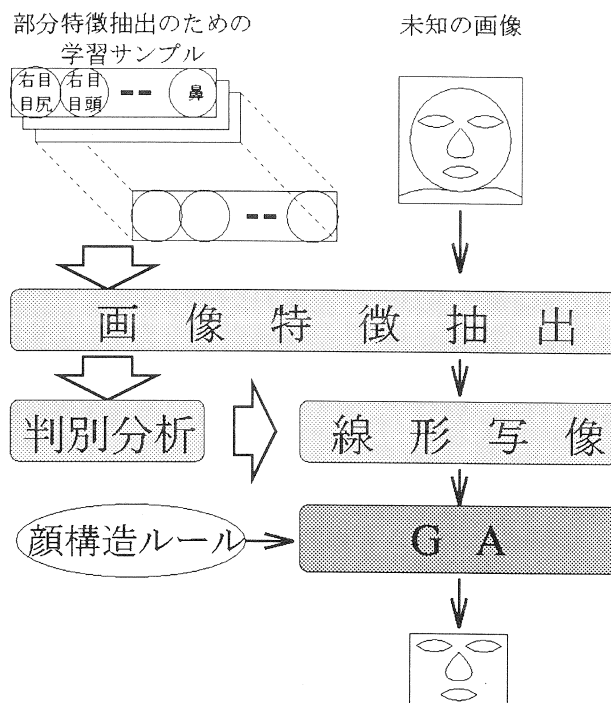


Fig.1 システム概要

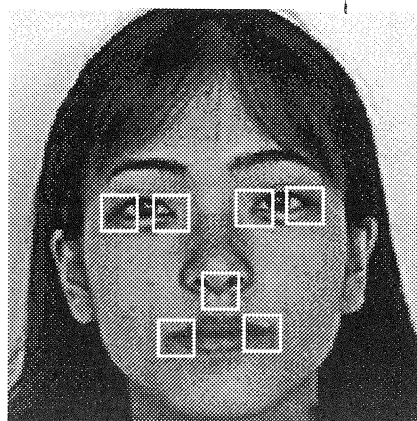


Fig.2 顔部分特徴の例

2.1 高次局所自己相関特徴

パターン認識では画像から抽出する特徴によってシステムの性能が大きく左右される。大津ら^{[12]・[16]}は高次局所自己相関特徴と多変量解析手法を組み合わせることで、2値画像の認識や計測が可能であることを示した。

栗田ら^[17]はそれを濃淡画像に拡張し、顔画像の認識に適用した。さらに栗田ら^[18]はカラー画像に対応する1次までの局所自己相関特徴を使って絵画データベースの検索を行っている。また、赤穂ら^[19]は2値画像の場合について高次局所自己相関特徴から画像の回転に関する不変特徴を構成する方法を示した。

本研究では栗田らのカラー画像に対応する局所自己相関特徴を2次までの高次で使用し、さらに赤穂らの方

法を適用して、回転不変特徴を構成して画像特徴とした。その概要は以下ようになる。

いま画像を $f(t)$ (t は2次元座標 (x, y) を表す)として、 N 次自己相関関数 Γ_N は次式で表される¹¹⁾。

$$\Gamma_N(\tau_1, \tau_2, \dots, \tau_N) = \sum f(t)f(t+\tau_1)\cdots f(t+\tau_N) \quad (1)$$

これは変移 $\tau_1, \tau_2, \dots, \tau_N$ のとり方により無数の可能性があるが、次数を2次 ($N=2$)までとし、範囲を 3×3 局所に限定してシフトにより同じとなるパターンを除けば、パターンの総数は Fig.3 のような 25 通りとなる。ところが、この画像 $f(t)$ はカラー画像であることから

$$f(t) = (r(t), g(t), b(t))^T$$

と表される。ただし $r(t), g(t), b(t)$ は画素 t における赤、緑、青色成分である。したがって(1)式の積をすべての組み合わせによる色成分の積に置き換えれば 0 次の場合を除いて全部で 576 次元(1次のパターン4通りについては2カ所の画素について各 R, G, B 成分の中から重複を許して2つの色成分を取り出す組み合わせでその数は $3 \times 3 \times 4$ 通り、2次のパターン20通りについても同様に $3 \times 3 \times 3 \times 20$ 通りとなり、合計で 576 通り)の特徴が抽出できる。このような関数は以下のように表され、 a, a_1, a_2 の取り方は同様に Fig.3 に従う。

$$\Gamma_{1, f_1 f_2} = \sum f_1(t)f_2(t+\tau_{1a}) \quad (2)$$

$$\Gamma_{2, f_1 f_2 f_3} = \sum f_1(t)f_2(t+\tau_{1a})f_3(t+\tau_{2a}) \quad (3)$$

$$f_1, f_2, f_3 \in \{r(t), g(t), b(t)\}$$

ただし τ_{1a}, τ_{2a} は Fig.3 中 No.a に対応する変移である。

次に赤穂ら¹¹⁾の方法によれば、この高次局所自己相関特徴の $\pi/4$ 回転同値類の和の比は近似的に回転不変となることから、赤、緑、青の組み合わせが同じで、かつ回転同値となるパターンの特徴値の和をとればよい。これにより最終的に 90 次元(1次のパターン No.2 から No.5の和について色成分の取り方の数が 3×3 通りあり、2次のパターンについても3つのグループそれぞれについて $3 \times 3 \times 3$ 通りの色成分の取り方の数がある。従ってその総数は $3 \times 3 + 3 \times 3 \times 3 = 90$ 通り)の特徴が得られる。このような関数は以下のように表せる。

$$\tilde{\Gamma}_{1, f_1 f_2} = \frac{\sum_a \Gamma_{1, f_1 f_2}(\text{No.a})}{\Gamma_{1, f_1 f_2}(\text{No.1})} \quad (4)$$

$$\tilde{\Gamma}_{2, f_1 f_2 f_3} = \frac{\sum_a \Gamma_{2, f_1 f_2 f_3}(\text{No.a})}{\Gamma_{2, f_1 f_2 f_3}(\text{No.1})} \quad (5)$$

$$f_1, f_2, f_3 \in \{r(t), g(t), b(t)\}$$

ただし $\Gamma(\text{No.a})$ の表現は Fig.3 中 No.6 に対応した局所自己相関特徴を表す。加算の範囲は回転同値のグルー

プである。

2.2 パターンマッチング

ここでは画像間距離を画像空間上ではなく、特徴空間上で定義することにより、柔軟なパターンマッチングを実現する。特徴空間は判別分析に基づいて構成し、判別空間上での幾何学距離を画像間の一致度とする。つまり距離に近いほど画像が良く一致(類似)している。

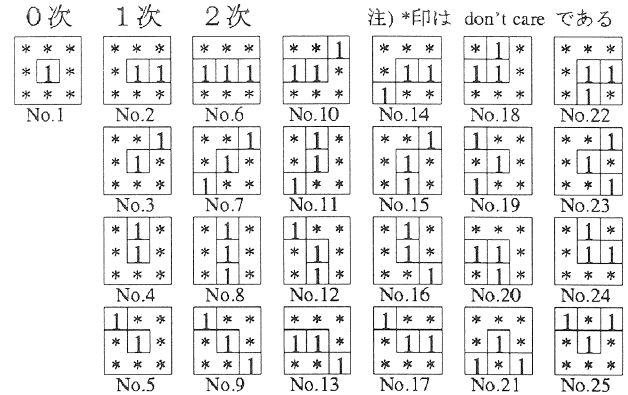


Fig.3 変移の取り方のパターン

3. 構造情報の併用

顔画像に着目すると、目、鼻、口などの顔を構成する部品は一定の位置関係を保っている。これは人物や表情が変わっても大きく変わることはない。したがってこれらの位置関係を顔構造のルールとして用いることができれば、前節のアルゴリズムで得られる画像間距離の近い方から複数を部分特徴の候補とし、このルールに基づいてその中から最適なものを選び出すことができる。

本研究では以下のような簡単なルールを用いた。

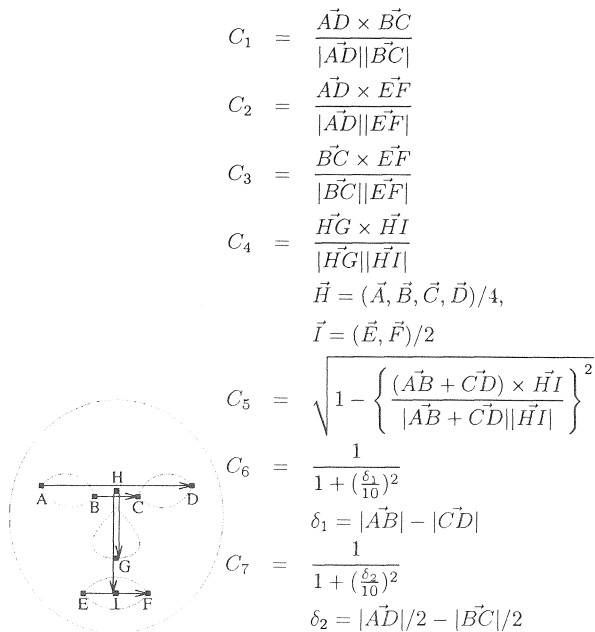
- (a) 左右の目尻を結んだ直線と左右の目頭を結んだ直線とはほぼ重なり、かつ、口の両端を結んだ直線がそれとほぼ平行である。
- (b) 左右の目尻を結んだ線分の中点、左右の目頭を結んだ線分の中点、口の中心、鼻の中心がほぼ1直線上にある。
- (c) 左右の目の横幅がほぼ同じである。
- (d) 目尻同士、目頭同士を結んだ直線がほぼ一致する。

3.1 遺伝的アルゴリズムによる組合せ探索

複数候補の中から、あるルール基準で最適なものを選び出す過程は、候補数や選定対象の種類が少ない場合には全組合せによる逐次探索などの単純な方法を使っても簡単にできるが、候補数や対象数が多くなるといわゆる組み合わせ爆発となり、実用的な時間で行うことは難しい。このような問題に準最適解を手っ取り早く与

える方法として遺伝的アルゴリズム(GA)がある.

生物はその遺伝機構によって進化と環境への適応を可能にし、集団としての頑健性を保っている. GA はコンピュータで問題を解くとき、この生物が進化する過程をまねて解自体を進化させ、解を正解に近づけていく方法で、確率的探索法の一つである. GA の特徴は、一つの処理系(個体)ではなく集団を対象として並列処理を行うこと、処理系群の生成・消滅のダイナミクスとして個体の複製、遺伝子組み替え(交差)、突然変異などの確率的要因を持たせること、評価関数の微分値でなく関数値のみを用いることなどが挙げられる. 複製は個体の適応の度合いに比例した確率で次世代の個体を生成させる規則で、適合度の高い個体の割合を増加させる. 交差は一對の個体とその遺伝子構造の一部を交換するもので、部分構造を保持しながら新しい組み合わせを作り出すことができる. 突然変異は遺伝子構造の一部をランダムに置き換えるもので、全く新しい性質の個体を発生させる. 遺伝子の構造としては、各部分特徴毎に 8bit を与えて画像間距離の順位を書き込み、それをすべての部分特徴について連結したものとした. これにより各部分特徴毎に、距離の近い方から上位 256 位までを探索できる. また、順位と画像上での座標との対応はテーブルで準備しておく.



(a)構造モデル

Fig.4 顔構造モデルと適合度評価関数

適合度評価関数は予備実験により以下のようにした.

$$Fit = C_1 + [C_2] + C_3 + [C_4] + [C_5] + [C_6] + [C_7]$$

ここで $C_1 \dots C_7$ は Fig.4 のとおりである.

4. 実験と結果

実験は、ビデオカメラで撮影した動画像から、フレーム毎に取出したデジタルカラー画像をファイルとして蓄え、それを用いて行った. 入力画像の解像度はすべて 150×150 画素である.

4.1 パターンマッチング

本手法の有効性を確かめるため、回転を含むたくさんのテンプレートを準備したマルチテンプレートによるテンプレートマッチング法および宗らの PFT と比較した.

結果は、パターンマッチングの結果の上位複数候補の中から最適な組み合わせを選択することを考慮して、100 位、200 位、256 位までの候補の中に正しい特徴点が含まれるかどうかを調べ、累積検出率で表した.

テンプレート画像としては、本手法では 10 名各 10 枚ずつの入力画像から部分特徴に相当する部分画像を切り出し学習サンプルとした. マルチテンプレートマッチングでは 10 名各 1 枚ずつの画像から切り出した部分画像を -30° から 30° まで 5° ずつ回転させたものを使用した. 切り出しは人手により行った. 結果を Tab.1 に示す.

Tab.1 部分特徴抽出(累積検出率)

(%) 顔状態	100位まで		200位まで		256位まで	
	平常*	変化+	平常	変化	平常	変化
本手法	99.7	95	100	98	100	98
相関	96.8	75.9	98.1	85.2	98.6	86.9
PFT	82.3	41.3	93.3	57.7	95.7	64

*平常とは正立で表情変化の少ない顔画像で、+変化とは傾いたり笑っているなど表情に変化のある顔をいう.

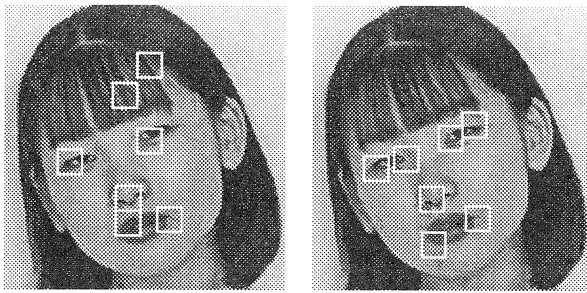
4.2 組合せ探索

前節の実験では同一の顔画像に対して全ての部分特徴が同時に検出されているかどうかは考慮していない. GA を使って構造ルールを適用した場合は同時検出が前提となるので、Tab.1 と比較して見劣りする結果となるが、実験結果は Tab.2 のようになり、かなりよく抽出されている.

Tab.2 GA を用いた最適探索

平常	変化	総合
96.8	92	96.3

上記の例でパターンマッチングだけで検出する場合と、GA により下位候補の中から正しい部分特徴が抽出された結果を Fig.5 に示す.



(a) マッチング 1 位 (b)GA による最適探索

Fig.5 部分特徴抽出結果の例

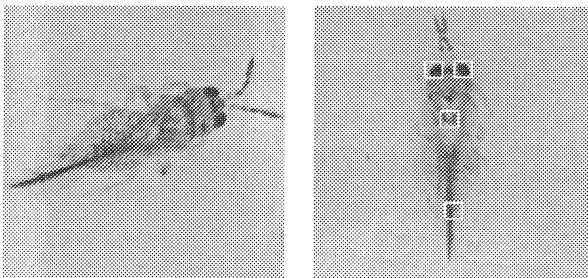
5. 虫画像への適用

本手法は判別分析で用いる部分特徴の学習サンプル画像と、GA を用いて行う組み合わせ探索の構造モデル(適合度評価関数)が準備できれば本質的には汎用的に使用可能と考えられる。そこで他の対象への応用も試みた。

本手法を他の対象に応用する例として、トラップ(粘着シート)に捕獲した害虫(柑橘類に有害なアザミウマ)を検出する実験を行った。これについて以下にその概要を説明し、併せて実験結果も示す。

5.1 虫の構造モデルと適合度評価関数

ここで用いる虫画像の例と、本手法を適用するための部分特徴をそれぞれ Fig.6 の(a), (b)に示す。



(a) 虫画像の例 (b) 部分特徴

Fig.6 虫画像例と部分特徴

虫検出のための構造ルールとしては以下の様な簡単なものを適用する。

- (1) 両目を結んだ線と体の中心線とはほぼ垂直である。
- (2) 体の中心線はほぼ直線(頭, 胸, 背中, 尾などが同一直線上)である。

このときの適合度評価関数と構造モデルは Fig.7 である。

5.2 実験結果

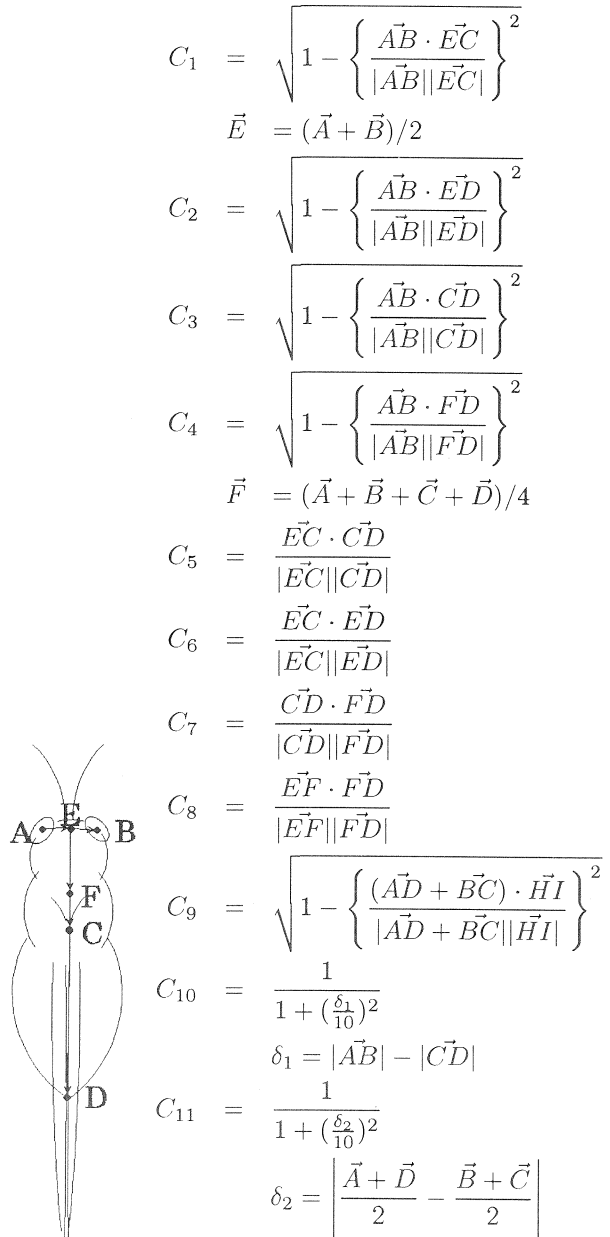
部分特徴の学習サンプルは、虫がつぶれたりしていないほぼ正常な画像 100 枚から、それぞれの部分特徴に該当する部分画像を人手により切り出し、使用した。

検出実験の対象画像は学習サンプルを切り出した画

像も含めて、250 枚の画像があり、そのうち虫の姿にほとんど変形などがなくかつゴミの付着などもない画像(正常画像)が 88 枚、虫がつぶれているといったような何らかの変形やゴミなどの認められるもの(異常画像)162 枚となっている。

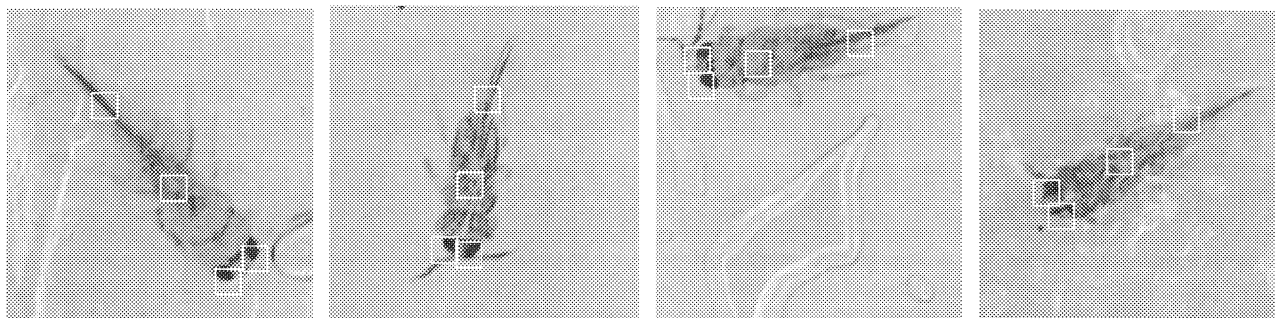
このときの部分特徴の画像サイズは 20×20 画素で、検出対象画像の解像度は 256×256 画素である。

検出率は Tab.3 の様になった。検出結果の画像例を Fig.8 に示す。

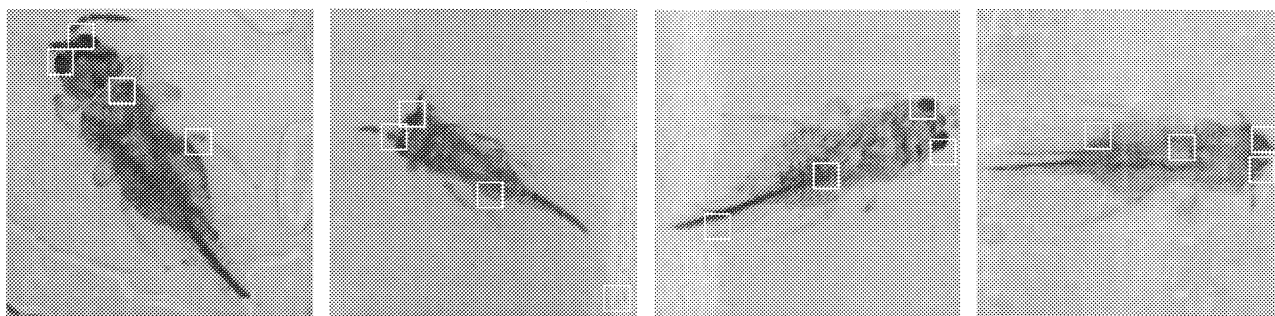


(a)構造モデル

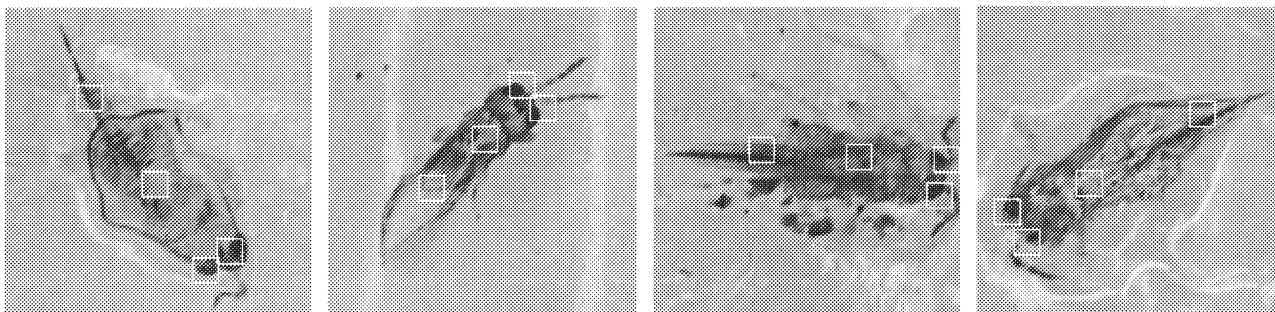
Fig.7 虫検出構造モデルと適合度評価関数



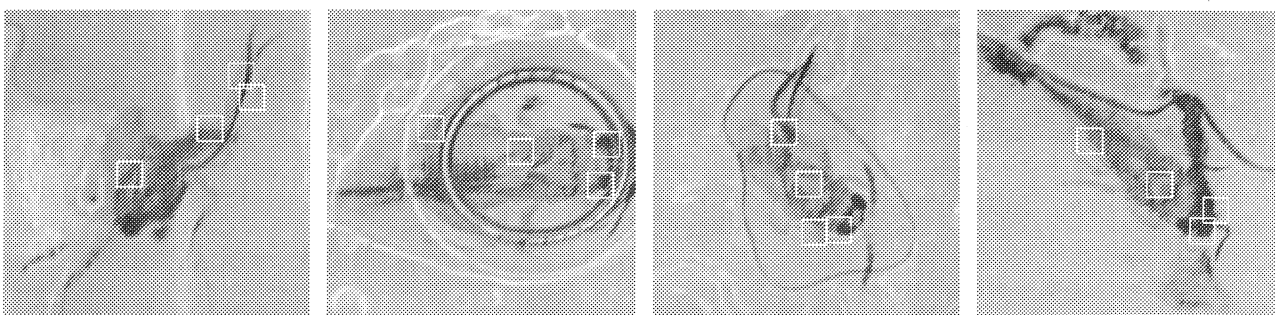
(a) 正常画像で正しく検出された例



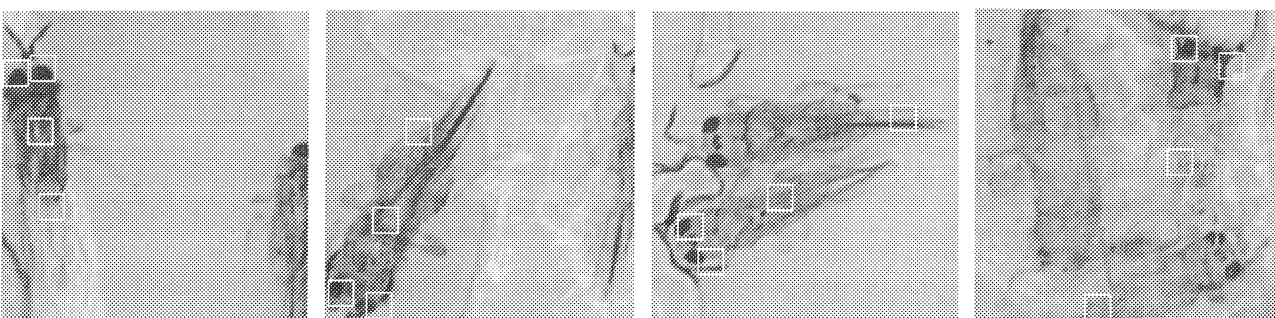
(b) 正常画像で誤検出された例



(c) 異常画像でも正しく検出された例



(e) 異常画像で誤検出された例



(f) 同一視野内に虫が複数見える例

Fig.8 虫検出結果の例

Tab.3 虫検出率

	正常画像	異常画像
部分特徴(個別)	94.9	65.9
虫検出(同時)	89.8	51.2

6. まとめと考察

物体検出の方法として部分特徴の候補を複数抽出し、これらの中から最適な組み合わせを探索する方法を検討した。

部分特徴の抽出には画像空間上で行ういわゆるテンプレートマッチングを行うのではなく、カラー画像に拡張した高次局所自己相関特徴を基に構成した回転不変量を画像特徴として、判別分析により(判別)特徴空間を構成し、その特徴空間上でパターンマッチングを行う方法を用いた。

パターンマッチングについては、本手法と、回転を含む多数のテンプレートを準備したいわゆるマルチテンプレートによるテンプレートマッチング、および PFT について部分特徴の検出率を比較し、本手法の優位性を確かめた。

また、パターンマッチングだけで検出しようとすると、十分な性能が得られるとは限らないが、部分特徴の位置関係を表した構造モデルにしたがって上位複数候補の中から GA を用いて良さそうな組み合わせを探索する手法を採用した。これにより、画像情報だけでなく構成要素間の構造情報も併用することができる。

応用例として人の顔の検出と虫の検出の実験を行った。

顔の検出では、通常は隠れたりすることの少ない目、鼻、口の一部を部分特徴とした。ここで使用した部分特徴は、目を伏せたり、見開いたり、閉じたり、あるいは口をパクパクさせたり、といった具合に、比較的变化が激しいため、一般には検出が難しいが、本手法ではその変化の度合いが大きくなければ顔の向きや傾き、表情などの変化した顔にもある程度柔軟に対処できている。しかし、たとえば左右に約30°程度以上横向きであるなど変化の度合いが激しい場合には検出率は著しく低下した。これはおそらく構造モデル自体がこのような状況に対応していないためと思われ、その解決には横向きのための構造モデルなども用意して、角^[3]が指摘しているように複数種類の構造モデルを併用することも今後検討しなければならない。

虫の検出では、目などの構成要素自体が虫の体全体の大きさに比べて極端に小さいことから、顔の場合のようにその一部をとることは極めて難しかったため、目、背中

の一部、尾の一部などを部分特徴として用いた。

実験の結果は十分良い検出率とはなっていないが、これは構造モデルが、単純すぎて十分な制約条件を与えていない可能性が考えられる。そのほかにも使用した虫のサンプル自体がかなり古くて良い保存状態ではなかったこと、粘着トラップの表面に透明フィルムが張られていてその影響で虫がつぶれていたり、変形していたり、表面が反射により光っていたりしたこと、画像自体がノイズがあったりボケていたりすることなどの悪条件も影響しているようである。

これらの点に関しては良好な虫サンプルが得られた時点で再度実験してみる予定である。

また本手法は、

- (1) 部分特徴の学習サンプル、
- (2) 対象物の構造モデルと適合度評価関数

が適用対象毎に異なるため、構造モデルと評価関数は特に設定問題毎に設計する必要があるものの、これらが準備できればどんな対象物にも応用できる汎用性を持っていると考えられる。

また構造モデルと適合度評価関数の設計については、現在のところどのように設計すれば最適となるかという明確な指針は得られていないが、部分特徴を結ぶ線分間で直角とか平行といった比較的直感的でかつ割と簡単なルールの記述でも実験的には有る程度の成果が得られており、このあたりを今後検討することによりさらに改善していくことも可能と思われる。

構造ルールに基づく組合せ探索の過程で、ある部分特徴について上位 256 候補の中に正しいかまたはほぼ正しい候補が挙がっていなかった場合にはこの処理は破綻する。実際失敗例を調べていくと、多くがそのような状況で検出に失敗している。そこでこのような場合にも残りのいくつかの正しい部分特徴の組からより最もらしい組合せを探し出せるような技術を検討する必要がある。それを実施するには例えば Wu^[6]の研究のような顔位置の妥当性に関する検定の手法も必要となる。今後研究していきたい。

GA の適用方法に関して、本研究ではパターンマッチングによりまず部分特徴の候補を複数抽出し、それらの候補の中から構造モデルに基づいて最適な組み合わせを探索する手順を用いたが、逆に構造モデルに基づいて全画素を探索しながら、パターンマッチングにより部分特徴との適合度を評価する手順も考えられる。今後の課題としてこのような手順についても研究していく予定である。

文 献

- [1]宗, 徐, 李, 辻:“部分特徴テンプレートとグローバル制約による顔器官特徴の抽出”, 信学論(D-II), J77-D-II, 8, pp. 1601-1609(1994-08).
- [2]有田, et.al:“階層的対象物モデルを利用した画像認識システム—画像認識における領域の形状特徴の利用—”, 信学技法, PRMU97-69, pp.95-102(1997-07).
- [3]角, et.al:“分散型2次元見え方モデルに基づく顔画像の解析”, 電子情報通信学会論文誌, Vol. J77-D-II, No.12, pp.2342-2352(1994-12).
- [4]Laurenz Wiskott, et.al:“Face Recognition by Elastic Bunch Graph Matching”, IEEE PAMI Vol.19, No.7, pp.711-720(1997-07).
- [5]小川, et.al:“部分照合と構造照合の統合による向き不定顔の単眼視構造解析”, 信学技報, PRMU97-160, pp.61-68(1997-11).
- [6]Haiyuan WU, Masahiko Yachida et.al:“Facial Feature Extraction and Face Verification”, IEEE Proc. of ICPR'96, pp484-488.
- [7]Ryuji Funayama, et.al:“Facial Component Extraction by Cooperative Active Nets with Global Constraints”, IEEE Proc. of ICPR'96, pp.300-304.
- [8] Baback Moghaddam: “Probabilistic Visual Learning for Object Representation”, IEEE PAMI Vol.19, No.7, pp.696-710(1997-07).
- [9] 松野, et.al:“ポテンシャルネットとKL展開を用いた顔表情の認識”, 電子情報通信学会論文誌 Vol. J77-D-II, No.8, pp.1591-1600(1994-08).
- [10] Peter N. Belhumeur, et.al:“Eigenfaces vs. Fisherfaces: Recognition Using Class Specific Linear Projection”, IEEE PAMI Vol.19, No.7, pp.711-720(1997-07).
- [11] Mclaughlin J.A. and Raviv J. :“N-th order autocorrelations in pattern recognitions”, Information and Control, 12, pp.121-142(1968).
- [12]大津, 島田, 森:“N次自己相関マスクによる図形の特徴抽出”, 信学技報, PRL78-31(1978).
- [13]大津:“パターン認識における特徴抽出に関する数理的研究”, 電総研研究報告, 818(1981).
- [14]大津:“適応学習型高速画像計測認識システム”, 映像情報, Vol.21, No.5, pp. 41-46(1989).
- [15]栗田, 大津:“高次局所自己相関特徴に基づく適応的画像計測”, 第4回産業における画像センシング技術シンポジウム講演論文集(1989).
- [16]大津, 栗田:“パターン認識--理論と応用--”, 朝倉書店(1996).
- [17] T.Kurita, N.Otsu, T.Sato:“A face recognition method using higher order local autocorrelation and multivariate analysis”, Proc. of 11th IAPR Intl. Conf. on Pattern Recognition, Vol.II, pp. 213-216(1992).
- [18]栗田, 加藤, 福田, 坂倉:“印象語による絵画データベースの検索”, 情処論, Vol.3, No.11, pp.1373-1383(1992).
- [19]赤穂, 佐藤, 関田, 梅山, 大津:“高次自己相関関数を用いた図形の位置・大小および回転不変な特徴量の構成”, 電子情報通信学会春季全国大会 (1991).
- [20]佐藤, 三浦, 福田, 大城, 遠藤:“部分特徴を用いた顔領域検出と顔画像の認識”, 信学技報, PRMU97-70, pp. 103-110(1997-07).