遺伝的アルゴリズムを用いた有効画像特徴量学習による物体認識

学生員	後藤	邦博	(岐阜大学)
正員	斉藤	文彦	(岐阜大学)
正員	山本	和彦	(岐阜大学)

Object Recognition by Learning Effective Image Features Using Genetic Algorithm

Kunihiro Goto (Gifu University), Fumihiko Saitoh (Gifu University), Kazuhiko Yamamoto (Gifu University)

This paper proposed a method to recognize the kind of an object and to determine the location of the object in a gray-scaled image. The kind, location and pose of an object are unknown under the general environment. In the object recognition, typical image features that can represent the characteristics of an object must be used. But it is generally difficult to determine effective image features for object recognition. Therefore, the genetic algorithm is applied to determine the combination of effective image features and their weights automatically in the proposed method. The relative weights of effective image features are determined in the candidates of general image features. The weights of the candidates of image features are represented as an individual chromosome. An individual fitness is evaluated by the discriminant analysis using the total difference of image features between the area including an object and other areas. The experimental results show that the combination of the effective image features and their weights were determined automatically and the objects were recognized successfully using the combination.

キーワード: 遺伝的アルゴリズム, 物体認識, 特徴量学習, 判別分析法

Keywords: genetic algorithm, object recognition, features learning, discriminant analysis

1. はじめに

我々の周辺環境には、日常の生活に必要な多くの物品が存在し、これらの物品を利用するために、視覚によって各種の物品の種類を判別し、また、位置を確認している。将来、画像処理技術を用いて、人間が円滑に行動するための支援システムを実現するためには、各種の物品の種類と位置を画像処理によって認識する技術が必要と考えられる⁽¹⁾⁻⁽¹³⁾。

本論文では、濃淡画像の中から、複数の対象物体の種類を判別し、また、画像内におけるこれらの物体の位置を検出するための手法を提案する。画像内から、特定の対象物体を発見するためには、その物体の種類を識別し、位置を求める必要がある。本論文では、指定した対象物体を画像内から検出する処理を認識と呼ぶことにする。一般的な環境下では、認識すべき物体の種類、位置、および姿勢は不定であるため、これらの変化に対応できる手法が必要となる。また、認識すべき対象物体にとって背景ノイズとなる無関係な物体が雑然と存在している場合が多いため、対象物体とシーンの他所とを正確に識別することが可能な手法が必要となる。濃淡画像内から各種の対象物体を認識する場合、その対象物体に特有な特徴量を用いた認識手法が有効と考えられる。しかし、対象物体によって、一般的に認識に有効な特徴量の種類や数、および各特徴量の重みは異なる。従って、様々な物体に対応可能な認識システムを構築するためには、これら認識に有効な特徴量を自動的に学習する手法が求められる。

本研究では、物体の種類や姿勢が変化しても追従可能な認識システムを構築するために、遺伝的アルゴリズム(GA: Genetic Algorithm)⁽¹⁾⁻⁽⁴⁾を用い、複数の特徴量候補の中から、対象物体が持つ特有の画像特徴量を自動的に選択し、各特徴量の重みを決定する。各々の特徴量候補の重みを個体の染色体によって表現し、対象物体とシーンの他所との特徴量の相違から各個体の適応度を求める。GAを用いることによって、物体ごとに認識に有効な特徴量とその重みが自動的に設定され、また、その特徴量に関する学習結果を用いて各種の物体の認識が可能であることを実験によって示す。

2. 従来の物体認識手法

一般的な濃淡画像内から、特定の対象物体を認識する方法としては、テンプレートマッチングが簡便かつ代表的な手法である⁽⁵⁾⁻⁽⁷⁾。しかし、対象物体は、テンプレートに対して正立していることが条件であり、また、2次元的位置変化にしか対応できないという制限がある。

次に、モデルベースマッチングによる物体認識手法⁽⁸⁾⁻⁽¹³⁾が提案されている。モデルベースマッチングは、物体の姿勢変化の影響を受け難い適切な特徴量を使用することによって、3次元の姿勢変化への対応も可能となる。しかし、一般的に、対象となる物体の認識に有効な特徴量は、人間が明示的に与える必要がある。ところが、物体から得ることのできる画像特徴量は多種であるため、認識に有効な特徴量の選択作業は、その物体に対する知識や試行錯誤が必要となる。

図1 有効画像特徴量学習
Fig.1 Learning effective image features

また、このような作業を計算機によって実行しようとする場合、選択すべき特徴量の種類および数が不定であるため、適切な特徴量を選択するためには、膨大な計算コストを要することが問題となる。更に、物体の種類が変化した場合は、再度特徴量を設定する必要がある。

他の物体認識手法としては、工業用部品を対象に、エッジ情報から得られる線分と円弧の特徴を用いた手法が提案されているが⁽¹¹⁾、物体の形状特徴を表現する図形の種類が限定されているため、より一般的な物体認識に適用する場合、汎用性に欠ける可能性があると考えられる。

本論文で提案する手法では、GA を用いて対象物体の認識に有効な特徴量を選択し、更に、各特徴量の重みも決定する。特徴量をGAによって選択する研究としては、医用画像における領域分割への適用例⁽¹⁴⁾が報告されているが、特徴量の重みに関しては考慮されていない。本手法では、GAにより、特徴量の種類だけではなく、特徴量間の重みも自動設定する。

3. GAによる特徴量学習

図1は、本手法における特徴量学習の例を示す。ここでは、①～⑩までの10種類の特徴量候補の中から、物体(I)および物体(II)の認識に有効な特徴量と各特徴量の重みを設定することを考える。例えば、物体(I)では、①、⑧、⑨が有効な特徴量として選択され、それぞれ0.6, 0.2, 0.2の重みが設定される。また物体(II)では、②、④、⑥、⑧が有効な特徴量として選択され、それぞれ0.4, 0.2, 0.35, 0.05の重みが設定される。一般的に、各種の物体の認識に有効な特徴量を明示的に決定することは容易ではない。上記のように、多くの特徴量候補の中から、ある物体の認識に有効な特徴量を選択し、またその特徴量の重みを決定したい場合、その解候補は膨大な探索空間内に存在することになる。本手法では、認識に有効な特徴量とその重みを効率的に設定するために、大域的な探索能力に優れているGAを用いる⁽¹⁾⁻⁽⁴⁾。

GAを具体的な課題に適用するためには、個体の染色体の表現方法、適応度の評価方法、各種の遺伝的操作を設定する必要がある。また、本手法では、複数の特徴量による物体認識を行うため、特徴量候補の設定も重要な要件となる。以下に、GAによる特徴量学習手法について、具体的に述べる。

3.1 特徴量候補の設定

画像から得られる特徴量は多いが、これらの中から、幅広

い種類の物体の認識に適用でき、しかも各物体に特有な特徴を表現できる画像特徴量を候補に挙げることが重要となる。

物体認識において、物体形状を表す画像情報は、認識に有効な特徴量のひとつと考えられる。そこで、物体形状を表す画像情報として、エッジ画素間の位置関係や各エッジ画素における2次元的方向成分から得られる特徴量を多く候補として挙げる。また、より大域的な情報として、エッジ方向の分布を表すヒストグラムから得られる特徴量も候補とする。更に、画像の濃淡情報から得られる特徴量も物体認識に重要と考えられる。ここでは、エッジおよび濃淡情報に関する代表的な特徴量として、計12種類を挙げることにする。特徴量は、画像から切り出された定形の矩形内で求める。矩形の切り出し方法については3.3節で具体的に述べる。

以下に、それぞれの特徴量候補について説明する。なお、エッジ画像とは、濃淡画像に対してPrewittオペレータを実行した結果を判別分析法⁽¹⁸⁾によって2値化し、更に非極大値の抑制化⁽¹⁹⁾によってエッジ強度が極大となるエッジ画素を抽出した結果画像とする。また、エッジ方向の分布を表すヒストグラムでは、エッジ方向 ϕ と $\phi+\pi$ は同一方向と見なし、方向角度に関する分解能は90、また、各方向角度に関する出現率は、全体で1となるように正規化を施している。以下に示す特徴量候補の(a)から(i)までは物体の形状を表すための特徴量、(j)と(k)は濃淡情報に関する特徴量である。

(a) 曲率分散

例えば鍵のように、曲線と直線の入り混じった輪郭を持つ物体では、エッジにおける曲率のばらつき具合が大きくなると考えられる。そこで、物体の大域的な形状を表す情報として、エッジ部分における曲率の分散値を特徴量候補として挙げることにする。曲率は、注目するエッジ点周辺のエッジ方向の標準偏差として求め、画像全体における曲率の分散値を特徴量候補とする。

(b) エントロピー^{(15),(16)}

全体に丸みを帯びた物体では、輪郭部分のエッジ方向が全方向に向く傾向が強いため、エッジ方向の分布を表すヒストグラムのエントロピーは大きくなる。そこで、次式によって求められるエントロピーの値を特徴量候補とする。

$$E = - \sum_{l=1}^{90} p(l) \log_{10} p(l) \quad (1)$$

ここで、 $p(l)$ は、エッジ方向の分布を表すヒストグラムの l 番目のデータ値を意味する。

(c) エネルギー⁽¹⁵⁾

全体の形状が四角形や三角形のような角張った物体では、エッジ方向はある一定の方向に偏るので、エッジ方向の分布を表すヒストグラムのエネルギーは大きくなる。そこで、次式で求められるエネルギーの値を特徴量候補とする。

$$G = \sum_{l=1}^{90} p^2(l) \quad (2)$$

(d),(e),(f) ピーク数

物体の輪郭形状を知る手がかりとして、エッジ方向の分布を表すヒストグラムにおけるピーク数がある。例えば、正方

図2 エッジ方向ヒストグラムのピーク
Fig.2 Peaks of edge direction histogram

形の物体ではピーク数は2, 三角形の物体ではピーク数は3となる。ピーク数は、ある程度の長さを持った輪郭線をグループ化した数を表すことになる。多くの物体では、ヒストグラムのピークとして表れる線分の本数はそれほど多くないと考えられるので、図2に示すように、上位の値を持つ4つのピークを検出し、各ピーク値を P_1, P_2, P_3, P_4 とする。そして、各ピーク値の差異を表す次の各値を求める。

$$\begin{aligned} R_1 &= 1 - P_2/P_1 \\ R_2 &= 1 - P_3/P_2 \\ R_3 &= 1 - P_4/P_3 \end{aligned} \quad (3)$$

R_i の値が大きいくほど、つまり隣り合うピーク値の差異が大きいくほど、ピークの数はいである可能性が高いことになる。例えば、図2の場合、実際のピークは、 P_1, P_2, P_3 の3つと考えられる。この時、(3)式の R_1, R_2 の値は小さいのに対し、 R_3 の値は大きい。つまり、ピーク数が3であることを表している。このように、(3)式を評価することによって、ヒストグラムのピーク数を求めることができる。ここでは、各々のピーク数を表す尺度として、 R_1, R_2, R_3 の各値を特徴量の候補(各々、(d)ピーク1, (e)ピーク2, (f)ピーク3)とする。

(g) 直角度

次に、エッジ方向の分布を表すヒストグラムにおけるピーク間の距離も重要な特徴量と考えられる。例えば、全体の形が長方形のようにすべての角が直角である物体の場合、2組の平行線が存在するため、ヒストグラムのピークは2つになる。このような物体では、エッジ方向の分布を表すヒストグラムの第1と第2のピーク間距離は、ほぼ90度になる。ここでは、2つのピーク P_1, P_2 がそれぞれヒストグラムの l_{P1}, l_{P2} 番目の要素のデータ値である時、次式によるピーク間距離 T を特徴量候補として挙げることにする。

$$T = 1 - \{ |45 - |p(l_{P1}) - p(l_{P2})|| / 45 \} \quad (4)$$

なお、0から π までのエッジ方向の分解能を90に設定したため、上式では90度を表す定数が45となっている。

(h) エッジ長

形状の大きな物体、あるいは輪郭形状が複雑である物体は、一般的にエッジ部分が長くなるため、エッジ画素の数が多くなる。このような対象物体を表す特徴量候補として、次式に示すエッジ長 L を挙げることにする。

$$L = 1 - 1/N_e \quad (5)$$

選ばれた特徴量(重み)
対象物体
・ピーク2 (0.6)
・直角度 (0.4)

図3 誤認識の例
Fig.3 Example of wrong recognition

図4 矩形枠上の濃度分布

Fig.4 Distribution of brightness on frames of rectangles

ここで、 N_e は矩形内に含まれるエッジ画素の数である。

(i) 距離分散

物体の輪郭部分の一部が大きく窪んでいる場合、物体の重心から輪郭を表すエッジまでの距離の分散は大きくなると考えられる。このような物体では、すべてのエッジ画素の重心位置から各エッジ画素までの距離の分散値が大きくなるため、この分散値を特徴量候補として挙げることにする。

(j),(k) 濃淡情報⁽¹⁵⁾⁻⁽¹⁷⁾

以上に述べた(a)から(i)は、すべて物体形状に関する特徴量である。しかし、このような形状特徴だけでは、物体固有の特徴を十分に表現できない場合があると考えられる。そこで、画像内の濃淡情報から得られる特徴として、濃淡ヒストグラムから得られるエネルギーと分散値(それぞれ、(j)濃度エネルギー、(k)濃度分散)を特徴量の候補として挙げることにする。

(l) 矩形枠上の濃度分散

以上に述べた(a)から(k)までの特徴量を用いて認識を行う場合、目的とする物体全体を囲む領域から得られる特徴量と、シーン内における他物体の一部、あるいは目的とする物体の一部を含む画像領域から得られる特徴量が類似する場合があり、これらが誤認識の原因となりえる。図3は、このような誤認が発生する例を示す。この場合、対象物体として、正方形の認識に有効な特徴量をピーク2かつ直角度と学習したが、同じピーク2かつ直角度の特徴を持つ点線の矩形で囲まれた直角三角形の一部を誤認識する危険性がある。このような誤認を回避するために、次の特徴量を加える。図4(i)は、

図5 染色体の表現方法
Fig.5 Representation of chromosome

対象物体を囲む矩形の下辺上の濃度変化を示しているが、矩形内に物体全体が収まっている場合は、矩形枠上の濃度変化は比較的小さいと考えられる。一方、矩形内に物体の一部だけが含まれる場合は、図4(ii)に示すように、矩形の枠上に物体が存在するため、矩形の辺上を走査すると大きな濃度変化が観測される。すなわち、矩形枠上の濃度変化の状態から、矩形内に物体が収まっているか否かを判定できると考えられる。そこで、次式によって求められる矩形の枠上に位置する全画素の濃度の標準偏差を特徴量の候補とする。

$$Q = 1 - \sqrt{\sum_{i,j \in V} \{f(i,j)/255 - f_d/255\}^2 / N_V} \quad (6)$$

ここで、 V は矩形の枠上に位置する画素の集合、 $f(i,j)$ は V に含まれる各画素の濃度値、 N_V は V に含まれる画素数、 f_d は V に含まれる全画素の平均濃度を意味する。なお、定数255は、濃度の最大値である。

以上に述べた(a)から(l)の特徴量は、すべて0から1までの範囲内の値に正規化を行い、値が高いほど各々の特徴を顕著に表しているとする。

3.2 染色体のコーディング

次に、GAによって進化される集団を構成する各個体の染色体を定義する。染色体には、課題の解をコーディングする必要があるが、ここでの解は、ある物体の認識に有効な特徴量を選択することと、選択された各特徴量の重みを求めることである。本手法では図5に示すように、3.1節で述べた12種類の各特徴量候補の重みを各々4ビットで表現することにする。従って、染色体長は48ビットになる。このような染色体のコーディング方法を採用することによって、特徴量候補の選択と各特徴量の重み設定の双方を行うことが可能となる。すなわち、ある特徴量の重みが0の場合は、その特徴量を使用しないことを意味する。なお、特徴量の学習および認識の際は、すべての特徴量候補の重みの総和が1となるように、各特徴量の重みを線形変換する。すなわち、ある特徴量 n の重み W_n は、次式によって求める。

$$W_n = w_n / \sum_{n=1}^{12} w_n \quad (7)$$

ここで、 w_n は、染色体が表す特徴量 n の4ビットによる重みを意味する。なお、GAにおける進化の第1世代では、すべての個体の染色体には、ランダムな重みを設定する。

3.3 適応度の評価

次に、各個体の適応度を評価する。本手法では、ある個体の染色体情報が表す特徴量候補の重みの組合せが対象物体の認識に有効であるほど、その個体には高い適応度を与える。

図6は、個体の適応度の評価方法を示す。まず、認識すべ

図6 適応度の評価
Fig.6 Evaluation of fitness

き対象物体を含む学習用画像を複数枚準備し、マウスを用いて、各学習用画像から正確に対象物体領域を、すべて同じサイズの矩形によって切り出す。そして、各矩形について、3.1節で述べた12種類の特徴量候補の値を求める。次に、学習用画像内から、今度は対象物体を含まない複数の領域をランダムに切り出す。この場合、矩形のサイズは、先程対象物体を切り出した矩形のサイズと同一とする。この作業を各学習用画像について行い、対象物体を含まない矩形についても12種類の特徴量候補の値を求める。なお、各矩形内で求められた特徴量候補 n に関する特徴量の値を F_n とする。以上の操作をGAの前処理として行う。

次に、GAの中で、前処理で得られた各特徴量候補の値 F_n と、ある個体の染色体情報から得られた各特徴量候補の重み W_n の積を加算した総合特徴量 h を次式によって求める。

$$h = \sum_{n=1}^{12} F_n \cdot W_n \quad (8)$$

そして、対象物体を囲む矩形領域から得られる総合特徴量の組をクラスA、対象物体以外を囲む矩形領域から得られる総合特徴量の組をクラスBとし、判別分析法⁽¹⁸⁾を用い、これら2つのクラスを分離する。判別分析法によって求められるクラス分離度が高いほど、その個体の染色体が表す各特徴量の重みは、認識に有効であると考えられることができる。従って、個体の適応度として、判別分析法によって求められるクラス分離度を直接用いることにする。

3.4 進化方法

GAにおける集団の進化方法には、ランク方式を用いる⁽⁹⁾。進化の各世代において、集団内の全個体の中で、適応度が上位 $S\%$ の個体だけを次世代に存続させる。一方、適応度が下位 $(100-S)\%$ の個体は、集団から淘汰する。そして、存続を許可した上位 $S\%$ の個体間の交叉によって、淘汰した個体と同数の個体を増殖させる。

3.5 交叉と突然変異

交叉には、一般的な2点交叉法を用いる⁽¹⁾⁻⁽⁴⁾。交叉の結果、異なる染色体情報を持つ2種類の子供個体が生成されるが、双方の子供個体の適応度を求め、高い適応度を持つ子供個体だけを集団に増殖させる。また、突然変異には、一般的なビット反転方式を用いる。

図7 対象物体
Fig.7 Recognition object

表1 特徴量学習結果

Table 1 learning results of features

A	使用特徴量	ピーク1	濃度分散	枠の濃度分散	距離分散
	重み	0.18	0.04	0.65	0.13
B	使用特徴量	曲率分散	ピーク2	直角度	枠の濃度分散
	重み	0.09	0.22	0.04	0.65
C	使用特徴量	曲率分散	エントロピー	ピーク3	濃度分散
	重み	0.05	0.05	0.18	0.67

3. 6 終了条件

以上に述べた遺伝的規則に基づくGAを適用し、集団進化の中で、各世代において最大適応度を持つ個体を抽出する。そして、最大適応度がある世代の間、一定値を保った時点で、進化が終了したと見なし、この時点で最大適応度を持つ個体の染色体を解とする。

4. 実験と結果

以上に述べた手法を用い、各種の物体について特徴量を学習し、また、その学習結果を用いて認識実験を行った。

4. 1 実験条件

対象物体は、図7に示すA, B, Cの3種類とした。これらの物体が含まれる対象画像のサイズは480×640画素であり、画像内から100×100画素のサイズの矩形によって物体領域が切り出される。3.3節で述べた対象物体を含まない矩形領域は、30枚の学習用画像内から、計300個所をランダムに切り出した。GAにおける各パラメータは、集団内の個体数10000、次世代への生存率50%、突然変異率0.1%とし、GAの終了条件は、過去10世代の最大適応度が一定値を保った時点とした。

4. 2 特徴量学習結果

3章で述べた手法を用いて、特徴量の学習実験を行った。A, B, Cの各物体について、特徴量候補の中から認識に有効と考えられる特徴量の重みをGAによって求めた結果、最終的に0より大きい重みが得られた特徴量を表1に示す。物体の種類に応じて、異なる特徴量とその重みが設定されていることが分かる。図7に示した各物体の形状と比較すると、3.1節で述べた特徴量候補の中で、物体Aでは、2つの突出した部分の平行な輪郭線部分が(d)ピーク1によって表現され、また、大きく窪んだ全体の形状が(i)距離分散によって表現されている。また、物体Bでは、長方形の2組の平行な輪郭線が(e)ピーク2によって表現され、全体の形状が(a)曲率分散および(g)直角度によって表現されている。更に、物体Cでは、六角形を表す3組の平行な輪郭線が(f)ピーク3によって表現され、中心の穴の部分が(b)エントロピーによって、また、全体の形状が(a)曲率分散で表現されている。なお、(k)濃度分散および(l)矩形枠上の濃度分散は、矩形内全体的特徴を表現して

図8 世代数と最大適応度との関係

Fig. 8 Relation between generation and the maximum fitness

図9 世代数と最大適応度の染色体情報との関係

Fig. 9 Relation between generation and chromosome information of the maximum fitness

おり、3.1節で述べたように、後述する認識処理の際、誤認識の回避に有効に働く特徴量であると考えられる。以上に述べた特徴量の学習結果は、我々がA, B, Cの各々の物体から視覚的に印象を受ける特徴と関連性が深いと考えられる。また、同一の物体について数回の学習を行ったところ、ほぼ同様の学習結果が得られたことから、GAによる特徴量学習は安定に働いているといえる。

4. 3 進化過程

A, B, Cの各物体について、特徴量の学習が完了するまでの世代数と最大適応度の関係を図8に示す。世代の進行に伴って最大適応度は徐々に増加し、30世代程度で進化が完了している。

次に、世代の進行に伴って、最大適応度を持つ染色体が表現する各特徴量の重みが推移する様子を図9に示す。ここで

表 2 認識率
Table 2 Recognition rate

	物体	実験枚数	成功枚数	認識成功率
学習用画像	A	30	30	100%
	B	30	29	96.7%
	C	30	29	96.7%
非学習用画像	A	70	66	94.3%
	B	70	64	91.4%
	C	70	61	87.1%

は、各々の物体について、学習によって選ばれた主な特徴量を2つずつ、計6種類の特徴量の重みだけを参考として提示している。第1世代では、各特徴量にランダムな重みを与えているため、最終的な特徴量の学習結果とは大きく異なる重みのバランスとなっている。第5世代では、徐々に特定の特徴量に重みが集中し、第10世代から第20世代にかけて、ほぼ完全に特定の特徴量に重みが収束していることがわかる。なお、図9に示さなかった他の特徴量についても、世代の進行に伴って同様な収束傾向が見られた。以上の結果から、提案した手法によって、特徴量の重みが自動的かつ効率的に設定されているといえる。

4. 4 物体の認識結果

次に、4.2 節で述べた特徴量の学習結果を用い、学習用画像30枚を含む合計100枚の濃淡画像の中から、A、B、Cの各物体を認識する、すなわち、各々の物体を画像内から探し出す実験を行った。各々の画像には、3種類の物体とともに、他の物体も含まれている。認識方法としては、画像内において100×100画素の矩形を10画素ステップで逐次移動させ、各々の位置において求められる矩形内の特徴量と学習結果として得られた各特徴量の重みから(8)式に示した総合特徴量を求めた後、画像内において総合特徴量が最大値を記録した位置を検出するという、簡便な手法を用いた。認識の正誤に関する判定基準としては、対象物体が矩形によって正確に切り出された場合だけを成功とみなした。なお、本実験では、同一の物体が複数存在する場合、あるいは対象物体が画像内に存在しない場合は対象外とした。提案手法では、総合特徴量が最大値を記録した画素位置を対象物体の位置として認識しているので、同一の対象物体が複数個存在している場合は、最も特徴量が一致した唯一の物体しか認識できない。また、対象物体が画像内に存在しない場合は、特徴量が最も類似した他の物体を抽出する。このような場合については、総合特徴量に閾値処理を施すことによって対応可能であると考えられるが、今後検討が必要である。

表2に認識率を示す。学習用画像に関する認識率は、物体Aが100%、物体Bが96.7%、物体Cが96.7%となった。物体Aに関しては、すべての画像について認識が成功し、物体Bおよび物体Cに関しては、認識に失敗した画像は1枚であった。この場合、すべての物体に関する平均認識率は、97.8%となった。一方、非学習用画像の70枚に関する認識率は、物体Aが94.3%、物体Bが91.4%、物体Cが87.1%となった。この場合、すべての物体に関する平均認識率は、90.9%となった。以上の結果から、各々の物体について、比較的安

図 10 認識結果

Fig.10 Examples of recognized objects

図 11 認識結果（失敗例）

Fig.11 Examples of recognized objects (failed case)

定な認識結果が得られたといえる。

次に、非学習用画像に対して認識処理を行った結果例を図10に示す。画像内には、対象物体にとって、背景ノイズとなる物体がいくつか存在しているが、目的とする物体を正しく認識している。図10(b)では、図7に示した画像と比較して、物体Aおよび物体Cの3次元的な姿勢が変化しているが、各々の物体が正しく認識されている。また、図10(c)では、対象物体が他の物体と重なり合っているが、正しく認識されている。これは、本手法では、対象物体の全体形状を表す特徴量が学習されるため、画像内でこのような特徴量が保持されている限り、物体の3次元的な姿勢の変化や重なり合いの影響を比較的受け難いからだと考えられる。更に、図10(d)では、学習用画像と比較すると、背景の濃度が大きく異なっているが、やはり正しい認識が行われた。これは、本手法で用いている多くのエッジに基づく特徴量は、画像のコントラスト変化の影響を比較的受け難いからだと考えられる。一方、図11は、非学習用画像に対して認識に失敗した例を示す。図11(a)では物体Bを他の物体として、また、図11(b)では物体Cを他の物体として誤認識している。これは、実験に簡易的な天井照明を用いたため、各々の物体の姿勢によっては、エッジ部分が欠落し、正確な特徴量が計測できなかったことが原因と考えられる。

今回は、認識対象以外の物体が背景ノイズとなる環境下で実験を行ったが、背景が更に複雑になった場合は、特徴量候補の追加などが必要となる可能性もあり、この点は今後の検討課題である。また、色彩情報を用いることで、より複雑な背景や多種の物体に対応できる可能性があると考えられる。

ため、今後、カラー画像の利用も検討する必要がある。

4. 5 処理時間

特徴量の学習に要する平均処理時間は、1種類の物体について、処理系に Celeron(541MHz)を用いて 68 秒であった。本手法では、特徴量学習に GA を用いるため、多くの処理時間を要している。しかし、特徴量の学習は、オフラインで行われるため、多少の時間を要しても大きな問題は発生しないと考えられる。一方、1種類の物体に関する認識時間は 30 秒であった。本手法では、4.4 節で述べたように、矩形の位置を逐次移動させ、各々の矩形内において特徴量の算出処理を行うという、簡便な認識方法を用いているため、処理時間を多く要している。今後、認識処理の高速化のため、物体の探索にも GA を適用する方法等について検討する必要がある。

5. ま と め

物体の認識に有効な画像特徴量を GA によって適応的に選択し、選択された特徴量を用いて画像内から目的とする物体を探索する手法を提案した。各種の物体の特徴を表現する上で重要と考えられる 12 種類の画像特徴量候補の重みを個体の染色体としてコーディングし、対象物体とシーンの他所との画像特徴量の相違に基づいて、判別分析法を用いて各個体の適応度を求めた。提案手法によって 3 種類の物体について特徴量を学習した結果、各々の物体から視覚的に受ける印象と類似性の高い特徴量について、大きな重みが自動的に設定された。また、学習された特徴量を用いて各々の物体の認識実験を行った結果、学習用画像では平均で 97.8%、非学習用画像でも平均で 90.9%の認識率を得ることができた。

本手法では、逐次探索によって物体の位置を検出しているため、認識に多くの処理時間を要している。今後、物体の位置をより効率的に求めるために、認識処理においても GA を適用するなど、高速化手法について検討する必要がある。また、環境変化に対してより頑強な認識を実現するためには、特徴量候補の種類と内容について更に検討する必要がある。

謝 辞

本研究は、ソフトラビオジャパン地域結集型研究開発事業(JST)の支援によって行われた。

(平成 13 年 6 月 26 日受付、平成 14 年 2 月 12 日再受付)

文 献

- (1) 安居院猛, 長尾智晴: “ジェネティックアルゴリズム”, 第 1 章, 昭晃堂(1993).
- (2) 北野宏明: “遺伝的アルゴリズム”, 人工知能学会誌, Vol.7, No.5, pp.26-37(1992).
- (3) J.H.Holland: “Adaptation in Natural and Artificial Systems”, The Univ. Michigan Press (1975).
- (4) D.E.Goldberg: “Genetic Algorithm in Search Optimization and Machine Learning”, Addison Wesley (1989).
- (5) W.M.Silver: “Normalized Correlation Search in Alignment, Gauging, and Inspection”, SPIE Vol.755 Image Pattern Recognition: Algorithm Implementations, Techniques and

Technology, pp.23-34 (1987).

- (6) Jaun Pedro Secilla and Nariciso Garcia: “Template Location in Noisy Pictures”, Signal Processing, No.14, pp.347-361 (1988).
- (7) 尾上守夫: “画像処理ハンドブック”, 昭晃堂, pp.303-304 (1987).
- (8) B.K.P Horn and K. Ikeuchi: “The Mechanical Manipulation of Randomly Oriented Parts”, Scientific American, Vol.251, No.2, pp.100-111 (1984).
- (9) W.A.Perkins: “Model-based Vision System for Scene Containing Multi Parts”, Proc. 5th International Joint Conference on Artificial Intelligence, pp.678-684 (1977).
- (10) 山根定章, 泉正夫, 福永邦雄: “モデルベースに基づく物体の位置・姿勢推定”, 信学論(D-II), Vol.J79-D-II, No.2, pp.165-173 (1996).
- (11) 恩田寿和, 庭川誠, 藤原信行, 清家綾子: “モデルベーストマッチング法を用いた鋳造部品の視覚位置決め”, 電学論, Vol.119-D, No.1, pp.14-20 (1999).
- (12) 谷内田正彦, 白井良明, “パターン情報処理”, オーム社(1996).
- (13) 谷口慶治(編), “画像処理工学 応用編”, 共立出版(1996).
- (14) 竹村淳, 伊藤正安: “医用超音波画像における生体組織抽出のための識別関数の自動選択”, 電学論, Vol.118-C, No.11, pp.1596-1602 (1998).
- (15) 森俊二, 坂倉梅子, “画像処理の基礎 [II]”, オーム社 (1990).
- (16) 谷口慶治(編), “画像処理工学 基礎編”, 共立出版 (1996).
- (17) 村上伸一, “画像処理工学”, 東京電機大学出版局(1996).
- (18) N.Otsu: “A Threshold Selection Method from Gray-level Histograms”, IEEE Trans. on SMC, Vol.9, No.1, pp62-66 (1979).
- (19) A.Rosenfeld and M.Thurston: “Edge and Curve Detection for Visual Scene Analysis”, IEEE Trans. on Computer, Vol.20, No.5, pp.562-569 (1971).

後藤 邦博

(学生員) 2001 年 3 月岐阜大学工学部応用情報学科卒業。現在、同大学院工学研究科博士前期課程在学中。遺伝的アルゴリズム、画像処理の研究に従事。

斉藤 文彦

(正員) 1981 年慶大・工・数理卒。同年日本 IBM 入社。1995 年日立製作所入社。1998 年岩手県立大学助教授。1999 年岐阜大学工学部応用情報学科助教授。博士(情報科学, 工学)。マシンビジョン、視覚情報処理の研究に従事。精密工学会, 電子情報通信学会, 画像電子学会等会員。

山本 和彦

(正員) 1969 年 3 月東京電機大学工学部卒業。1971 年同大学院修士修了。同年、電子技術総合研究所入所。1986 年通産省電子技術総合研究所情報部画像研究室室長。1996 年から現在岐阜大学工学部応用情報学科教授。主に、画像解析、パターン認識の研究に従事。工学博士。