有効エッジ画素選択による高速2次元部品姿勢認識

正員 浅野 基樹* 正員 斉藤 文彦*

High-speed Two-Dimensional Pose Recognition for Industrial Components
by Optimizing Selection of Edge Pixels

Motoki Asano*, Member, Fumihiko Saitoh*, Member

This paper proposes a method to recognize poses of figures which have arbitrary locations, sizes and rotations for measuring poses of two-dimensional industrial components. A template figure is represented by set of edge directions and curvature ratios of selected a pair of edge pixels and vectors that extended to the base pixel from the midpoint of a pair of pixels. Moreover, in order to cut down calculation cost by using a genetic algorithm, the characteristic portion of a template figure is extracted and it registers with a template table. The experimental results show that the poses of objective components were recognized successfully even if the components were overlapped. And, the matching time of the proposed method was cut down as compared with the case where the genetic algorithm is not used.

キーワード：2次元姿勢認識，一般化ハフ変換，投票処理，曲率比，遺伝的アルゴリズム

Keywords: pose recognition, generalized hough transform, voting process, curvature ratio, genetic algorithm

1. はじめに

工業分野における画像処理技術の発展に伴い，部品の位置決め，寸法計測，外観検査等，生産工程の自動化が行われている。画像処理が実用化されてきた背景として，正規化相関画像マッチング⁽¹⁾の普及が挙げられる。しかし，テンプレート画像と対象画像間で画素単位の照合を行うために，多くの計算コストが必要⁽²⁾⁽³⁾となる。また，対象画像がテンプレート画像に対して，サイズと傾きに関する自由度をもつ場合には適用が困難である。

本論文では，テンプレート図形に対して，位置，サイズ，傾きに関して自由度をもち，部品同士の重なりあっている場合においても対応可能な2次元物体の姿勢を認識する手法を提案する。画像内に存在する部品の輪郭を表すエッジ上の点のペアであるエッジ点对に関するエッジ方向と曲率比，および，点对の midpoint から物体の基準位置へのベクトルを用いて，投票処理に基づいた姿勢認識を行う。この場合，テンプレート画像から得られるエッジ点の数が増えるに従い，姿勢認識時に参照される点对の姿勢情報のデータ量が増大し，データを参照する計算コストがかかる。提案手法

では，姿勢認識を高速化するために，遺伝的アルゴリズム (GA: Genetic Algorithm)^{(4)~(7)}を用いて，姿勢認識に用いるエッジ点を動的に削減する。各種の工業用部品に関して本手法を適用し，全てのエッジ画素を用いた手法と比較して，高速化が達成され，かつ，同等の信頼性を得られることを示す。

2. 2次元姿勢認識手法

任意の形状のテンプレート図形に対して，位置，サイズ，傾きについて自由度を持つ対象図形の2次元的な姿勢を認識する手法としては，フーリエ記述子法⁽⁸⁾，モーメント法⁽⁹⁾，一般化ハフ変換⁽¹⁰⁾等が挙げられる。その中で，一般化ハフ変換は，姿勢を表す候補値への投票結果を評価する多数決原理に基づくため，対象図形の一部欠損，背景ノイズ，図形同士の接触や重なり具合の影響を受け難い優れた手法である。しかし，平行移動・回転・スケールに関する姿勢候補値を表すための高次元パラメータ空間を必要とし，投票処理にも多くの計算コストを要する。

一方，直角三角形の類似性に着目してマッチングを行う手法⁽¹¹⁾が提案されている。これは，一般化ハフ変換と同様に投票処理を用い，高速で，膨大なメモリ空間を必要としない点で優れた手法といえる。しかし，マッチングに用いるエッジ点数が3点であるために，対象図形のエッジの不連続性が高い場合には，認識が困難になると考えられる。さらに，筆者らが提案したエッジ点对におけるエッジ方向

* 岐阜大学工学部応用情報学科

〒501-1193 岐阜県岐阜市柳戸 1-1

Department of Information Science, Faculty of Engineering,
Gifu University

1-1, Yanai-cho, Gifu-shi, Gifu 501-1193

と曲率比を用いたマッチング手法⁽¹²⁾は、高速な姿勢認識が可能であり、物体の大局的な形状を表す曲率比を用いることによって、姿勢認識の信頼性を高めている。しかし、姿勢認識に利用される点対は、対象物体内に設定した基準点を通る点対のみに限られるため、テンプレート物体のサイズが小さな場合、選択される点対数が減少するため、姿勢精度に影響が生じる可能性がある。

提案手法は、テンプレート図形を任意の点対と点対の中心点から基準点へ伸ばしたベクトルによって記述することによって、選択される点対の総数を増加させ、姿勢認識の信頼性を向上させる。しかし、すべての点対を用いると、マッチングの際に、登録されたデータを検索する時間が増大する。そのため、GAを用いて、物体姿勢認識に有効と考えられるエッジ点を選択し、これらのエッジ点だけを用いて点対の姿勢情報を生成することによって、姿勢認識の信頼性を保持しつつ、同時にマッチングの高速化を図る。

3. GAを用いた姿勢認識手法

〈3・1〉 全体の流れ 本手法は、テンプレート画像から、テンプレートテーブルを作成するテンプレート登録過程と、登録されたテンプレートテーブルを用いて、対象画像内から目的とする画像を抽出し、位置、サイズおよび傾きを求めるマッチング過程から構成されている。テンプレート登録過程の流れを図1に、マッチング過程の流れを図2に示す。〈3・3〉以下に、各処理過程について詳しく説明する。また、4.章では、テンプレート登録過程にGAを用いて、テンプレートテーブルの要素数を削減する手法について述べる。

図1 テンプレート登録過程

Fig.1. Template registration process.

図2 マッチング過程

Fig.2. Matching process.

〈3・2〉 曲率比 最初に、本手法で用いる曲率ならびに曲率比について述べる⁽¹²⁾。曲率は、エッジ方向のばらつき具合と定義する。あるエッジ点 P_i における曲率 V は、次式によって求める。

$$V = \sqrt{\frac{1}{N+1} \sum_{k=1}^N (E - \varepsilon_{i+k})^2} \dots\dots\dots (1)$$

ただし、 $N+1$ はエッジ点 P_i の周辺のエッジ点数、 ε は各エッジ点におけるエッジ方向、 E はエッジ方向の平均値である。また、スケール変化に対応するために曲率比を導入する。ここでは、点対 P_i, Q_i に対する曲率比 C_i を以下のように定義する。

$$C_i = \log \left(\frac{V_{Q_i}}{V_{P_i}} \right) \dots\dots\dots (2)$$

〈3・3〉 テンプレート登録過程 まず、テンプレート画像から、エッジ点によって構成されるテンプレート図形を求める。エッジ点からなるテンプレート図形を、今後、テンプレートエッジ画像と呼ぶことにする。テンプレートエッジ画像内に基準点 R を設定する。次に、図3に示すように、テンプレート図形上にある任意の2点のエッジ点対を選び、それぞれ、点 P_i 、点 Q_i とおく。次に、線分 $P_i Q_i$ に対する2点 P_i, Q_i におけるエッジ方向 α_i, β_i を求める。そして、(2) 式によって、2点 P_i, Q_i における曲率比 C_i を求める。次に、線分 $P_i Q_i$ の絶対的なサイズと傾きを表す

図3 テンプレート図形を表す幾何学的パラメータ

Fig.3. Geometric parameters to represent a template figure.

α	β	C	T		D	θ
α_0	β_0	C_0	$t_{x(0)}$	$t_{y(0)}$	D_0	θ_0
α_1	β_1	C_1	$t_{x(1)}$	$t_{y(1)}$	D_1	θ_1
:	:	:	:	:	:	:
α_i	β_i	C_i	$t_{x(i)}$	$t_{y(i)}$	D_i	θ_i
:	:	:	:	:	:	:
α_{N-1}	β_{N-1}	C_{N-1}	$t_{x(N-1)}$	$t_{y(N-1)}$	D_{N-1}	θ_{N-1}

Matching keys

Pose data

図4 テンプレートテーブル

Fig.4. Template table.

図 5 点对と基準点候補の幾何学的関係

Fig. 5. Geometric relation between a pixel pair and a candidacy of the base pixel.

情報として、線分 P_iQ_i の中点 $M_i = (m_{x_i}, m_{y_i})$ から基準点 $R(x, y)$ に向かうベクトル $T_i = (t_{x_i}, t_{y_i})$ を求める。また、線分 P_iQ_i の長さ D_i および角度 θ_i を求める。テンプレート図形を構成するすべてのエッジ点について、以上に述べた幾何学的パラメータを求め、図 4 に示すテンプレートテーブルに格納する。

〈3・4〉 マッチング過程 次に、マッチング過程について述べる。最初に抽出対象図形の基準点候補への投票を蓄積するために、マッチングの対象画像と同じサイズを持つ初期値 0 の 2 次元の投票空間を準備する。そして、対象画像から得られたエッジ画像内に存在するすべてのエッジ点对の組み合わせについて、以下に述べる投票処理を行う。

図 5 に示すように、エッジ画像内から、任意の 2 つのエッジ点 P_j および Q_j を抽出し、点 P_j のエッジ方向 α_j について、 $\alpha_j \equiv \alpha_i$ となる要素 i をテンプレートテーブルから探し出す。該当する要素が発見されたら、さらに、点 Q_j のエッジ方向 β_j について、 $\beta_j \equiv \beta_i$ 、さらに、点对 P_jQ_j の曲率比 C_j について、 $C_j \equiv C_i$ の条件が成り立つ場合、線分 P_jQ_j の中点座標 $M_j = (m_{x_j}, m_{y_j})$ 、線分 P_iQ_i の長さ D_i に対する線分 P_jQ_j の長さ比 S_j および線分 P_iQ_i の角度 θ_i に対する線分 P_jQ_j の角度 ϕ_j と、テンプレートテーブル内の該当要素 i に含まれるベクトル T_i の値を用いて、基準点候補座標 $R_j(x_j, y_j)$ を次式によって求める。

$$\begin{pmatrix} x_j \\ y_j \end{pmatrix} = S_j \begin{pmatrix} \cos \phi_j & -\sin \phi_j \\ \sin \phi_j & \cos \phi_j \end{pmatrix} \begin{pmatrix} t_{x_i} \\ t_{y_i} \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} m_{x_j} \\ m_{y_j} \end{pmatrix} \dots\dots\dots (3)$$

そして、投票空間内の基準点候補 $R_j(x_j, y_j)$ の座標に格納されている値を 1 だけ増加させる投票処理を行う。投票処理が完了した後、投票用空間内において、累積投票数がピークとなる座標を抽出し、これらを対象図形の基準点座標とする。

次に、基準点座標に対して行われた投票に関するデータを投票ログからすべて抽出し、該当する投票データに含まれるサイズ S および傾き ϕ の各々の値と頻度について、サイズ値ヒストグラムと、傾き値ヒストグラムを作成する。各ヒストグラムにおいて、最大頻度をもつ S および ϕ の値

を、この基準点座標に存在する対象図形のテンプレート図形に対するサイズおよび傾きとする。以上の処理を抽出した各基準点座標について行う。

4. GA によるマッチングの効率化

〈4・1〉 基本的な考え方 〈3・3〉にて述べた方法では、テンプレート画像から求められた、エッジ点画像内に存在するすべてのエッジ点对の組み合わせに対してテンプレートテーブルの作成を行う。しかし、エッジ点数が増えるに従って、テーブル数が膨大になるため、マッチングの際に、テンプレートテーブルの要素を探索する計算コストが増加する。そこで、提案手法では、大局的な解探索能力に優れた GA を用い、テンプレート登録の際に有用なエッジ点を決定し、テンプレートテーブルの要素数を削減する。

2 次元テンプレートマッチングの高速化を目的として、エッジ画素の位置、およびエッジ方向の一致性に基づく照合手法が提案されている⁽¹³⁾。また、階層型の照合を前提とした、有効画素の自動選択による高速なテンプレートマッチング手法も提案されている⁽¹⁴⁾。これらの手法は、輪郭を構成するエッジ画素や、画像内から選択された特定の画素列を用いてマッチングを行なうため、高速化には極めて有効である。一方、各画素の位置やエッジ方向は、対象物の姿勢変化の影響を受けるため、探索目標となる部分画像領域は、テンプレート画像に対して、ほぼ正立かつ同サイズであることを条件としている。本手法は、これらの手法と同様、テンプレートを構成するエッジ画素から、マッチングに有効性が高い画素を選択して効率化を図るが、対象物の 2 次元的な姿勢変化の影響を受けにくい特徴量として、エッジ点对間の相対的な幾何学的情報を用いてマッチングを行ない、位置だけでなく、傾きとサイズに関しても自由度を持つ部分画像領域の探索を目的とする。

テンプレートテーブルを用いたマッチングでは、一般的にテンプレートテーブル内の要素数が少ないほど、高速化が可能となる。また、登録されたテンプレートエッジ画像内において、マッチングに有効に働くエッジ点画素と、マッチングにさして重要性を持たない画素が存在すると考えられる。しかし、テンプレートエッジ画像内の各エッジ画素の重要性は、そのテンプレート画像と探索対象画像に依存する。従って、高速かつ信頼性の高いマッチングを実現するためには、テンプレート画像と対象画像に応じて、動的にエッジ画素の選択を行うことが有効と考えられる。ここでは、テンプレートエッジ画像内から、マッチングに重要性が高い画素を GA によって選択する。これによって、マッチングに関する信頼性の保持と効率化が期待できる。

〈4・2〉 染色体のコーディング 本手法では、テンプレートエッジ画像内から、マッチングに有効なエッジ点画素を選択することが目的となる。そこで、染色体は、テンプレートエッジ画像のエッジ点数と同じ数をもつ 1 次元のビット配列によって表す。図 6 に示すように、染色体内の各ビットは、テンプレートエッジ画像内の各エッジ点画素

図6 染色体の表現とエッジ点選択との対応

Fig. 6. Correspondence between representation of chromosome and edge pixel selection.

図7 投票の分布

Fig. 7. Distribution of vote.

と1対1に対応しており、染色体内のビット1に対応するエッジ点画素だけがテンプレートエッジ画像内から選択される。

〈4・3〉 適応度の評価 次に、各個体の適応度を求める。ここでは、マッチングに有効なエッジ点を選択した個体ほど、高い適応度を与える必要がある。そのため、本手法では、各個体の染色体情報によって選択されたエッジ点を用いて、参照用画像に対して実際にマッチング処理を行い、その結果を評価し、各個体の適応度を決定する。具体的には、参照用画像を用いてマッチング処理を実行した際の2次元投票空間内において、第1候補位置に投票された投票数 A_1 に対する第2候補位置に投票された投票数 A_2 の比、つまり、S/N比を適応度として用いる。図7は、ある個体 k の染色体情報によって選択されたエッジ点を用い、マッチングを行った際の投票の分布を簡易的に1次元で表現している。ここで、S/N比 $C_{S/N(k)}$ (dB) は以下の式によって求められる。

$$C_{S/N(k)} = 20 \times \log_{10} \left(\frac{A_1(k)}{A_2(k)} \right) \dots \dots \dots (4)$$

$C_{S/N(k)}$ の値が大きい場合、第1候補解と誤って第2候補解を抽出してしまう危険性が低く、マッチングに関する安全マージンが高いと言える。そこで、 $C_{S/N(k)}$ の値が高い個体はマッチングに有効であるとする。

前述のように、本手法では、エッジ点選択のために、事前にマッチング処理を行なう必要がある。この場合のマッチングの対象となる参照用画像は、テンプレート画像の切り出しに用いた登録用画像、および、実際に目的とする部分画像領域の探索を行う対象画像と類似した、ほぼ同程度

な画質のものを用いる。また、参照用画像は、探索すべき部分画像領域がテンプレート画像に対して同サイズで、ほぼ正立したものを用いる。

なお、上記の第1候補解は、探索すべき部分画像領域の位置を参照用画像内で目視によって求め、この位置に対して、マッチングの結果が ± 3 画素の範囲内であれば、正しい解であると判定することにした。第1候補解がこの範囲外であれば、その個体の適応度はゼロとして、致死個体として扱うことにする。但し、後述の実験において、GAの進化過程で、このような致死個体は、ほとんど発生しなかった。

〈4・4〉 進化規則 GAにおける個体の進化方法には、ランク方式を採用した。全個体の中から適応度が上位 $S_M\%$ の個体だけを次世代に存続させ、下位個体は淘汰する。そして、存続した個体群からランダムに2つの親個体を選択し、交叉によって、子供個体を生成する。子供個体は、淘汰した個体と同数だけ増殖させる。交叉は一様交叉を用いた。また、突然変異方法には、一般的なビット反転方式を用いた。GAの終了条件は、過去10世代の間、最大適応度が一定値を記録した時点とする。この時点で最大適応度をもつ個体の染色体情報が解となる。

5. 実験と結果

〈5・1〉 実験条件 以上に述べた手法によって、複数の工業用部品についての姿勢認識実験を行った。処理系には、Pentium4 (1.8 GHz) プロセッサと512 MBのメモリを搭載したPCを使用した。対象画像は、カメラから取り込んだ 320×240 画素の濃淡画像である。テンプレート登録過程およびマッチング過程で処理対象となるエッジ点およびエッジ方向は、Sobel オペレータ⁽¹⁵⁾⁽¹⁶⁾によって求めた。Sobel オペレータによって得られるエッジは幅広となるため、より位置精度の高い1画素幅のエッジを得ることを目的に、エッジ強度に対する非極大値の抑制化処理⁽¹⁷⁾を行った。なお、曲率は、各エッジ点を中心とする 7×7 画素の範囲内で計算を行った。図8は、実験に用いた部品の濃淡テンプレート画像およびテンプレートエッジ画像を示す。

GAにおけるパラメータは経験的に、個体数を100、次世代への個体の存続率 S_M を50%、突然変異率を1%とした。初期染色体には、ランダムなビット列を与えたが、各染色体におけるビット1の出現割合は10%から30%の間にランダムに設定した。これは、ビット1の割合を大きくすると、選択されるエッジ点画素が多くなり、高速化の効果が薄れ、逆にビット1の割合を極端に減らすと、マッチングの信頼性が低下する傾向が見られたためである。

テンプレートの登録過程では、点対 $P_i Q_i$ 間の距離が20画素以上の点対のみをテンプレートデータとして登録した。理由は、線分 $P_i Q_i$ の長さが極端に短い場合に、幾何学的パラメータの精度が悪化するためである。また、〈3・4〉にて述べた、マッチング過程におけるテンプレートテーブル内の該当要素の抽出条件は、後述する投票分散と処理時

間の観点から、経験的に適切なバランスになるように値を設定した。具体的には、点対の各エッジ方向に関しては、 $\alpha_j - 5^\circ \leq \alpha_i \leq \alpha_j + 5^\circ$, $\beta_j - 5^\circ \leq \beta_i \leq \beta_j + 5^\circ$, 曲率比に関しては、 $C_j - 0.5 \leq C_i \leq C_j + 0.5$ とした。また、テンプレートテーブルの検索アルゴリズムには、高速化のために、エッジ方向 α_i を探索キーとする 2 分探索法を用いた。テンプレートテーブル内の各要素は、キーの順にソートを行った。

次に、対象物体のサイズ値ヒストグラムおよび傾き値ヒストグラムは、各々 1 次元データ格納空間として準備した。また、対象画像のテンプレート画像に対して取り得る姿勢の範囲としては、サイズは、0.8 倍から 1.2 倍までとし、こ

の範囲を 0.005 倍単位に分割した。傾きの範囲は、 -180° から 180° までとし、この範囲を 1° 単位に分割した。従って、サイズ値ヒストグラムには 80 種、傾き値ヒストグラムには 2 分探索法に対応するために、テンプレート登録の際に、360 種の値が格納されることになる。

〈5・2〉進化過程 図 9 は、GA における進化につれて、各々のテンプレート画像内からエッジ点画素が選択される様子を示す。() 内の数字は、選択されたエッジ点画素数を示している。世代の進行に伴って、各々の物体の全体形状を表す特徴的なエッジ点画素を抽出していることが

図 8 部品のテンプレート濃淡画像とエッジ画像
Fig.8. Template gray image and edge image of components.

図 9 画素選択と画素選択数の推移
Fig.9. Change of selected pixels and pixels number.

図 10 投票分布の推移
Fig.10. Change of distribution of vote.

わかる。また、図 10 は、世代が進むにつれて、投票空間に投票される投票分布が変化する様子を表している。進化に伴って、最適解以外のノイズとなるピークが徐々に抑えられていることがわかる。更に、図 11 は、これらの画素選択処理における世代と最大適応度との関係を示している。いずれのテンプレート物体に関しても、ノイズとなる投票が正しい位置への投票と比較して相対的に減少しているため、最大適応度が増加し、50 から 120 世代程度で進化が完了した。

〈5・3〉 部品の姿勢認識結果 本手法によって、工業用部品の 2 次元的な姿勢を認識した実験結果について述べる。図 12 は、サイズの異なる複数の異形ワッシャの姿勢を認識した結果を示す。画像内の各矩形は、認識された対象部品の位置、サイズおよび傾きを表している。図 13(a)

図 11 画素選択における世代と最大適応度との関係

Fig.11. Relation between generation and the maximum fitness in the process for selecting pixels.

図 12 部品の認識結果 (ワッシャ)

Fig. 12. Recognized poses of components (Washers).

図 13 傾き値・サイズ値ヒストグラム (ワッシャ)

Fig. 13. The rotation angle and the size histogram (Washers).

は、抽出された 3 つの基準点に投票されたすべての傾き値のヒストグラムを、図 13(b) は、サイズ値のヒストグラムを示す。各ヒストグラム内に明確な 3 つのピークが見られることから、各々のワッシャの姿勢が正しく認識されていることがわかる。マッチングに要した計算時間は 0.4 秒であった。

次に、図 14 は、複数種類の接続用端子の中から、特定の種類の端子 (接続用端子 1) を抽出し、姿勢を認識した結果を示す。部品同士が互いに接触したり重なり合っているが、各部品の姿勢が正しく認識されていることがわかる。処理時間は 1.6 秒であった。また、図 15 は、同じ画像について、他の種類の接続用端子 2 を抽出し、姿勢を認識した結果を示す。この場合の処理時間は 2.0 秒であった。なお、各画像の左にテンプレート画像を表示している。また、これらの部品を姿勢変化させながら各々 50 回カメラにて撮影し、各部品について認識処理を行った結果、基準点座標に関して ± 2 画素、サイズに関して ± 0.02 倍、傾きに関して $\pm 2^\circ$ 以内の繰り返し精度を得た。

次に、上記のワッシャと 2 種類の接続用端子に関して、画像内の各部品の姿勢を無作為に変化させて認識実験を行った。表 1 は、正しく姿勢が認識された部品数と誤認された部品数を示す。認識結果の評価については、部品の姿勢と提案手法によって求められた矩形の間に、位置、サイズ、傾きに関して、各々 ± 3 画素、 ± 0.03 倍、 $\pm 5^\circ$ 程度以上の誤差が目視によって認められた場合に、各姿勢が誤認されている

図 14 部品の認識結果 (接続用端子 1)

Fig. 14. Recognized poses of components (Connectors 1).

図 15 部品の認識結果 (接続用端子 2)

Fig. 15. Recognized poses of components (Connectors 2).

表 1 部品の姿勢認識実験結果 (提案手法)

Table 1. Experimental result of components pose recognition (Proposal method).

Component	Washers		Connectors 1		Connectors 2	
Component number	200		200		200	
Recognition	True	False	True	False	True	False
Position	198	2	198	2	198	2
Size	197	3	198	2	200	0
Rotation	198	2	199	1	199	1
Total	197	3	197	3	198	2
Total(%)	98.5		98.5		99.0

図 16 オーバーラップ時の認識例と失敗例

Fig. 16. Recognized and failure component under overlap.

と判定した。なお、表内の姿勢全体は、位置、サイズ、傾きがすべて正しく認識された部品数と、いずれかの姿勢が誤認識された部品数を示している。認識率は、ワッシャが 98.5%、接続用端子 1 が 98.5%、接続用端子 2 が 99.0% であった。これらの認識率は、簡便な天井照明を用い、部品同士が重なり合ったり接触する場合も含めて実験を行った結果である。また、3 種類の部品の総合的な認識率は、98.7% となった。部品同士の重なり合いと接触がない場合は、各部品の認識率は、すべて 100.0% であった。なお、誤認は、部品の輪郭線の 2 割以上程度が他の部品の背後となる重なり合いの場合に発生する傾向があった。部品同士の重なり合いの場合について、図 16 に姿勢認識に成功した例、および、失敗した例を挙げる。姿勢認識に失敗した理由は、エッジの欠落によって基準点への累積投票数が極端に減少したためである。また、累積投票数が少なくなると、位置が正しく求められても、サイズ、および、傾きのヒストグラムにノイズが生じ、姿勢認識が失敗する場合も生じる。なお、以上の実験では、手法の汎用性を評価するために、すべての画像について、〈5・1〉にて述べた固定の実験用パラメータを用いたが、対象画像ごとにパラメータを調整することによって、より良好な認識結果が得られると考えられる。

〈5・4〉 個体数について 〈5・1〉でも述べたように、上記の実験では、集団内の個体数を 100 に設定した。GA は、確率的な探索に基づくため、個体数に対して解の探索空間が広い場合、効率的な解探索が行えない危険性が生じる。そこで、個体数がマッチング性能に与える影響を評価するために、個体数を減少させて GA を実行した。表 2 は、個体数が 25 の場合、表 3 は、個体数が 50 の場合に選択され

表 2 部品の姿勢認識実験結果 (個体数 25)

Table 2. Experimental result of components pose recognition.

(The number of individuals = 25)

Component	Washers		Connectors 1		Connectors 2	
Component number	200		200		200	
Recognition	True	False	True	False	True	False
Position	198	2	198	2	198	2
Size	197	3	198	2	200	0
Rotation	198	2	199	1	199	1
Total	197	3	197	3	198	2

表 3 部品の姿勢認識実験結果 (個体数 50)

Table 3. Experimental result of components pose recognition.

(The number of individuals = 50)

Component	Washers		Connectors 1		Connectors 2	
Component number	200		200		200	
Recognition	True	False	True	False	True	False
Position	198	2	198	2	198	2
Size	197	3	198	2	200	0
Rotation	198	2	199	1	199	1
Total	197	3	197	3	198	2
Total(%)	98.5		98.5		99.0	

たエッジ点を用いて、マッチング実験を行った結果を示す。まず、個体数が 25 の場合は、接続用端子 1 の認識率に劣化が見られ、3 種類の部品の総合的な認識率は、〈5・3〉で述べた個体数 100 の場合の 98.7% と比較して、95.8% に低下した。一方、個体数が 50 の場合は、総合的な認識率は 98.2% となり、個体数 100 の場合とほぼ同等であった。また、各個体数について、GA によるエッジ点の選択処理を 10 回繰り返した結果、選択されたエッジ点による総合的な認識率の変動は、いずれの個体数の場合も $\pm 1\%$ 以内と安定していた。これらの結果から、ランダムに初期設定された個体集団の影響をほとんど受けず、エッジ選択を行うための準最適解がほぼ安定に得られていることが示唆される。

以上に述べたように、今回の対象画像では、個体数が 50 程度であれば、エッジ点の選択処理に関して、十分な安定性が得られていると考えられるが、〈5・3〉のマッチング実験では、若干の余裕を考慮して、個体数を 100 に設定した。なお、個体数が 100 の場合、GA の進化完了までに 10 時間から 20 時間を要した。個体数を増加させると、エッジ点選択に更に処理時間を要することから、今回の場合は、個体数 100 程度が適当と考えられる。

図 8 に示した各部品の全エッジ点数は、ワッシャが 495、接続用端子 1 が 438、接続用端子 2 が 466 であった。これらの全エッジ点数と、図 9 に示した最終的に選択されたエッジ点数との比較から、マッチングに用いられるエッジ点数は、ほぼ 20% 程度に削減されている。対象となる部品のサイズが大きかったり、部品の形状が複雑な場合は、全エッジ点数が増加するため、個体の染色体長が大きくなる。このような場合、安定な結果を得るために、集団内の個体数を増加させる必要が生じる可能性があり、エッジ点数と個体数との関係について、今後更に検討する必要がある。

表 4 マッチング時間の比較

Table 4. Comparison of matching time.

Image	Proposal method (Sec)	Conventional method 1 (Sec)
Washers (Fig.12)	0.4	7.0
Connectors 1 (Fig.14)	1.6	11.0
Connectors 2 (Fig.15)	2.0	24.7

表 5 部品の姿勢認識実験結果 (従来手法 1)

Table 5. Experimental result of components pose recognition.

(Conventional method 1)

Component	Washers		Connectors 1		Connectors 2	
Component number	200		200		200	
Recognition	True	False	True	False	True	False
Position	199	1	159	41	199	1
Size	200	0	199	1	200	0
Rotation	197	3	145	55	200	0
Total	197	3	145	55	199	1
Total(%)	98.5		72.5		99.5	

表 6 投票分散

Table 6. Distribution of votes.

Component	Proposal method	Conventional method 1
Washers	5.9	7.6
Connectors 1	3.8	9.7
Connectors 2	3.5	5.5

表 7 部品の姿勢認識実験結果 (ランダム探索法)

Table 7. Experimental result of components pose recognition (Random searching method).

Component	Washers		Connectors 1		Connectors 2	
Component number	200		200		200	
Recognition	True	False	True	False	True	False
Position	200	0	191	9	197	3
Size	199	1	158	42	164	36
Rotation	200	0	187	13	195	5
Total	199	1	148	52	160	40
Total(%)	99.5		74.0		80.0	

表 8 部品の姿勢認識実験結果 (曲率による選択)

Table 8. Experimental result of components pose recognition (Selection using curvature).

Component	Washers		Connectors 1		Connectors 2	
Component number	200		200		200	
Recognition	True	False	True	False	True	False
Position	200	0	191	9	197	3
Size	199	1	158	42	164	36
Rotation	200	0	187	13	195	5
Total	199	1	148	52	160	40
Total(%)	99.5		74.0		80.0	

たことが原因と考えられる。

また、表 6 は、実験で使った工業用部品画像に関する投票空間内における投票分散の値を示す。いずれの部品についても、本手法は、手法 1 と比較して投票精度が向上していることがわかる。以上の結果から、本手法は、マッチングに用いられるエッジ点数が大幅に削減されているにもかかわらず、全エッジ点によるマッチングと同等以上の認識性能が得られており、マッチングの高速化とともに、十分な効果が得られているといえる。

〈5・6〉他のエッジ点選択手法との比較 本手法では、GA によって、部品を構成する全エッジ点から、マッチングに有効な一部のエッジ点を選択している。ここでは、他の手法によってエッジ点を選択し、選択されたエッジ点を用いて、マッチング実験を行った結果について述べる。

まず、全エッジ点の中から、ランダム探索によって、マッチングに有効と考えられるエッジ点を選択した。本手法と同様に、個体数を 100 とし、各世代ごとに各個体にランダムな染色体情報を与え、過去の全世代の中で最も適応度の高い個体の染色体を解とした。探索世代数は 200 とした。〈5・2〉でも述べたように、本手法では、100 世代程度で最終解が得られていることから、解の総探索回数は、本手法よりも若干有利な条件となる。表 7 にランダム探索の結果得られたエッジ点によるマッチング結果を示す。本手法と比較して、接続端子 1 および接続端子 2 の認識率が大幅に低下し、3 種類の部品の総合的な認識率は 84.5% となった。

次に、全エッジ点の中から、曲率が大きな部分のエッジ点だけを抽出する手法⁽¹⁸⁾によって、エッジ点選択を行なった。エッジの中で、コーナーや曲線部など、特に曲率が大きな部分は、対象図形の形状を特徴づける重要な部分と考えられ、マッチングに有効性が高いという報告がある⁽¹⁸⁾。

〈5・5〉全エッジ点によるマッチング手法との比較 本手法では、GA を用いることによって、姿勢認識の信頼性を保持しながら、テンプレートテーブルの削減を行い、マッチング時間の削減を図っている。そこで、テンプレート画像内のすべてのエッジ点を用いる手法 (手法 1) による実験を行い、本手法による結果との比較を行った。マッチング時間の比較を表 4 に示す。手法 1 による図 12、図 14、図 15 に示した各画像に対する姿勢認識時間は、各々、7.0 秒、11.0 秒、24.7 秒となった。従って、本手法の処理時間は、全エッジ点を用いる手法 1 と比較して、それぞれ、17.5 倍、6.9 倍、12.4 倍に高速化されたことになる。これは、テンプレートテーブル内の要素数を削減することによって、テーブル要素の検索の時間が短縮された効果といえる。また、テンプレートを登録する際に、エッジ点対がテンプレート図形の基準点を通る線分の両端であることを条件とするマッチング手法⁽¹²⁾と比較しても、本手法は、3 倍から 4 倍程度高速であった。以上の結果から、本手法は、2 次元的な姿勢自由度を持つ対象物の探索手法として、高速であるといえる。

次に、表 5 は、手法 1 による部品の姿勢認識実験の結果を示す。手法 1 によるワッシャーの姿勢認識率は 98.5%、接続用端子 2 の姿勢認識率は 99.5% であり、提案手法と比較して、ほぼ同等であった。手法 1 による接続用端子 1 の姿勢認識率は 72.5% であり、提案手法と比較して認識率が悪化している。これは、物体に円形部分が存在するため、エッジ方向と曲率比が同一となる線分姿勢情報がテンプレートテーブルに冗長に登録され、基準点候補座標にずれが生じ

〈5・4〉で述べたように、本手法によって選択されたエッジ点は、全エッジ点の20%程度であったことから、ここでは、各部品について、曲率が上位20%のエッジ点を選択し、これら選択したエッジ点を用いて、マッチング実験を行なった。結果を表8に示す。ワッシャと接続用端子1の認識率が低く、総合的な認識率は81.8%となった。以上の結果から、GAによって選択されたエッジ点は、マッチングに有効性が高いと考えられる。

6. まとめ

位置、サイズおよび傾きについて自由度をもつ対象図形を抽出するために、GAを用いることによって、各々の図形の2次元的な姿勢の認識を高速化する手法を提案した。本手法は、GAによって、マッチングに有効なエッジ点画素をテンプレートテーブル内から選択し、マッチング時におけるテーブル検索時間を削減する。各種の工業用部品を撮影した画像について本手法を適用した結果、対象部品が互いに接触したり重なり合っている場合でも、安定な姿勢認識が行われた。また、GAを用いない手法と比較して、姿勢認識の信頼性を保持しつつ、大幅な高速化が達成された。本手法では、エッジ点の選択に計算コストを要しているが、この処理はオフラインで行われるため、マッチング処理への影響はない。しかし、生産現場において本手法を適用する場合、テンプレート登録のたびに計算機環境を長時間占有することは望ましくない。従って、遺伝子操作の改良やパラメータの調節によって、エッジ点選択の高速化を実現することが今後の課題となる。

(平成15年1月6日受付、平成15年6月13日再受付)

文 献

- (1) W.M. Silver: "Normalized Correlation Search in Alignment, Gauging and Inspection", *SPIE*, Vol.755, pp.23-34 (1987)
- (2) H. Matsuura, M. Higashihara, S. Miyaji, and Y. Nakamura: "Image Processing Algorithm for IC Alignment of a Chip Shooter", *T. IEE Japan*, Vol.115-C, No.2, pp.321-325 (1995-2) (in Japanese)
松浦英文・東原 稔・宮治 伸・中村吉伸:「画像処理による電子部品装着機の部品位置計測手法」, 電学論誌 C, **115**, 2, pp.321-325 (1995-2)
- (3) F. Saitoh: "Template Searching in a Semiconductor Chip Image using Partial Random Search and Adaptable Search", *JJSPE*, Vol.61, No.11, pp.1604-1608 (1995-11) (in Japanese)
斉藤文彦:「部分ランダム探索と適応型探索による半導体チップ画像テンプレートマッチング」, 精密工学誌, **61**, 11, pp.1604-1608 (1995-11)
- (4) J.H. Holland: "Adaptation in natural and artificial systems", The Univ. Michigan Press (1975)
- (5) D.E. Goldberg: "Genetic algorithm in search optimization and machine learning", Addison Wesley (1989)
- (6) H. Kitano: "Genetic Algorithms", *JJSPE*, Vol.7, No.1, pp.26-37 (1992-1) (in Japanese)
北野宏明:「遺伝的アルゴリズム」, 人工知能学誌, **7**, 1, pp.26-37 (1992-1)
- (7) 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)
- (8) H. Itoh, T. Hirata, and N. Ishii: "Machine Parts Recognition and Processing Using Fourier Descriptors", *T. IEICE Japan*, Vol.J71-D, No.6, pp.1065-1073 (1988-6) (in Japanese)

- 伊藤豪俊・平田達也・石井直宏:「フーリエ記述子を用いた部品の形状認識と処理」, 電信学論誌 (D), **J71-D**, 6, pp.1065-1073 (1988-6)
- (9) C.C. Chen: "Improved moment invariants for shape discrimination", *Pattern Recognition*, Vol.26, No.5, pp.683-686 (1993)
 - (10) D.H. Ballard: "Generalizing the Hough Transform to Detect Arbitrary Shapes", *Pattern Recognition*, Vol.13, No.2, pp.111-122 (1981)
 - (11) F. Saitoh: "Component Pose Recognition by Template Matching Using Similarities of Right Triangles", *T. IEICE Japan*, Vol.J81-D-II, No.7, pp.1591-1600 (1998-7) (in Japanese)
斉藤文彦:「直角三角形の相似性に着目した図形マッチングによる2次元部品姿勢認識」, 電信学論誌 (D-II), **J81-D-II**, 7, pp.1591-1600 (1998-7)
 - (12) M. Asano and F. Saitoh: "Two-Dimensional Pose Recognition for Industrial Components Based on Edge Direction and Curvature of Pixel Pair on Contour", *T. IEE Japan*, Vol.122-D, No.3, pp.273-279 (2002-3) (in Japanese)
浅野基樹・斉藤文彦:「輪郭を構成する点対のエッジ方向と曲率比に基づく2次元部品姿勢認識」, 電信学論誌 (D), **122-D**, 3, pp.273-279 (2002-3)
 - (13) M. Hashimoto, K. Sumi, Y. Sakaue, and S. Kawato: "High Speed Template Matching Algorithm Using Information of Contour Points", *T. IEICE*, Vol.J74-DII, No.10, pp.1419-1427 (1991-10) (in Japanese)
橋本 学・鷺見和彦・坂上義和・川戸慎二郎:「輪郭点情報を用いた高速テンプレートマッチングアルゴリズム」, 電信学論誌 (D-II), **J74-D-II**, 10, pp.1419-1427 (1991-10)
 - (14) M. Hirooka, K. Sumi, M. Hashimoto, H. Okuda, and S. Kuroda: "Hierarchical distributed template matching", *Proc. on SPIE Machine Vision Applications in Industrial Inspection V*, pp.176-183 (1997)
 - (15) I.E. Abdou and W.K. Pratt: "Quantitative Design and Evaluation of Enhancement/Thresholding Edge Detectors", *Proc. of the IEEE*, Vol.67, No.5, pp.753-763 (1979)
 - (16) L. Kitchen and A. Rosenfeld: "Edge Evaluation Using Local Edge Coherence", *IEEE Trans. on SMC*, Vol.11, No.9, pp.597-605 (1981)
 - (17) A. Rosenfeld and M. Thurston: "Edge and Curve Detection for Visual Scene Analysis", *IEEE Trans. on Computers*, Vol.20, No.5, pp.562-569 (1971-5)
 - (18) F. Saitoh: "Identification Number Recognition System for a Semiconductor Wafer Using the Generalized Hough Transform", *JJSPE*, Vol.61, No.10, pp.1470-1474 (1995-10) (in Japanese)
斉藤文彦:「一般化ハフ変換による半導体ウエハ識別番号認識」, 精密工学誌, **61**, 10, pp.1470-1474 (1995-10)

浅野基樹 (正員) 2001年3月岐阜大学工学部応用情報学科卒業。2003年3月同大学院工学研究科博士前期課程修了。同年4月三洋電機(株)入社。在学中、一般化ハフ変換、画像処理の研究に従事。

斉藤文彦 (正員) 1981年慶大・工・数理卒。日本IBM(株)等を経て、1999年岐阜大学工学部応用情報学科助教授。2003年同教授。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。