遺伝的アルゴリズムを用いた濃淡テンプレート画像の姿勢認識

正員 斉藤 文彦 (岐阜大学)

Pose recognition of gray-scaled template image using genetic algorithm

Member Fumihiko Saitoh (Gifu University)

The template matching is known as a general-purposed image processing method. However, the target image area to be searched must have the right position and the same scale as the template image. This paper proposes a method to search the target image area efficiently that has a free location, inclination and scale in an objective image. The genetic algorithm is applied to both the template registration process and the matching process to perform the efficient search. In the template registration process, only important pixels to perform the reliable matching are extracted. In the matching process, the parameters that represent the pose of the target image area are searched. The experimental results show that the proper target image areas with free locations, inclinations and scales were searched successfully and the averaged processing time was reached to 1.1 second.

キーワード: テンプレートマッチング, 姿勢認識, 遺伝的アルゴリズム

Keywords: template matching, pose recognition, genetic algorithm

1 はじめに

与えられた画像の中から, 特定な2次元の部分画像を探索するテンプレートマッチングは, 工業用画像処理をはじめとする多くの分野で適用されている^{(1)~(3)}. テンプレートマッチングの代表的な手法は正規化相関マッチングであり, 画像の様な濃度変化の影響を受けにくいという特長がある^{(4),(5)}. しかし, 探索すべき部分画像は, 登録されているテンプレート画像に対して正立しており, しかも同一サイズであることが条件となる. これは, 探索対象画像とテンプレート画像間で, 画素単位のマッチングを行っているためである. 一方, 生産ラインにおける各種工程では, 対象画像内から, 位置, 傾き, およびサイズに関して自由な姿勢を持つ部品あるいは部品の一部などを探し出す必要も生じる⁽⁶⁾. テンプレート画像に対して, 僅かな傾き, あるいは軽微なサイズの変化であれば, 一般的な正規化相関マッチングでも追従可能と言われているが⁽⁷⁾, 例えば, 部品の傾きが 360° の自由度を持つような場合は, 従来のテンプレートマッチングでは対応困難である.

本論文では, 濃淡のテンプレート画像に対して, 位置, 傾き, スケールの各姿勢パラメータに関して自由度を持つ部分画像を対象画像内から探索するための手法を提案する. 目的とする部分画像を高速かつ効率的に発見するために, テンプレート画像の登録過程および部分画像の探索過程の双方について, 遺伝的アルゴリズム (GA: Genetic Algorithm)^{(8),(9)}を適用する. 実験を通して, 提案手法によって, 姿勢に関して自由度を持つ部分画像を効率的に発見できることを示す

2. 相似画像の探索手法

位置, 傾き, スケールの各姿勢パラメータに関して自由度を持つ部分画像を対象画像内から探索したい場合, 解の探索空間が極めて広いことが問題となる. すなわち, 探索すべき部分画像の位置 (x,y) , 傾き ϕ , スケール S の4種類の姿勢パラメータを求める必要がある. 部分画像の姿勢に関する自由度が大きい場合, これらの姿勢パラメータによって張られる空間は膨大となる. 従って, 原理的には, 画素単位のテンプレートマッチングをすべての位置, 傾き, およびスケールの組合せについて行えば目的は達成されるが, 計算コストの観点から現実的ではない

そこで, テンプレートとして登録された図形と相似な図形を発見するために, フーリエ記述子法⁽¹⁰⁾, モーメント法⁽¹¹⁾, 幾何学的特徴を利用する手法⁽¹²⁾, 一般化 Hough 変換⁽¹³⁾などが提案されている. しかしながら, フーリエ記述子法は, 基本的に対象図形の輪郭が連続している必要があり, モーメント法は, 背景ノイズの影響を受けやすいと考えられる. また, 幾何学的特徴を用いる手法は, 傾きとスケールの双方に関して自由度が大きな場合, 計算コストが増大する. 一般化 Hough 変換は, 対環境性と汎用性に優れた手法であるが, 姿勢パラメータを表す膨大な4次元の投票用空間が必要であり, また, 投票処理のために計算コストを要する. そこで, 一般化 Hough 変換を効率化するために, エッジ点の集合を線分として扱う手法⁽¹⁴⁾, パラメータ空間の次元数を削減する手法^{(6),(15)}, 複数のエッジ点の組合せによる投票に基づく手法^{(16)~(18)}, エッジ点における曲率を利用する手法^{(19),(20)}などが提案されている. これらの手法は, 画像内で抽出されたエッジ情報に基づいて投票やマッチングが行われ

るため、エッジの連続性やエッジ勾配の精度などの影響を大きく受ける可能性がある。また、依然として多くのメモリ資源あるいは計算コストを要するという問題点もある。

一方、GA によって、パラメトリックな図形やテンプレート図形を検出する手法も提案されている^{(21),(22)}。また、GA による図形探索の信頼性を向上させるために、4 方向にエッジを分解して適応度評価を行う手法も提案されている⁽²³⁾。これらの手法では、マッチングの対象は、エッジ点や輪郭線によって構成される 2 値線図形である。従って、探索空間内における準最適解の分布が極めて局所的となり、GA による図形探索のためには、対象画像にぼかし処理等が必要となる。しかし、製造ラインにおいて、照明変動等の影響によって画像の濃度変化が生じる場合や、画像内のエッジが不明瞭な場合は、現在、工業分野で多用されている正規化相関のように、濃淡情報を用いたマッチングが有効であると考えられる。他には、GA を用いてマッチングに適した画素の間引き率と多段の前処理を設定することによって、信頼性保持と高速化を両立させる手法が提案されている⁽²⁴⁾。しかし、専用ハードウェアを搭載したシステムへの導入を前提としており、また、従来のテンプレートマッチングと同様、テンプレート画像に対して正立かつ同サイズの部分画像の探索を目的としている。これに対して、提案手法では、ソフトウェアによる高速化と、位置、傾き、およびサイズに関して自由度を持つ部分画像の探索を目的とする。

3. GA による部分画像探索の効率化

提案手法では、エッジ点等の情報に基づくマッチングではなく、一般的なテンプレートマッチングと同様、濃淡情報を持つ画素単位のマッチングによって、テンプレート画像と類似な部分画像を探索する。従って、マッチングアルゴリズムとしては、通常の正規化相関を用いる。しかし、前述のように、姿勢に関して自由度の大きな部分画像を画素単位のマッチングによって探し出す場合、姿勢に関する最適解を求めるために、膨大な計算コストを要することが問題となる。そこで、提案手法では、大局的な探索能力に優れると言われる GA を適用することによって、部分画像の姿勢に関する準最適解を効率的に求めることを基本的な戦略とする。

テンプレートマッチングでは、参照画像を用いてテンプレートとなる画像領域を登録する過程と、登録されたテンプレート画像と類似した部分画像を対象画像内から探索するマッチング過程から構成される。提案手法では、解の探索空間が膨大となるマッチング処理の効率化を図るために、図 1 に示すように、テンプレート画像の登録過程と、マッチング過程の双方において、GA を適用する。

テンプレートマッチングでは、一般的にマッチングの対象画素が少ないほど、高速化が可能となる。そこで、テンプレート画像もしくは対象画像内から、画素を間引くことによって、効率化を図る方法が採られる。画素を間引きす

図 1 提案手法の流れ

Fig.1 Flow-chart of the proposed method

る場合、ある間隔で格子状に画素を選択する方法が簡便である。しかし、このように等間隔に画素の間引きを行った場合、マッチングに重要性が高い画素が選択されず、結果として、誤ったマッチングが発生する危険性が大きくなる。

濃淡画像のテンプレートマッチングでは、登録されたテンプレート画像内において、そのマッチングに有効に働く画素と、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、テンプレート画像内の各画素の重要性は、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、信頼性の高いマッチングを実現するためには、一定の規則に従って画素の間引きを行うのではなく、そのマッチング処理に応じて、動的に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⁽²⁵⁾。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。文献(25)では、探索すべき部分画像は、テンプレート画像に対して正立かつ同一スケールという条件があったが、ここでは、位置、傾き、スケールに関して自由度を持つ部分画像の探索を目的とする。

次に、マッチング過程では、部分画像の姿勢パラメータを効率的に求める必要がある。しかし、前述のように、目的とする部分画像の姿勢に関する自由度が大きい場合、これらの姿勢パラメータの組合せ総数は膨大となり、適切な姿勢パラメータを求めることは困難となる。そこで、GA を用い、各種の姿勢パラメータの組合せによるマッチング処理を通して、効率的に目的とする部分画像を探索する。

以下の章では、テンプレート画像の登録処理、および部分画像の探索処理について、具体的に説明する。

4. GA によるテンプレート画像の登録

まず、テンプレート画像内からマッチングの対象画素を選択する方法について述べる。

4.1 染色体の表現

一般的なテンプレートマッチングと同様、参照画像内から、テンプレート画像となる $M \times N$ 画素の矩形領域を選択

図2 画素選択における染色体表現
Fig.2 Representation of chromosome for pixel selection

する。集団を構成する各個体の染色体は、図2に示すように、テンプレート画像と同じサイズを持つ2次元のビット配列によって表す。染色体の各ビットは、テンプレート画像内の各画素と対応しており、各々の画素の選択あるいは非選択状況を表す。ここでは、染色体内のビット1の総数、すなわち、テンプレート画像内から選択する画素数は、テンプレート画像内の全画素数に応じた一定比によって設定する。従って、テンプレート画像内からの画素選択率を $R_p\%$ とすると、染色体内の $M \times N \times R_p$ 個のビットが1となる。

4. 2 適応度の評価

次に、サンプルとなる探索対象画像 I を用い、テンプレート画像 T と類似した部分画像を探索する。この場合、テンプレート画像内において、各個体の染色体によって選択された画素だけを用いてマッチングを行う。マッチングに有効性の高い画素を選択することが目的であるので、部分画像はテンプレート画像に対して正立かつ同スケールとし、正規化相関によってマッチングを行う。すなわち、ある個体 k の染色体を用いて、サンプル対象画像 I の座標 (u, v) においてマッチングを行った場合の相関度 $C_{u,v}(k)$ は、次式によって求められる。

$$C_{u,v}(k) = \frac{\sum_{j,i \in P_S(k)} \{I(j+u, i+v) - \mu_I\} \cdot \{T(j, i) - \mu_T\}}{\sqrt{\sum_{j,i \in P_S(k)} \{I(j+u, i+v) - \mu_I\}^2} \sum_{j,i \in P_S(k)} \{T(j, i) - \mu_T\}^2} \quad (1)$$

但し、

$$\mu_I = \frac{1}{n_S(k)} \sum_{j,i \in P_S(k)} I(j+u, i+v) \quad \mu_T = \frac{1}{n_S(k)} \sum_{j,i \in P_S(k)} T(j, i) \quad (2)$$

である。ここで、 $P_S(k)$ は個体 k の染色体を用いてテンプレート画像内から選択された画素の集合、 $n_S(k)$ はこれらの画素数を意味する。個体 k の染色体を用いてサンプル対象画像内を探索した結果得られた最大相関度を $C_m(k)$ とする。

次に、個体の適応度を評価する。ここでは、信頼性の高いマッチングが実行された個体に高い適応度を与える。まず、正しい部分画像が発見されなかった場合は、その個体には極めて低い適応度を与える。次に、探索対象画像内における最大相関度が大きいほど、テンプレート画像と類似性の高い部分画像が得られていると考えられるため、 $C_m(k)$ を適応度の評価に用いる。また、誤ったマッチングが発生する場合は、正しい部分画像の位置、すなわち、最適解と

図3 画素選択における交叉方法
Fig.3 Crossover method for pixel selection

は異なる位置座標を抽出してしまうことを意味する。従って、最適解における相関度 $C_m(k)$ と最適解の次に高い相関度を持つ第2候補解における相関度 $C_S(k)$ の差 $C_m(k) - C_S(k)$ が大きいほど、マッチングの安全マージンが高いと考えられる。以上に述べたマッチングに関するパラメータを用い、個体 k の適応度 $f(k)$ を次式によって評価する。

$$f(k) = C_m(k) + \lambda \{C_m(k) - C_S(k)\} \quad (3)$$

ここで、 λ はパラメータ間の重み係数である。

4. 3 進化規則

GAにおける個体の選択淘汰には、ランク方式を用いる⁽⁹⁾。集団内の全個体の中から、適応度が上位 $S_u\%$ 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。従って、集団内の個体数は世代を通して一定に保たれる。交叉は、図3に示すように、両親の染色体の論理和をとり、次に、画素選択率 $R_p\%$ によって設定される画素数と同数のビット1をランダムに選択する方法を用いる。この交叉方法によって、親個体と同数のビット1を含む染色体を持つ子供個体が生成され、テンプレート画像内からの選択画素数を一定に保つことができる。突然変異には、一般的なビット反転方式を用いる。但し、交叉と同様、選択画素数、すなわち、染色体内のビット1の数を一定に保つ必要がある。そこで、反転されたビットに応じて、他のランダムなビットも反転させ、染色体内のビット1の総数が変化しないようにする。GAの終了条件は、集団内の最大適応度が30世代の間一定値を保った時点とする。

5. GAによる部分画像の探索

次に、画素選択が行われたテンプレート画像を用いて、対象画像内から部分画像を探索する。GAの適用に関しては、文献(26)の手法とほぼ同様であるが、ここでは、テンプレート登録過程で選択された一部の画素だけを用いてマッチング処理を行う。

図4 部分画像探索における染色体表現

Fig.4 Representation of chromosome for objective image search

図5 画素選択テンプレート画像のマッピング

Fig.5 Mapping of template image with selected pixels

5. 1 染色体の表現

各個体の染色体は、図4に示すように、探索すべき部分画像を囲む矩形の位置 (x,y) 、テンプレート画像に対する傾き ϕ 、およびスケール S の各姿勢パラメータを並べた1次元のビット配列によって表す。各姿勢パラメータは8ビット、染色体長は32ビットとする。

5. 2 適応度の評価

図5に示すように、ある個体 m の染色体によって表される姿勢パラメータを用いて、テンプレート画像を探索対象画像内にマッピングする。そして、テンプレート画像内において選択された画素だけを用いて、正規化相関によってマッチングを行う。この場合、テンプレート画像内のある選択画素 $P(j,i)(0 \leq j < M, 0 \leq i < N)$ は、次式によって、探索対象画像内の座標 (u,v) にマッピングされる。

$$\begin{cases} u = j \cdot S \cdot \cos \phi + i \cdot S \cdot \sin \phi + x \\ v = -j \cdot S \cdot \sin \phi + i \cdot S \cdot \cos \phi + y \end{cases} \quad (4)$$

そして、マッチングの結果得られた相関度を個体 m の適応度とする。

5. 3 進化規則

GAにおける個体の選択淘汰には、ランク方式を用いる。また、交叉には、各姿勢パラメータ単位の2点交叉法を用いる⁽²⁶⁾、突然変異には、ビット反転方式を用いる。なお、交叉または突然変異の結果得られた個体の染色体に関して、その姿勢パラメータによってマッピングされる矩形の一部が探索対象画像の範囲外となる場合は、再度交叉または突然変異を行う。GAの終了条件は、最大適応度が10世代の間一定値を記録した時点とする。

6. 実験と結果

本手法を用い、対象画像内において、位置、傾き、スケールが不明な部分画像を探索する実験を行った。

(a)print1

(b)print2

(c)bolt

テンプレート画像

図6 実験用画像

Fig.6 Experimental images

6. 1 実験条件

正規化相関によるテンプレートマッチングが電子部品等の製造ラインで多用されることから^{(2),(7)}、実験には、図6に示す3種類の部品を撮影した画像を用いた。(a)print1は、プリント基板上の部品実装用パッド、(b)print2は、プリント基板上の配線パターン、(c)boltは、機械式回転ステージのボルト部品付近を撮影した画像であり、画像のサイズは 256×240 画素である。同図に示したテンプレート画像と最も類似した部分画像を対象画像内から探索する。テンプレート画像のサイズは、(a)print1が 39×59 画素(2301画素)、(b)print2が 48×32 画素(1536画素)、(c)boltが 34×40 画素(1360画素)である。これらのテンプレート画像は、対象画像内において視覚的な特徴を持ち、かつ対象画像内の他所に極端に類似したパターンが含まれない矩形領域を設定した。但し、プリント基板の表面は、一般的に、類似した配線パターンが多数存在するため、(a)print1と(b)print2では、対象画像内にテンプレート画像と部分的に類似した画像領域も多く含まれている。また、テンプレート画像のサイズに関しては、3000画素を超えるような大きな矩形を設定した場合、GAによる画素選択に数十時間以上の処理時間を必要とするため、上記で述べたような領域サイズとした。テンプレート画像内からの画素選択には、図6に示した正立画像を用い、部分画像の探索には、対象部品の姿勢を変化させ

図7 テンプレート画像内から選択された画素 ($R_F=10\%$)
Fig.7 Selected pixels in the template images ($R_F=10\%$)

図8 部分画像の探索結果例
Fig.8 Examples of searched objective images

て撮影した画像を用いた。また、各画像について、撮影する対象部品は、常に同一のものをを用いた。対象画像内において部分画像の取りえる姿勢範囲は、位置が任意、テンプレート画像に対する傾きが 0° から 360° 、スケールが 0.8 から 1.2 倍とした。

画素選択処理におけるパラメータは、経験的に、集団内の個体数 100、次世代への個体の存続率 $S_n=50\%$ 、突然変異率 0.1%とした。また、適応度評価式における係数は $\lambda=1.0$ 、画素選択率は $R_F=10\%$ とした。部分画像の探索処理におけるパラメータは、個体数 1000、存続率 50%、突然変異率 0.1%とした。また、処理系には、Pentium III-600MHz を用いた。

6. 2 画素選択および部分画像探索結果

図7は、各々のテンプレート画像内から選択された画素を白画素によって表している。2倍に拡大して表示してお

図9 スケール範囲を広く設定した場合の探索結果例
Fig.9 Searched objective images when the wide scale parameter was set

り、選択された画素数は、(a)print1 が 230 画素、(b)print2 が 153 画素、(c)bolt が 136 画素であった。これら選択された画素だけを用いて、対象画像内から部分画像を探索した結果例を図8に示す。特に、(a)print1 と (b)print2 では、対象画像内にテンプレート画像と類似した背景ノイズとなる画像パターンも含まれているが、正しく部分画像を発見している。(a)print1、(b)print2、(c)bolt の各々について、部品の位置、傾き、スケールを変化させて撮影した 50 枚の画像を用いて、部分画像の探索に関する信頼性を評価した。なお、部分画像探索の成否は、視察によって、位置で ± 2 画素、傾きで $\pm 3^\circ$ 程度、スケールで 0.01 倍程度以上の誤差が確認された場合は、誤認識と判定することにした。結果は、3 種類の画像に関するすべての処理について、正しく部分画像を発見した。従って、部分画像の探索に関して、十分な安定性が得られていると考えられる。

なお、上記の実験では、部分画像が取り得るスケールの範囲は 0.8 から 1.2 倍までとしたが、更にスケール範囲を広げて実験を行ったところ、いずれの画像に関しても、0.6 から 1.8 倍程度までは、安定な探索結果が得られた。図9は、参考として、(a)print1 において、スケールを 0.6 から 1.8 倍までの範囲に設定した場合の部分画像の探索結果例を示す。一方、更にスケール範囲を広く設定した場合は、誤認が発生する傾向が生じた。但し、工業用画像処理などでは、対象物の大きさが大幅に変化するような状況はさほど生じないことから、提案手法は、実用上十分なスケール変化への追従性を持つと考えられる。

6. 3 画素選択率について

本手法において、テンプレート画像内から画素を選択する主な目的は、マッチングの高速化である。テンプレート画像内からの選択画素数が少ないほど、マッチングの対象画素が少なくなり、処理時間の点からは有利となる。しかし、マッチングに用いられる画素数の削減によって、一般的には、部分画像探索の信頼性に影響が生じると考えられる。逆に、選択画素数が多い場合は、マッチングは安定するが、マッチングに要する計算コストは増大すると考えられる。

そこで、画素選択率と部分画像探索の安定性について評価を行った。図10は、画素選択率 R_F を 2%、5%、10%、20%、30%に設定した場合に、各々のテンプレート画像内

図 10 画素選択率と選択画素との関係
Fig.10 Relation between the selected rate of pixels and selected pixels

表 1 画素選択率とマッチング結果
Table1 Rates of selected pixels and matching results

画素選択率 $R_p(\%)$		2	5	10	20	30
最適解と第 2 候補解の差	(a)print1	0.45	0.65	0.68	0.67	0.68
	(b)print2	0.58	0.69	0.73	0.75	0.76
	(c)bolt	0.61	0.63	0.68	0.69	0.68
平均探索時間(sec)		1.9	2.2	2.5	3.4	4.2

表 2 画素選択率と探索成功率との関係
Table2 Relations between the rates of selected pixels and recognition rates

画素選択率 $R_p(\%)$		2	5	10	20	30
探索成功率(%)	(a)print1	36	86	100	100	100
	(b)print2	46	92	100	100	100
	(c)bolt	60	86	100	100	100

から選択された画素を示す。また、表 1 は、各画像について、部分画像が正立かつ同一スケールの条件下で、各々の画素選択率に関して得られた最適解と第 2 候補解における相関度の差、および部分画像探索のための平均処理時間を求めた結果を示す。なお、第 2 候補解は、最適解の周辺 ± 10 画素の範囲外において、最大相関度を持つ解とした。いずれの画像に関しても、マッチングの安全マージンを表すと考えられる最適解と第 2 候補解における相関度の差は、画素選択率 R_p が 10% 以上であれば、ほぼ一定となっている。また、画素選択率が大きくなるほど、多くの探索時間を要していることがわかる。

次に、各々の画素選択率に関して、部分画像探索の信頼性を評価するために、各画像について、選択された画素を用いて、部分画像の位置、傾き、スケールを変化させて 50 回の探索を行った。正しい評価を行うために、各々の画素選択率について、同一の対象画像を用いた。表 2 は、正しく部分画像が発見された成功率を示す。画素選択率が 5% 以下の場合、誤ったマッチングが発生する場合が見られた。一方、画素選択率が 10% 以上の場合、いずれの画像に関しても、すべての探索処理において、正しく部分画像を発見した。以上の結果から、今回の実験では、マッチングの信頼性および探索時間の観点から、画素選択率は 10% 程度

図 11 画素選択の推移 ($R_p=10\%$)
Fig.11 Change of selected pixels ($R_p=10\%$)

図 12 画素選択における世代と最大適応度との関係 ($R_p=10\%$)
Fig.12 Relation between generation and the maximum fitness in the process for selecting pixels ($R_p=10\%$)

が適当と考えられる。

6. 4 進化過程

次に、GA の進化過程について述べる。図 11 は、画素選択率が 10% の場合に、世代の進行に伴って、各々のテンプレート画像内から画素が選択される様子を示している。図 12 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。世代が進むにつれて最大適応度が徐々に増加し、いずれのテンプレート画像に関しても、250 世代程度で進化が完了している。進化完了までには、10 時間から 15 時間程度を要した。

次に、部分画像の探索過程について述べる。図 13 は、参考として、(a)print1 に関して、GA の進化に伴って、部分画像が探索される様子を 50 世代が進むにつれて、正しい部分画像の姿勢を示していることがわかる。また、図 14 は、部分画像の探索過程において、最大適応度が変化する様子を 50 世代が進むにつれて、最大適応度が徐々に増加し、いずれの画像に関しても、30 世代程度で進化が完了している。実際には、最後の 10 世代は最大適応度が変化していないので、20 世代程度で部分画像の姿勢が求められていることになる。各画像について、部分画像の位置、傾き、スケールを変化させて 50 回処理を行った結果、進化に要した平均世代数は 27.1 世代、最も世代数を要した場合で 42 世代であった。従って、探索すべき部分画像の姿勢や GA の初

図 13 部分画像探索の推移 ((a)print1)
Fig.13 Change of searched image ((a)print1)

図 14 部分画像探索における世代と最大適応度との関係
Fig.14 Relation between generation and the maximum fitness
in the process for searching objective image

期設定の影響をあまり受けず、進化に必要な世代数は、比較的安定していると言える。

6. 5 座標テーブルによる高速化

表 1 に示したように、画素選択率が 10% の場合、選択された画素だけによる部分画像探索に要した平均処理時間は 2.5 秒であった。一方、テンプレート画像内の全画素を用いた場合は、探索に要する平均処理時間は 9.8 秒であった。従って、画素選択処理によって、約 4 倍の高速化が達成されていることになる。これは、姿勢が不明な部分画像を正規化相関演算によって探索する処理としては、かなり高速と言える。しかし、マッチングの対象画素数が 10% に削減されているにもかかわらず、処理時間は 1/4 程度にしか短縮されていない。これは、実際のマッチング計算以外のループ制御等に計算コストを要しているためである。つまり、選択されない画素であっても、処理内容は最低限ではあるが、ループ処理が実行されるからである。

そこで、マッチング処理におけるループ回数を削減するために、座標テーブルを用いることにした。具体的には、選択された画素のテンプレート画像内の座標を事前にテーブルに格納しておき、このテーブル内の座標を用いて直接的にマッチング処理を行う。テーブル内に格納されているデータ数、すなわち、選択された画素数だけしかループが回らないため、高速化が期待できる。

各々の画素選択率の場合について、座標テーブルを利用した手法を適用した結果を表 3 に示す。表 1 に示した座標テーブルを用いない場合と比較すると、画素選択率が小さ

表 3 座標テーブルを用いた場合の平均探索時間
Table 3 Averaged matching time when the address table is used

画素選択率 $R_d(\%)$	2	5	10	20	30
平均探索時間(sec)	0.38	0.68	1.1	2.1	3.0

い場合ほど、高速化に顕著な効果が現れている。これは、選択画素数が少ないほど、ループ回数が大幅に削減されるためである。画素選択率が 10% の場合は、部分画像の平均探索時間は 1.1 秒となり、座標テーブルを用いない場合と比較して、約 2.3 倍の高速化が達成されている。また、テンプレート画像内の全画素を用いた場合と比較して、探索時間は 11% に短縮されており、ソフトウェア処理によっても高速なマッチングが行われていると言える。

7 ま と め

対象画像内において、位置、傾き、スケールに関して自由度を持つ部分画像をテンプレートマッチングによって効率的に探索するための手法を提案した。本手法は、テンプレート画像の登録過程と部分画像の探索過程の双方に GA を用い、マッチングの高速化を図っていることが特徴である。テンプレート画像の登録過程では、マッチングに有効性の高い画素を GA によって選択し、部分画像の探索過程では、姿勢パラメータの組合せを GA によって求める。実験の結果、提案手法によって、安定かつ高速に部分画像の姿勢を求めることができた。テンプレート画像内からの画素選択率に関して評価実験を行ったところ、マッチングの信頼性と計算コストの観点から、10% 程度が適当であった。また、選択された画素の座標をテーブルに格納することによって、更なる高速化を達成することができた。今後は、より効率的な画素選択および部分画像探索を実現するために、多段階による探索、例えば、ブロック領域の選択の後で画素選択を行う処理や、多重解像度画像を用いた部分画像の探索などについても検討する予定である。

(平成 13 年 1 月 24 日受付、平成 13 年 7 月 23 日再受付)

文 献

- (1) 秦 清治: “ロボットビジョンの産業への応用”, 日本ロボット学会誌, Vol.10, No.2, pp.47-51 (1992).
- (2) 加藤敦彦: “グレースケール画像処理の動向とその応用”, 電子技術, Vol.1990-12, pp.72-78 (1990).
- (3) 枝松邦彦, 瀬立光夫, 有田秀和: “マシンビジョンとそのアーキテクチャ”, 電気学会論文誌(C), Vol.112-C, No.2, pp.58-64 (1992).
- (4) W.M.Silver: “Normalized correlation search in alignment, gauging, and inspection”, SPIE, Vol.755, pp.23-34 (1987).
- (5) D.I.Barnea, and H.F.Silverman: “A class of algorithms for fast digital image registration”, IEEE Trans. Comput., Vol.C-21, pp.179-186 (1972).
- (6) 斉藤文彦: “複数 2 次元パラメータ空間を用いた一般化 Hough 変換による部品認識”, 精密工学会誌, Vol.62, No.11, pp.1577-1581 (1996).
- (7) 水谷栄二: “グレースケールパターンマッチングを用いた F A 用画像処理装置とその応用例”, O plus E, Vol.141, pp.141-152 (1991).
- (8) J.H.Holland: “Adaptation in natural and artificial systems”, The Univ. Michigan Press (1975).
- (9) D.E.Goldberg: “Genetic algorithm in search optimization and machine learning”, Addison Wesley (1989).
- (10) 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”, 電子情報通信学会論文誌(D), Vol.J71-D, No.6, pp.1065-1073 (1988).
- (11) C.C.Chen: “Improved moment invariants for shape discrimination”, Pattern Recognition, Vol.26, No.5, pp.683-686, 1993.
- (12) 長尾智晴, 安居院 猛, 中嶋正之: “極座標特徴を用いた一定形状図形の抽出方法”, 電子情報通信学会論文誌(D-II), Vol.J72-D-II, No.2, pp.229-236 (1989).
- (13) D.H.Ballard: “Generalizing the Hough transform to detect arbitrary shapes”, Pattern Recognition, Vol.13, No.2, pp.111-122 (1981).
- (14) 渡辺孝志, 石戸橋 真: “線分近似による一般化ハフ変換の高速化と任意図形抽出”, 電子情報通信学会論文誌(D-II), Vol.J74-D-II, No.8, pp.995-1003 (1991).
- (15) R.Yip, P.Tam and D.Leung: “Modification of Hough transform for object recognition using 2-dimensional array”, Pattern Recognition, Vol.28, No.11, pp.1733-1744 (1995).
- (16) T.Dufresne and A.Dhawan: “Chord-tangent transformation for object recognition”, Pattern Recognition, Vol.28, No.9, pp.1321-1331 (1995).
- (17) 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”, 電子情報通信学会論文誌(D-II), Vol.J81-D-II, No.7, pp.1591-1600 (1998).
- (18) 木村彰男, 渡辺孝志: 高速一般化ハフ変換—相似変換不変な任意図形検出法—, 電子情報通信学会論文誌(D-II), Vol.J81-D-II, No.4, pp.726-734 (1998).
- (19) 大橋靖弘, 大和淳二, 石井郁夫, 牧野秀夫, “曲率を用いる相似図形抽出アルゴリズム”, 電子情報通信学会技術報告, PRU89-72, pp.33-39 (1989).
- (20) 東海林健二: “部分形状認識の一手法”, 電気学会論文誌(C), Vol.115-C, No.3, pp.423-429 (1995).
- (21) 長尾智晴, 安居院 猛, 長橋 宏: “遺伝的手法を用いた 2 値図形のパターンマッチング”, 電子情報通信学会論文誌(D-II), Vol.J76-D-II, No.3, pp.557-565 (1993).
- (22) 川西寛之, 萩原将文: “遺伝的アルゴリズムを用いた複数図形の検出”, 電気学会論文誌(C), Vol.116-C, No.8, pp.891-897 (1996).
- (23) 外山 史, 東海林健二, 宮道壽一: “遺伝的アルゴリズムを用いた図形検出のための適応度関数の提案”, 電子情報通信学会論文誌(D-II), Vol.J82-D-II, No.8, pp.1262-1268 (1999).
- (24) 村松彰二, 大塚裕史, 小林芳樹, 清水英志: “テンプレートマッチングの高速化戦略と GA による最適化”, 電子情報通信学会論文誌(D-II), Vol.J83-D-II, No.6, pp.1487-1497 (2000).
- (25) 斉藤文彦: “遺伝的アルゴリズムを用いた画素選択テンプレートによる画像マッチング”, 電子情報通信学会論文誌(D-II), Vol.J84-D-II, No.3, pp.488-499 (2001).
- (26) 斉藤文彦: “遺伝的アルゴリズムによる正規化相関画像マッチングに関する考察”, 電気学会論文誌(C), Vol.120-C, No.2, pp.236-243 (2000).

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. マシンビジョン, 視覚情報処理の研究に従事. 博士(情報科学, 工学). 電子情報通信学会, 画像電子学会, 精密工学会, 日本機械学会, 映像情報メディア学会, 情報処理学会等会員.