

最適配置された画素群の濃度共起発生確率に着目した 距離画像の高速マッチング手法

秋月 秀一† 橋本 学†

† 中京大学 情報理工学部 〒470-0393 愛知県豊田市貝津町床立 101

E-mail: †{akizuki,mana}@isl.sist.chukyo-u.ac.jp

あらまし 高速・高信頼なテンプレートマッチングとして、複数画素群の濃度共起確率に基づいて厳選したテンプレート点を用いる Co-occurrence Pixel Template Matching (CPTM 法)がある。本稿では、CPTM 法の高速性・高信頼性を保ったまま、低テクスチャである距離画像に対する高信頼な照合を目的とする、CPTM 法の改良手法を提案する。エッジ部分の勾配分布に偏りがある距離画像に適した画素群を選択するため、画素群の幾何学的配置を最適化した上で発生確率を求め、低頻度な画素群ほどユニークであるとしてマッチングに用いる。100 枚の実テスト画像による実験により、テンプレート画像全点の約 0.6%に相当する画素のみで 98%以上の認識成功率を達成した。また、多様なエッジ勾配をもつ対象物体にも適用可能なことを実証した。

キーワード テンプレートマッチング、濃度共起確率、テクスチャレス、遺伝的アルゴリズム、相対濃度

1. はじめに

3 次元センサは、計測対象物のテクスチャの影響を受けることなく形状情報を取得でき、形状情報から生成される距離画像は、通常のカメラから取得できる濃淡画像に比べて照明変動の影響を受けにくいという利点があるため、産業用画像処理の分野への応用が期待されている。産業用画像処理の分野において、画像マッチングの高速化とロバスト化は基本的な目的であるため、この 2 つを達成するために、さまざまな技術の提案がされている。

その中でも有力な手法に、画像中の局所領域における濃度勾配情報から算出した特徴量でマッチングをおこなう、SIFT [1] や、その高速化手法である SURF [2] のような、いわゆる特徴量ベースのマッチング手法がある。

一方、これに対して画素ベースのマッチング手法として、テンプレートマッチングがある。この代表的手法に、主にロバスト化を目的として、近傍画素の濃度値変化を符号により抽象化する手法である増分符号相関法 (ISC 法) [3] や方向符号照合 [4] がある。

また、高速化を目的としたテンプレートマッチング手法には、局所領域における代表的な勾配方向の整合性をもとにマッチングする手法 [5] があり、画素ごとの類似度計算を必要としないため高速にマッチングができる。一方、類似度計算に用いるテンプレート点数を削減するアプローチがあり、エッジ情報を用いてマッチングする手法 [6] や、その曲率に注目してテンプレート点選択を行う手法 [7] がある。さらに、濃度極値の画素と、濃度境界を挟む画素ペアをテンプレート点とする疎テンプレートマッチング法 [8] がある。また、最近では複数画素の共起発生確率に基づいてごく少数のテンプレート点を選択し、マッチングするアルゴリズム Co-occurrence

Pixel Template Matching (CPTM 法) [9] も提案されている。CPTM 法は濃淡画像において画像の約 0.4% のテンプレート点数で正確にマッチングできることが報告されており、他の手法よりも高速である。

円などのパラメトリック曲線に対して少ないデータ点数でパターン検出をおこなう手法としてパターンを幾何学的に代表する点群を決定する研究 [10], [11] もある。

このようなさまざまな画像マッチング手法を距離画像に適用することを考える。距離画像は計測対象物の物理稜線の段差が濃度勾配となるため、エッジが稜線部に集中し、一般的には画像特徴の少ない画像となる。このため、濃度勾配から特徴量を算出する [1], [2] はマッチングに十分な特徴量の算出ができないため距離画像のマッチングには不適である。また、同様の理由で局所領域内に勾配情報を算出できる程度の濃度変化を必要とする [5] も距離画像のマッチングに適しているとはいえない。

また、多くの工業製品は稜線部分に面取り処理が行われていることから、距離画像にはなだらかなエッジが多く、明確な濃度値変化が少ない。したがって近傍画素における濃度値変化を符号化する ISC 法 [3] や方向符号照合 [4] では符号が安定しないことが懸念される。

なだらかなエッジでは、エッジ部分が一意に決まらないため、エッジの検出が前提となる [6], [7] の手法も距離画像のマッチングには向かない。また、疎テンプレートマッチング法 [8] では濃度境界を挟む画素対が短い間隔で固定されているため、なだらかなエッジ上ではテンプレート点が共にエッジ上に選択され、位置ずれを起こしやすくなる。

一方、CPTM 法は事前に設定された固定的な幾何学的関係にある複数画素によって構成された画素パターンの発生頻度を評価し、発生頻度が低いパターンは独自性

が高いため、誤対応を起こしにくいとして優先的にマッチングに用いる手法である。このように、CPTM法では固定された単一形状の画素パターンによってその独自性を評価するため、なだらかなエッジの距離画像では独自性の高い画素パターンの抽出が困難になる。また文献[10], [11]手法では検出対象としてパラメトリック曲線想定しているため、今回我々が扱う工業製品のような任意形状には対応が困難と考えられる。

このように、現在まで距離画像に適した高速・高信頼なマッチングアルゴリズムは提案されていない。

そこで、CPTM法は他の手法よりも高速性能が高いことから、本研究ではこれに距離画像に対するロバスト性を付加することで、高速性とロバスト性を両立することを目的とする。

本研究では画素パターンを構成する複数画素の幾何学的配置を様々に設定し、それらの独自性を評価することで、距離画像中で最も独自性の高い画素パターンを決定する。この問題は複数画素の幾何学的配置を独自性が最大となるように決定する、組み合わせ最適化問題とみなすことができるため、本研究では最適化の枠組みを用いて解く。

提案手法の実装に際しては、複数画素の幾何学的配置の組み合わせが膨大になることから、組み合わせ最適化問題の解法として遺伝的アルゴリズム (GA) [12]を用いた。解候補である画素パターン同士の構造の組み換えが、GAのBuilding-Block仮説のプロセスに非常によくマッチするため、組み合わせ最適化問題の解法として、GAが適当であると考えられる。

提案手法により、距離画像から独自性の高い画素パターンを決定することができ、高速・高信頼な距離画像マッチングが可能となる。また、画素同士の幾何学的配置のみでその独自性を評価する方法をとるため、任意形状に対応できる利点がある。

以下、第2章でCPTM法の改良による提案手法について述べ、第3章で、GAによる独自性の高い最適画素パターンの抽出法について述べ、第4章でテンプレート点の選択手法とマッチング手法について述べ、第5章では提案手法の評価実験を行い、第6章にて本研究の成果をまとめる。

2. CPTM法の改良による提案手法

2.1 CPTM法 [9] の概要

CPTM法は複数画素の濃度共起確率に基づいてテンプレート点選択する。本節では、この概要について説明する。画像 $f(i, j)$ における画素対 P と P から変位ベクトル \mathbf{d} だけ離れた Q のそれぞれの濃度値 p, q のペアの発生頻度 (個数) を画像全体にわたって求め、濃度値 p, q を縦横それぞれのインデックスとする2次元マトリクス上に並べた共起ヒストグラムを (1)(2) 式により作成する。このとき、 P, Q の位置ベクトルをそれぞれ $\mathbf{v}_p = (i_p, j_p)$,

$\mathbf{v}_q = (i_q, j_q)$ とする。

$$h(p, q, \mathbf{d}) = \sum_{\mathbf{d} \in \mathbf{R}} \delta \quad (1)$$

$$\begin{cases} \delta = 1 & \text{when } \{f(\mathbf{v}_p) = p\} \cap \{f(\mathbf{v}_q) = q\} \\ \delta = 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (2)$$

where, $\mathbf{v}_q = \mathbf{v}_p + \mathbf{d}$

図1は f から作成した共起ヒストグラムの例である。

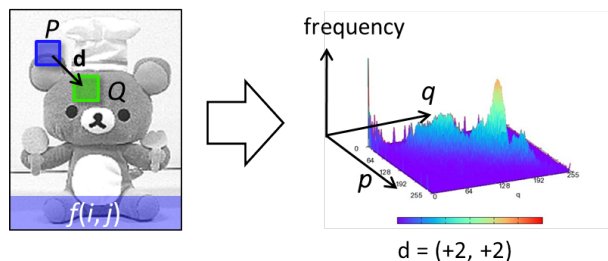


図1 共起ヒストグラムの例

ここで、 h の値を h の総和が1になるように (3) 式により正規化し、共起確率 C とする。 L は共起ヒストグラムの階調数であり、たとえば原画像の階調数と同じ256である。 C はある画像 f が与えられたとき、その画像において変位位置 \mathbf{d} である画素対 P, Q がそれぞれ濃度値 p, q をもつ確率を表している。

$$C(p, q, \mathbf{d}) = \frac{h(p, q, \mathbf{d})}{\sum_{q=0}^{L-1} \sum_{p=0}^{L-1} h(p, q, \mathbf{d})} \quad (3)$$

(3) 式では画素対の共起確率を表現しているが、CPTM法ではこれを複数の \mathbf{d} を設定した n 点共起確率を算出し、画素パターンの共起確率としている。図2に n 点共起の画素パターンの例を示す。

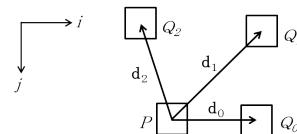


図2 n 点共起の画素パターン

CPTM法では、共起確率の低い画素パターンの順に \mathbf{v}_p, p をそれぞれ1次元配列に格納することでテンプレート点選択し、マッチングに用いる。

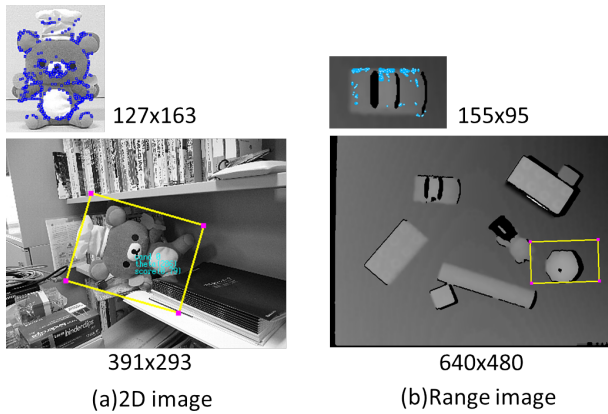


図3 濃淡画像と距離画像におけるCPTM法によるマッチング結果の例(上:テンプレート画像,下:入力画像例)

2.2 CPTM法の問題点の分析

本節ではCPTM法で距離画像のマッチングをした際に発生する問題点について分析する。図3に濃淡画像と距離画像に対してCPTM法でマッチングをした時の結果の例を示す。テンプレート画像上の青点は選択されたテンプレート点である。

距離画像では誤検出する傾向が濃淡画像よりも強かった。濃淡画像と距離画像のテンプレート点に注目すると、濃淡画像のテンプレート点はエッジを中心に画像中のさまざまな位置で選択されている。しかし、距離画像のテンプレート点はエッジ部分で偏している。これが誤検出の要因になったと考えられる。

2.3 提案手法の概要とCPTM法との関係

図4は提案手法とCPTM法の関係を示した各モジュールの模式図である。CPTM法はA→B→C→Dの順に処理をおこなうが、提案手法はモジュールBの代わりにモジュールE, F, Gが加わり、処理がA→E, F→G→C→Dの順におこなわれる。Eはテンプレート画像 f を相対濃度値に変換するモジュールである。Fは距離データの信頼度マップを作成するモジュールであり、これにより信頼度の高い距離データを抽出する。モジュールGは画素パターンを構成する複数画素の幾何学的配置を共起確率に基づいて最適化するモジュールである。これにより、テンプレート画像中で独自性の高い最適化された画素パターンが複数出力され、これらをもとにテンプレート画像から独自性の高い画素パターンがテンプレート点として登録される。また、図5に本アルゴリズムのフローチャートを示す。

3. GAによる画素パターンの最適化

3.1 基本的な考え方

まず、本稿における画素パターンを定義する。テンプレート画像に任意の基準画素 P を設定したとき、 P と同時発生する周辺画素を $\{Q_x|x=0,1,2,\dots,n-2\}$ 、さ

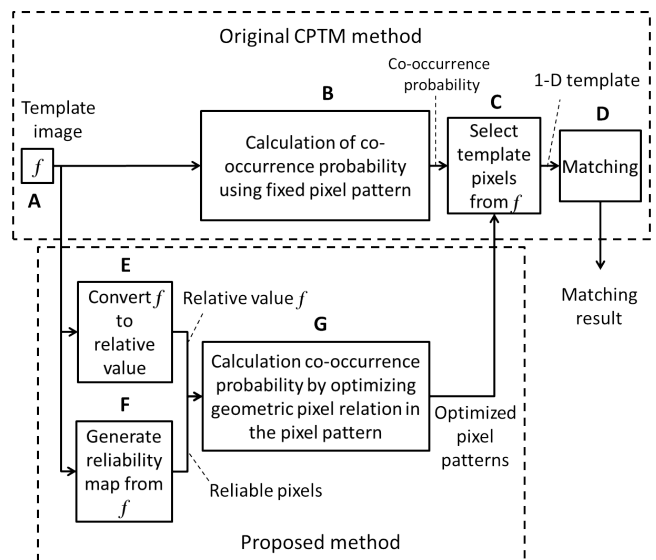


図4 CPTM法と提案手法の関係

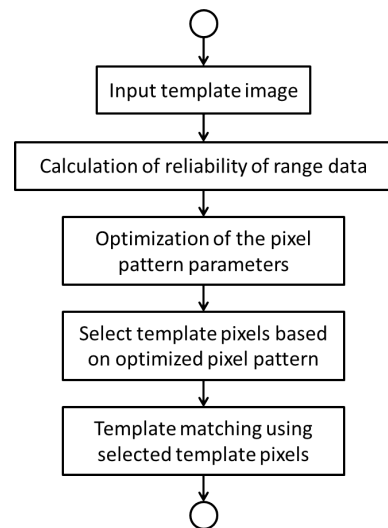


図5 提案アルゴリズムのフローチャート

らに、それぞれの濃度値を p 、 $\{q_x|x=0,1,2,\dots,n-2\}$ とする。また、 P から各 Q への変位ベクトルを $\{d_x|x=0,1,2,\dots,n-2\}$ として、 P に対する Q の相対濃度を $\{r_x|x=0,1,2,\dots,n-2\}$ とする。以上の変数を用いて n 画素からなる画素パターンを $T_n(d_0,\dots,d_{n-2},r_0,\dots,r_{n-2})$ と定義する。

画素パターンを決定づけるパラメータである共起点数 n 、変位ベクトル d 、相対濃度 r の組み合わせは膨大になるため、総当たりで最適解を求めることは困難である。そこで本研究では遺伝的アルゴリズム(GA)を用いて n と d 、 r の最適な組み合わせを求める。

なお本研究では、実用的な観点から d の方向について基準画素から見て右、右下、下、左下の4種類とし、距離は2, 4, 8, 16画素の4種類に限定した。この場合、 $n=4$ まで考慮すると組み合わせは約 12×10^7 通りになる。

また、1つの画素パターンにつき1個体で表現し、遺

伝的操作をおこなう。通常、GA では最も優秀な個体のみを最適解とするが、本研究における GA では優秀な複数の個体を用いて選択点テンプレートを作成する。また、テンプレート点として採用される複数個体をエリート個体集団 E と定義し、 E の評価値をもとに遺伝的操作のパラメータを調整した。

3.2 染色体の表現

画素パターンを GA で扱う染色体として表現する際に、 P から Q への方向と距離についての 1 次元配列とした。各遺伝子座の値は P に対する Q の相対濃度 r である。図 6 (a) に 5 点共起のときの画素パターンを示し、図 6 (b) にそのときの 1 次元染色体を示す。×印は r が登録されていない遺伝子座を示している。

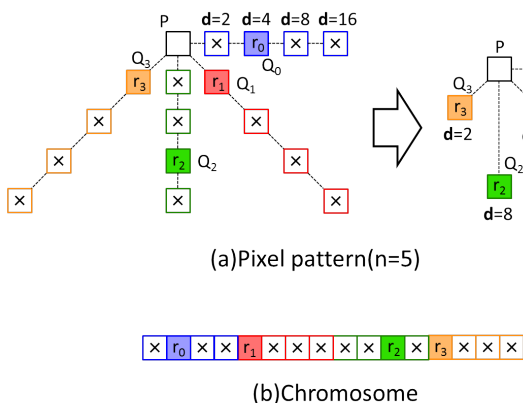


図 6 染色体の例

3.3 適応度の評価

生成された個体の適応度の評価には以下に示す画素パターンを構成する複数画素の共起発生確率を用いた。 n 点共起の画素パターン T_n を構成する全ての点がテンプレート画像で存在し得る領域を R と定義し、さらに、 R と同サイズの画像配列 b を用意し、(4)(5) 式で表される値を求めておく。

$$b(i, j) = \sum_{n=0}^{n-2} \delta \quad (4)$$

$$\begin{cases} \delta = 1 & \text{when } r_{n-2} = q_{n-2} - p \\ \delta = 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (5)$$

このとき、 n 点共起の画素パターン T_n を構成する n 画素の共起発生確率 S_n は (6) (7) 式により算出される。 b_s は b の配列サイズである。

$$S_n = \frac{\sum_{d \in R} \sum \delta_p}{b_s} \quad (6)$$

$$\begin{cases} \delta_p = 1 & \text{when } b(i, j) = n - 1 \\ \delta_p = 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (7)$$

ここで、個体を評価する適応度 F は S_n を用いて式 (8) ように定義した。

$$F = \frac{1}{(1 + S_n n)} \quad (8)$$

(8) 式によりテンプレート画像内での画素パターンの発生確率が低いほど F の値は大きくなり、 F の値の大きな個体はテンプレート点としてふさわしい画素パターンとなる。なお画素パターンの発生確率は、一般に共起点数 n が大きくなるほど小さな値をとる。そこで、異なった共起点数の個体同士を同一の式で評価するために n を補正項として S_n に乗じた。

3.4 遺伝的操作

集団進化のための淘汰手法としてはルーレット法を用いた。ルーレット法で交叉をおこなう 2 体の親個体 k_1, k_2 を選出した。ランダムマスクを生成し、親個体のどちらか一方の遺伝子座の遺伝子を子供個体の対応する遺伝子座に伝承する一様交叉によって、子供個体 c_1, c_2 を生成した。図 7 にその様子を示す。

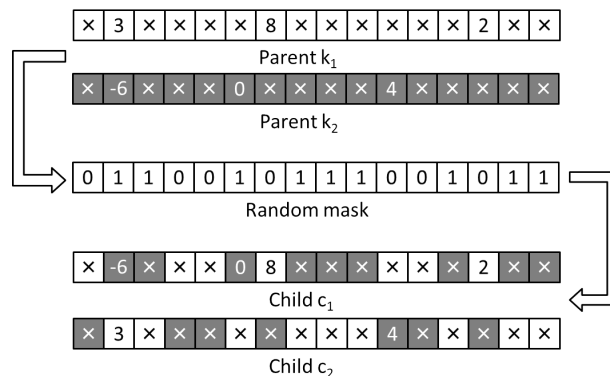


図 7 一様交叉の例

c_1, c_2 それぞれの適応度 F_{c1}, F_{c2} を計算し、 F_{c1}, F_{c2} の適応度が個体集団中で最低の適応度を持つ個体より高い場合に c_1, c_2 はその個体の代わりに個体集団に登録され、個体集団の平均適応度は高くなる。

突然変異の方法にはランダムに選んだ遺伝子座にランダムな新しい相対濃度値 r を与える方法をとった。

交叉率 λ_c 、突然変異率 λ_m はエリート個体集団 E の適応度の分散値 F_{var} を用いて (9) 式によって制御した。 F_{var} が閾値 Th_f より大きければ世代交代がまだ初期段階であるとみなし、 λ_c を高く、 λ_m を低く設定した。また F_{var} の値が Th_f より小さくなった時点で世代交代は終盤であるとみなし、 λ_c を低く、 λ_m を高くした。

$$\begin{cases} \lambda_c = 0.9, \lambda_m = 0.05 & \text{when } Th_f < F_{var} \\ \lambda_c = 0.2, \lambda_m = 0.1 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (9)$$

以上に述べた遺伝的操作を用いて個体集団を進化させ、 E の平均適応度が過去 N 世代にわたって更新されなかった場合、世代交代を終了し、 E に登録されている画素パターンを用いてテンプレート点を選択する。

4. 最適配置された画素群の共起確率に基づくテンプレート点選択とマッチング

4.1 テンプレート画素の選択

GA が終了したら、エリート個体集団 E の上位個体から順に染色体が示す画素パターンと一致する画素パターンをテンプレート画像内から探し、テンプレート点として登録する。抽出したいテンプレート点数 M を満たすまでこの操作を繰り返す。図 8 にテンプレート点選択の様子を示す。

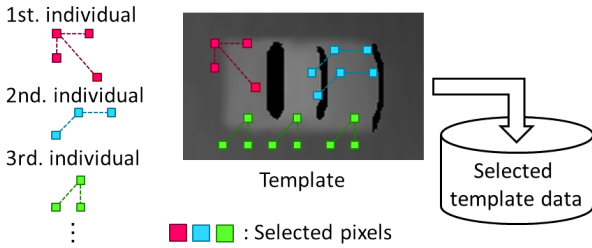


図 8 テンプレート画素選択の例

4.2 選択テンプレート画素によるマッチング

テンプレート点は GA の結果に基づいて選択された画素パターンとその相対濃度が図 9 のような 5 つの 1 次元配列 $P_i(k)$, $P_j(k)$, $Q_i(k)$, $Q_j(k)$, $r(k)$ に格納される。

k	0	1	2	3	4	...
$P_i(k)$	34	34	34	45	45	...
$P_j(k)$	72	72	72	90	90	...
$Q_i(k)$	36	34	32	49	37	...
$Q_j(k)$	72	76	70	92	90	...
$r(k)$	3	-5	0	-14	1	...

図 9 テンプレート点を格納した 1 次元配列の例

$P_i(k)$, $P_j(k)$ はそれぞれ画素パターンの基準点の i , j 座標を表している。 $Q_i(k)$, $Q_j(k)$ はそれぞれ P に対する Q の i , j 座標を表している。 $r(k)$ は P に対する Q の相対濃度である。 $k = 0, 1, 2, \dots, M-1$ である。テンプレートデータを入力画像に対して (dx, dy) ずらして重ね合わせた時の相違度 S_{SAD} を (10) 式によって計算する。 $f(i, j)$ は入力画像である。

$$S_{SAD} = \sum \{ |f(Q_i(k) + dx, Q_j(k) + dy) - f(P_i(k) + dx, P_j(k) + dy) - r(k)| \} \quad (10)$$

類似度尺度としては正規化相互相関が一般的によく用いられているが、距離画像の濃度値は物体表面の形状を絶対値として表現しているため、テンプレート点と入力画像の平均と標準偏差を一致させることは却って誤認識の原因になりうる。そこで本研究では SAD(Sum of

Absolute Difference) を用いた。この尺度は認識対象物の置かれている絶対高さが変わると対応できないが、相対濃度の相違度の加算をおこなう (10) 式においては正しくマッチングすることができる。なお、本マッチング方式ではさらに SSDA(Sequential Similarity Detection Algorithm) [13] を適用することで高速化を図った。

5. 実験と考察

本章では GA の挙動に関する分析と、提案手法の信頼性、高速性、汎用性を実証するための 3 種類の実験を行った。

5.1 距離データの信頼度の計算

本研究では 3 次元センサとしてアクティブレンジセンサを用いた。アクティブレンジセンサの場合、物体の稜線など距離センサと被計測面が正対していない場合には、帰還光信号が不安定になることに起因して、距離画像に低信頼のデータが含まれることがある。そこで、前処理として距離センサに対する計測点の向きを周囲のデータ点から微小パッチを作ることによって求められる法線ベクトルの俯角を ϕ として定義し、位置 (i, j) における俯角 $\phi(i, j)$ が (11) 式を満たすデータ点のみについて提案アルゴリズムを適用した。その様子を図 10 に示す。なお、 Th の値は予備実験により 75° とした。

$$\phi(i, j) < Th \quad (11)$$

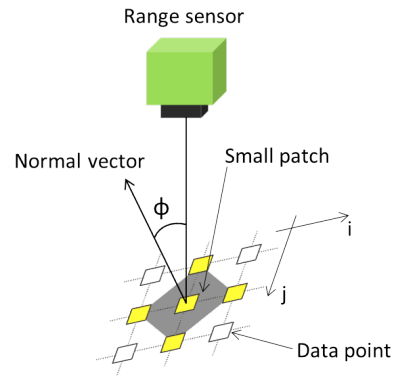


図 10 俯角の定義

5.2 GA の挙動に関する分析

図 11 は実際の交叉によって生まれた優良な個体の例である。親 k_1 は 2 点共起画素パターンであり、基準画素から下方向に 16 画素離れた位置に相対濃度値 -14 を持つ個体である。また、親 k_2 も 2 点共起画素パターンであり、基準画素から右方向に 8 画素離れた位置に相対濃度値 -3 を持つ個体である。親 2 体分の周辺画素の幾何学的配置を受け継ぐことで、より適応度の高い子個体 c_1 が生まれたことが確認できる。

図 12 は GA によって選択されるテンプレート点が取

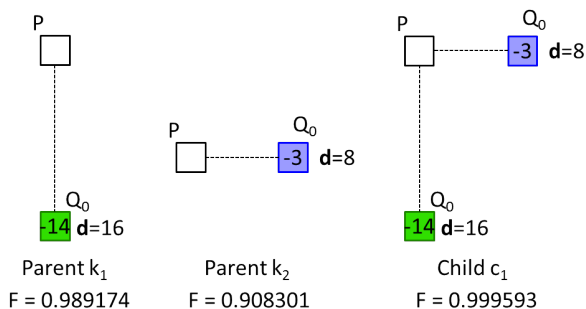


図 11 親から生れた優良な個体例

束していく様子である。図 12(a) はテンプレート画像である。図 12(b) は初期状態で仮にテンプレート点選択を行った例である。青点が選択されたテンプレート点である。物体のコーナー部中心にテンプレート点を選択されているが、その周りにも多く選択されていることが確認できる。図 12(c), 図 12(d) はそれぞれ 3200 世代目、7509 世代目の選択点テンプレートである。このテンプレートでは最終的に 7509 世代目で GA が収束したが、世代を重ねるにつれて選択点が物体のコーナーに集まる傾向が確認できる。

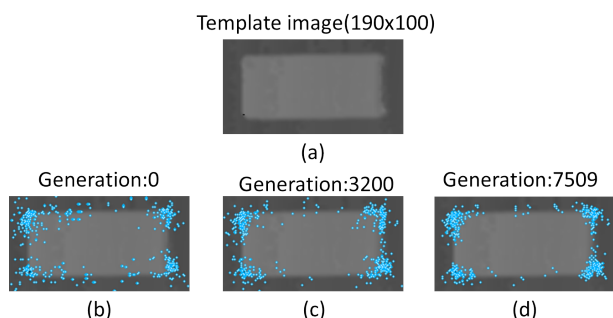


図 12 選択テンプレート点が収束する様子

5.3 信頼性の評価実験

信頼性を評価するために認識成功率に関する実験を行った。図 13 は実験に用いた画像である。テンプレート画像に映っているのは自動車の模型で、実際の大きさは縦 3cm 横 5cm 高さ 2.5cm 程度である。提案手法によりテンプレート画像 (a) からテンプレート画素数 M を 100, 300, 500 と変化させて選択した結果を図 14 に示す。青点が選択されたテンプレート点である。比較として CPTM 法とランダムな点選択手法の結果も載せた。提案手法と CPTM 法を比べると、CPTM 法は画素選択が物体稜線部で偏在しているが、提案手法は M がどの値のテンプレート画像についても物体稜線部付近を中心に空間的にばらけてテンプレート点選択がされたことが確認できる。

次に、得られたテンプレート点を用いて、図 13(b) のような入力画像 100 枚とマッチさせ、認識成功率を調べ

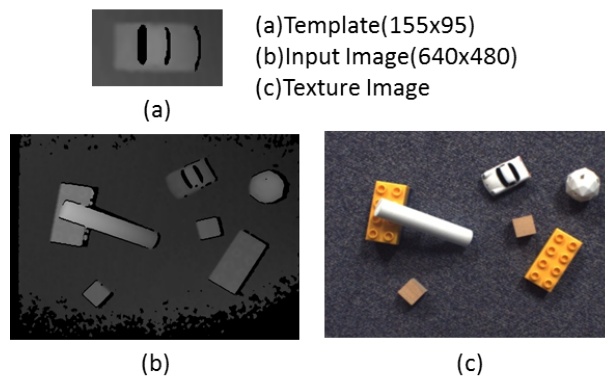


図 13 距離画像とそのテクスチャ画像

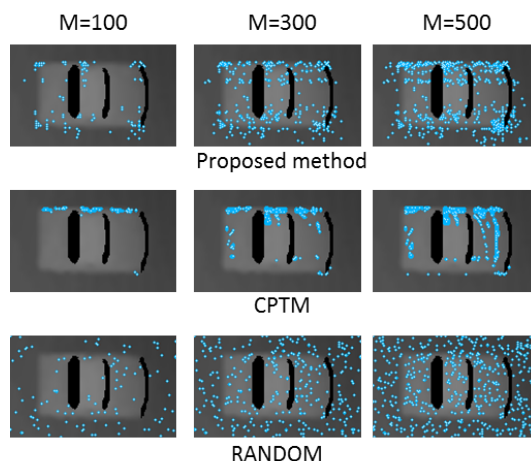


図 14 テンプレート画素選択結果の例

た。図 15 に選択したテンプレート点数と認識成功率の関係を示し、図 16 に認識結果を 4 例示す。正解位置との誤差が ± 2 画素、角度ずれが $\pm 3^\circ$ 以内のものを正解とした。提案手法では点数に依らず約 95% 以上の認識率が得られており、点数が少なくても他の 2 手法より優位であることが確認された。この実験は $M = 1000$ まで行ったが、提案手法が優位という傾向に変わりはない。提案手法はいずれの誤認識結果においても大きな位置ずれ誤差を起こしていなかったが、テンプレート点で共起発生確率が低い点を抽出できていてもテンプレート点と対応する入力画像の正解位置での点がデータ欠落を起こすことがあり、それが誤認識の要因になったと考えられる。

5.4 処理時間の評価実験

処理時間を評価するために提案手法、CPTM 法、ISC 法 [3] でマッチング時間を比較した。なお、本稿で比較実験に用いる ISC 法とは、文献 [3] の手法に低信頼の点を除外する機能を追加したものである。認識成功率 Pr と画像 1 枚当たりの処理時間計測結果を表 1 に示す。テンプレート画像は図 14(a) のものを用い、入力画像は認識対象物が図 14(a) と同じ向きで映っている図 14(b) の画像を用いた。提案手法は共起確率の低い点のみを抽出

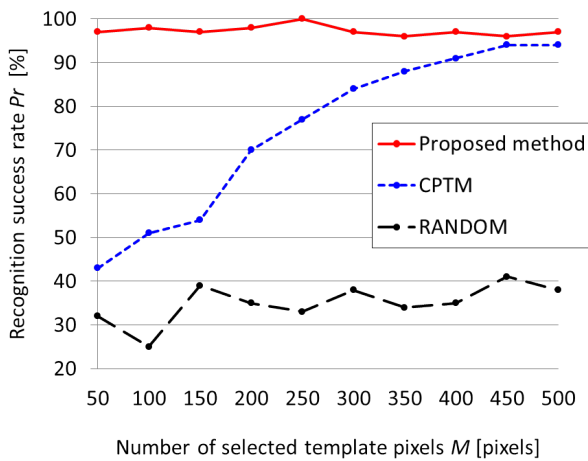


図 15 認識結果のグラフ

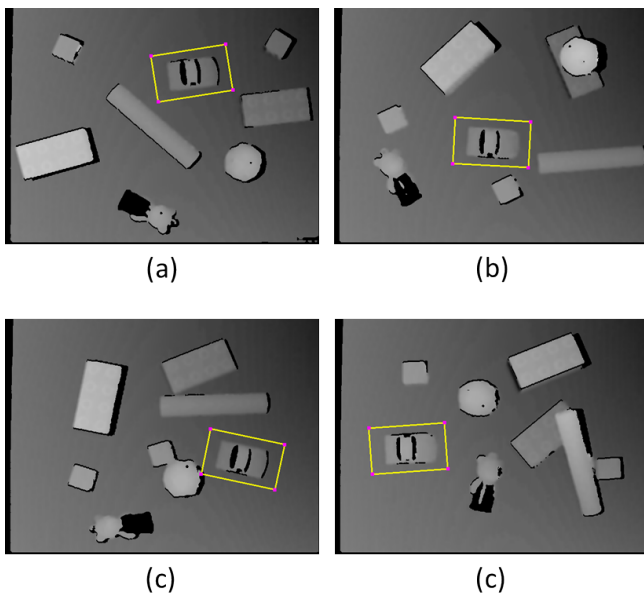


図 16 認識例の図

するためにテンプレート点を大幅に削減することができるので、テンプレート点を全点でマッチングをおこなうISC法に比べて、高速に計算をすることができた。またISC法では位置ずれ誤差は小さかったものの、画像内で明確な濃度変化のある領域が少ないため、符号が安定しなかったことが認識成功率を低くした要因であると思われる。この実験により提案手法の高速性が実証された。なお、提案手法により、図14(a)からテンプレート点を選択するのにかかった時間は470secであった。この処理は時間多くの時間を要するが、オフライン処理が可能のため実利用上は特に問題が生じないと考えられる。

5.5 汎用性の評価実験

汎用性を評価するために多様な形状の認識対象物を用いて汎用性の評価実験をおこなった。図17に実験に用いたテンプレートとその認識結果を示す。多様な図形の

表 1 各手法の認識成功率と処理時間 (CPU: Intel® CORE™ i7, システムメモリ: 4GB, OS: Ubuntu10.04)

手法	提案手法			CPTM	ISC
	M(pixels)	200	300		
M(pixels)	100	200	300	300	12297
Pr(%)	93.8	100	100	59.4	68.8
処理時間(sec)	0.04	0.05	0.1	0.2	3.24

例として図17(a)はさまざまなエッジ方向を持つ画像の例、図17(b)では特徴の非常に少ない画像の例、図17(c)ではテキストの多い画像の例を用意した。

テンプレート画像(a)はさまざまなエッジ方向を持つ画像であるが、物体の輪郭に沿うように、物体内部の画素と物体外部の画素が選択されている。テンプレート画像(b)は3つのテンプレートの中でも特徴的な部位が少ない画像であるが、その中でも他の領域と比べて特徴的な部位であるコーナー部から多く画素選択が行われた。テンプレート画像(c)は濃淡画像であり、距離画像に比べて高テクスチャな画像であるが、このような場合には提案手法はCPTM法に類似した画素を選択した。いずれの画像でもテンプレート画像の0.4%~3%の選択画素数で、認識成功率90%以上を達成した。

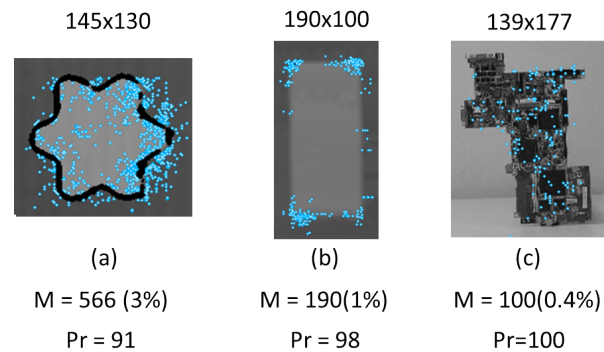


図 17 多様な形状のテンプレート画像

(M: テンプレート点数 (pixels), Pr: 認識成功率 (%))

5.6 認識失敗例

最後に認識失敗例について述べる。図18はテンプレートとして図17(b)を用いてマッチングをおこなった際の認識失敗例である。入力画像における黒領域はデータ欠落点である。データ欠落点では類似度計算ができないため、入力画像の位置によって類似度計算をおこなうテンプレート点数が異なる。そこで、類似度計算に用いたテンプレート点数を合わせるように類似度の正規化をおこなったが、誤認識結果の座標ではテンプレート点の多くがデータ欠落点と対応していることから、正規化の効果が少なかったことが誤認識の要因となったと考えられる。

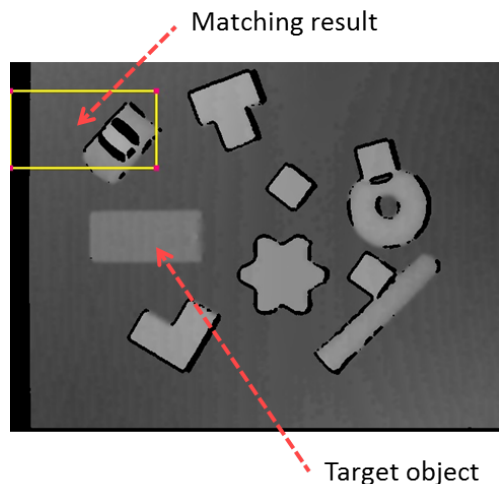


図 18 認識失敗例

6. おわりに

距離画像を対象に相対濃度値の共起発生確率に着目することで複数画素の幾何学的配置を最適化し、独自性の高い画素パターンの決定する手法を提案した。実験により、従来手法である CPTM 法に対して 3 分の 1 のテンプレート点数で約 33% の認識成功率の向上を確認し、また、ISC 法に対して約 100 分の 1 のテンプレート点数で認識率が約 24% 向上したことを確認した。また、提案手法は多様な形状の対象物体に対応し得ることを示した。

今後はテンプレート点選択の時間の短縮と、他の関連研究との比較実験をおこなう。

謝辞：本研究の一部は中京大学特定研究助成の成果である。

文 献

- [1] D.G.Lowe, "Distinctive image features from scale-invariant keypoints," *Internal Journal of Computer Vision(IJCV)*, vol. 60, no. 2, pp. 91–110, Jan, 2004.
- [2] H.Bay, T.Tuytelaars, and L.V.Gool, "SURF: Speeded Up Robust Features," *European Conference on Computer Vision (ECCV)*, vol. 3951, pp. 404-417, 2006.
- [3] 村瀬一郎, 金子俊一, 五十嵐悟, "増分符号相関によるロバスト画像照合," *信学論 (D-II)*, J83-D-II, no.5, pp.1323-1331, May, 2000.
- [4] F.Ullah and, S.Kaneko, "Using orientation codes for rotation-invariant template matching," *Pattern Recognition*, Vol.37, No.2, pp. 201-209, Feb, 2004.
- [5] S.Hinterstoisser, V.Lepetit, S.Ilic, P.Fua and, N.Navab, "Dominant Orientation Templates for Real-Time Detection of Texture-Less Objects," *CVPR*, pp.2257-2264, Jun, 2010.
- [6] 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," *信学論 (D-II)*, 74(10), pp.1419-1427, Oct, 1991.
- [7] 後藤邦博, 斉藤文彦, "選択エッジ画素における曲率ペアに基づく高速画像照合," *電学論 (D)*, Vol.125-D, No.5, pp.502-510, May, 2005.
- [8] 松原康晴, 尺長健, "疎テンプレートマッチングとその実時間物体追跡への応用," *CVIM 論文誌*, vol.46,

no.SIG09, pp.60-71, Jun, 2005.

- [9] 橋本学, 奥田晴久, 鷺見和彦, 藤原孝幸, 輿水大和, "濃度共起確率に基づくユニークな画素群を用いた高速画像マッチング," *電学論 (D)*, vol.131, no.4, pp.531-538, Apr, 2011.
- [10] G.Roth and, M.D.Levine, "Geometric Primitive Extraction Using a Genetic Algorithm," *IEEE Trans. PAMI*, vol.16, no.9, pp.901-905, Sep, 1994.
- [11] 川口剛, 川野克, "遺伝的アルゴリズムによる円検出," *信学論 (D-II)*, J81-D-2(6), pp.1233-1241, Jun, 1998.
- [12] D.E.Goldberg, *Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Machine Learning*, Addison Wesley, 1989.
- [13] D. I. Barnea, and H. F. Silverman, "A class of algorithms for fast digital image registration," *IEEE Trans. Computers*, no.21, pp.179-186, 1972.