

特徴領域の位置関係に着目した テンプレートマッチングによる類似物体検出

新井啓介[†] 森本浩介[†] 山名早人^{††††}

大量の画像の中から同じ物体が写っている画像を探し出す類似物体検出は、画像の整理や Web 画像を利用した市場調査に利用することができる。類似物体を検出する手法としてテンプレートマッチングがある。テンプレートマッチングは対象となる画像に同じ物体が写りこんでいることを前提としているため、写りこんでいない可能性のある未知の画像には向いていない。そこで本稿では、写りこんでいることを前提としていることに起因する誤検出率を低下させるため、従来のテンプレートマッチング手法に対し、さらに特徴的な領域の位置関係を考慮する手法を提案する。テンプレート画像から物体の特徴的な領域を決定し、その領域ごとにテンプレートマッチングを行う。得られた結果に投票処理を行い、特徴領域の重心を算出し、各領域の重心を介した位置関係を考察する。これにより、提案手法では AUC(Area Under the Curve)と F 値による評価において、それぞれ最大で 0.121, 0.052 ポイント精度が向上した。

Similar object detection using template matching focused on positional relationship of feature regions

Keisuke ARAI[†] Kosuke MORIMOTO[†]
Hayato YAMANA^{††††}

The similar object detection from a large quantity of images helps us to be able to organize images by category and research market by using images on the Web. Template matching that can detect similarity object doesn't suit unknown images so that there is an assumption that target image contains same object. In this paper, we are aimed at decreasing false-positive rate due to the premise of template matching. We propose the method that considers the positional relationships of the feature regions with conventional template matching. Each feature region in template image matches target image with conventional template matching. We calculate center point of feature regions using by vote and result of template matching, then we consider the positional relationships through the center of the point. By this method, precisions called AUC (Area Under the Curve) and F-measure are improved 0.121 and 0.052 points more than conventional method.

1. はじめに

大容量のストレージの価格低下やデジタルカメラの普及、Web 環境の一般化から個人が大量の画像を取り扱うようになった。こうした背景のもと、大量の画像から目的の画像を効率よく探し出す技術が必須となっている。例えば、ある物体と同じ物体が写りこんでいる画像を検出する類似物体検出は、アルバムの自動整理や企業による Web を利用した市場調査などに利用することができる。この類似画像検出を行なう代表的な手法として Scale Invariant Feature Translation[1](以下、SIFT とする)によるマッチングとテンプレートマッチング[2]がある。

SIFT は画像ごとの局所的な特徴点を抽出し、特徴点を画像間で比較する手法である。SIFT はテンプレートマッチングと比較して、高次元の特徴量を利用するために精度の高いマッチングを行なうことができる。一方で、特徴点が高次元であるために、特徴点の抽出や比較に時間がかかってしまう欠点がある。比較に関しては特徴点の次元数や一次元あたりのデータを削減することにより、精度を大きく落とすことなく高速なマッチングを実現している[3]。しかし、特徴点の抽出には依然として莫大な計算コストがかかってしまう。

これに対し、一般的なテンプレートマッチングでは事前に特徴点の抽出を行なう必要はなく、単純な計算で画像間の類似度を測るため、SIFT に比べて計算コストが小さい。このような理由から、テンプレートマッチングは大量の画像を取り扱うのに適している。

テンプレートマッチングで画像間の類似度を算出する際、使われる画像の特徴量としては、濃度、輝度値、エッジ、オブジェクトの形状、周波数特性などがある[2][4]~[12]。これらの画像の特徴量を用いてテンプレート画像と部分画像の類似度を求める手法は、差分総和を利用した手法と正規化相関を用いた手法、ヒストグラムを用いた手法に大別される。

しかし、従来のテンプレートマッチング手法は「入力画像に、背景を含んだテンプレート画像そのもの、もしくは背景変化や照明変化のない、同等の条件下でテンプレート画像に写っているものと同じ物体が写り込んでいる」ことを前提として考案されている。このため、テンプレート画像と同じ物体が写り込んでいなくても、もっとも類似度が高い領域を検出してしまふ。当然、検出に閾値を設けることで検出を行なわせないこともできる。しかし、背景などが類似特徴量を持っていた場合など、局所的

[†] 早稲田大学大学院基幹理工学研究科修士課程
Master's Course of Graduate School of Fundamental Science and Engineering, Waseda University

^{††} 早稲田大学理工学術院
Faculty of Science and Engineering, Waseda University

^{†††} 国立情報学研究所
National Institute of Informatics

であれ類似した特徴量が入力画像に存在した場合、最大類似度は高くなってしまふ。例えば特徴量として色に注目し、図 1 (a) をテンプレート画像として入力画像に図 1 (b) と図 1 (c) を与えた場合を考えてみる。このとき、黒い犬に対して図 1 (b) に示したような色の草花の場合は、二画像間の類似度は低くなる。一方で図 1 (c) のように、やはり黒い犬は写っていないものの、夜間に撮影した写真のように背景が黒色であった場合、二画像間の類似度は高くなってしまふことが予想される。このように、従来のテンプレートマッチングでは、写りこんでいない画像であっても、状況によりその類似度が大きく上下してしまふ問題がある。

そこで本稿では、従来のテンプレートマッチングに対して、さらに対象となる物体を表す特徴的な領域の位置関係を利用する手法を提案する。これにより、テンプレート画像と同じ物体が写りこんでいなかった場合に、局所的な類似特徴量に左右されず、誤検出率を減らすことができる。

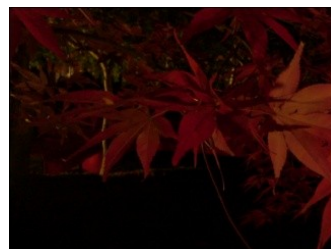
本稿は以下の構成で述べる。2 章では、本稿でも利用するテンプレートマッチング手法を中心に、従来のテンプレートマッチング手法を関連研究として説明する。続く 3 章で提案手法について述べ、4 章で実験とその考察を示す。最後に、5 章にて本稿をまとめる。



(a) テンプレート画像



(b) 最大類似度が低い画像



(c) 最大類似度が高い画像

図 1 類似度が大きく変動すると考えられる画像の組合せ

2. 関連研究

テンプレートマッチングを、例えばアルバムの自動整理や不特定多数の Web 画像に適用させた場合、対象となる入力画像は、テンプレート画像と同じ物体が写りこんでいる以外に次のような可能性が考えられる。

- I. 入力画像にテンプレート画像と同じ物体が写っているが、正立していない。
- II. 入力画像にテンプレート画像と同じ物体が写っているが、遮蔽されてしまっている。
- III. 入力画像にテンプレート画像と同じ物体が写っていない。

I の問題に関しては、Swain らが考案したヒストグラム法[6]を利用するのが一般的である。ヒストグラムを作成するウィンドウを円形にすることで、回転に頑強なマッチングを実現している。

II の問題に関しては、テンプレート画像を細かいブロックに分割し、それぞれのブロックでマッチングを行う手法で対応することができる。ブロック分割を利用する手法として斎藤が提唱している[7]は、Ballard が提案した一般化 Hough 変換[13]の考えを利用した手法であり、投票処理を行うことによって遮蔽に頑強なマッチングを可能としている。また、三谷らは[8][9]にて斎藤らの手法[7]を改良し、ブロックの分解能を動的に変化させることで精度の向上を実現している。

III の問題に関しては、さらに考えられる状況が二つに分類される。一つ目は工場での生産ラインや定点カメラを対象に、物体の認識や追跡を目的としたテンプレートマッチングを行う場合である。この場合、検出の対象となる物体の有無に関わらず背景が一定であることや、動画画像ならば前後のフレームから差分情報を利用することができる。このため、テンプレートマッチングはその処理速度から、有効な手段として利用されている[7][10][11]。二つ目は、例えば不特定多数の大量画像を相手とした場合など、未知の画像群を対象とする場合である。この場合、背景は画像ごとに異なり、従来のテンプレートマッチングでは、局所的な類似特徴量を見逃すことができない。このため、従来のテンプレートマッチングは有効な手段となりえない。

本稿では、III の問題における二つ目の状況、未知の画像群を対象としたテンプレートマッチング手法を提案する。

3. 提案手法

3.1 概要

提案手法ではテンプレート画像と同じ物体が写りこんでいない入力画像に対して、間違っただけを検出してしまう割合である False-Positive Rate を改善することを目的とする。

提案手法の大まかな流れを図 2 として示す。

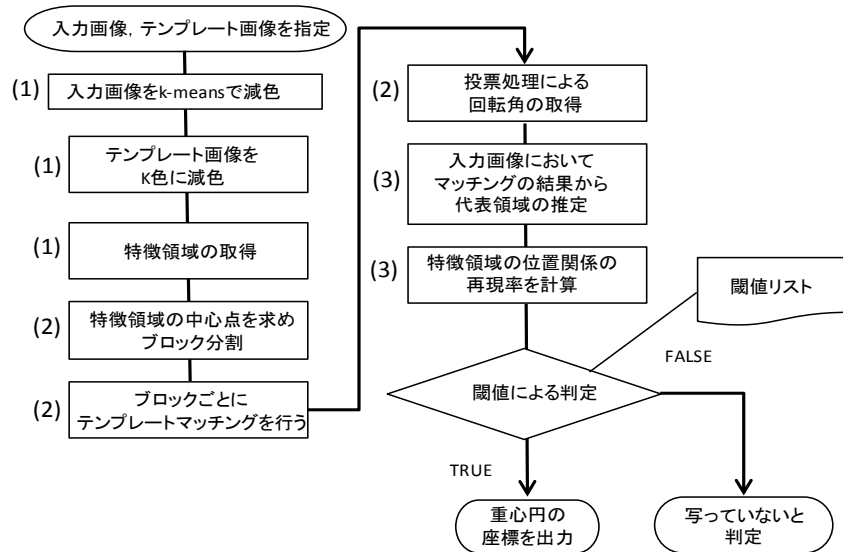


図 2 提案手法のフローチャート

提案手法は、領域分割による特徴領域の取得 (図 2(1))、テンプレートマッチングによる対応点探索 (図 2(2))、位置関係の再現率を考察する領域統合処理 (図 2(3)) の三つから成る。まず、領域分割されたテンプレート画像から特徴的な領域を複数個取得し、その領域の重心を介した位置関係を計算する。その後、特徴領域の中心点付近に対してブロック分割照合法[7]と円形ヒストグラム法[6]を適用させ、入力画像とのマッチングを行なう。最後に、テンプレート画像上での特徴領域の位置関係と、テンプレートマッチングで得られた特徴領域の位置関係を比較し、その再現度から検出、非検出を判断する。提案手法では領域統合処理 (図 2(3)) により、局所的な類似特徴量の影響を受けづらい検出が可能となっている。

3.2 特徴領域の取得

特徴領域の取得を行う前に、テンプレート画像、入力画像それぞれに減色処理を行う。減色処理には k-means を利用し、色空間は RGB 表色系を利用した。定幅のビンによる量子化と違い、減色に k-means を利用した場合、画像に含まれる色の割合からビ

ンが一意に定まらない利点がある。例として、様々な色が混在する画像と、ある系統の色が多数存在する画像を減色したときを考えてみる。このとき、k-means による減色では、前者ではビンが大きくなり、後者ではビンが小さくなるのが期待される。つまり、最適なクラス数指定できる条件下において、k-means は最もよい結果を返す可能性が高い。

本手法ではまず入力画像を k-means により K 色に減色する。次に入力画像でクラスタリングされた領域の値を利用し、テンプレート画像も同じ K 色に減色する。さらに、K 色に減色したテンプレート画像に、k-means によってクラスタリングされた結果から単純領域拡張法を適用し、領域分割を行う。本稿では領域面積の大きい順に N 個の特徴領域を取得する単純領域法と、領域面積の大きい順に色の重複を許さず N 個の領域を取得する多色領域法を提案する。

特徴領域 F_n を取得したら、それぞれの領域の中心点を算出する。次に、得られた N 個の中心点から特徴領域群の重心と、その重心へのベクトル V_n を算出し、重心を介した相対的な位置関係を取得する。

3.3 ブロック分割照合法によるマッチング処理

3.2 で取得した特徴領域の中心点付近を [7] で提案しているブロック分割照合法を利用して分割し、円形ヒストグラム法 [6] を利用してテンプレートマッチングを行う。

まず、テンプレート画像上で特徴領域の中心点を中心とし、 $B_s \times B_s$ 画素からなる $X_B \times Y_B$ 個のブロックに分割する。分割されたブロックに内接する半径 R_B の正円を設定し、円に内包されているピクセルから円形ヒストグラム H_i を作成する。このとき、円形ヒストグラム H_i の要素数は円に含まれる画素数となり、階調数はクラス数 K となる。

それぞれのブロックから作成された円形ヒストグラム全てにおいて、ヒストグラムインタセクションとアクティブ探索法 [12] によるテンプレートマッチングを行い、入力画像上での対応点を取得する。このとき、無効ブロックについてはマッチングを行わない。無効ブロックとは、テンプレート画像において特徴領域の中心点が画像の外枠付近にあるために、ブロックの予約領域が画像領域からはみ出てしまったブロックのことを指す。無効ブロックでは、他の有効ブロックと同等の要素数を持つヒストグラムを作成できないため、マッチングの対象外とする。

次にテンプレートマッチングによって得られた結果から、テンプレート画像上での座標と回転角度の対応関係を、投票処理と (1) 式として示すヘルムート変換式から推定する。なお、 (x, y) はテンプレート画像上での座標、 (u, v) は入力画像上での座標、A は倍率を表しており、これらはテンプレートマッチングから取得される値である。よって (1) 式からは、平行移動距離 (B, C) と回転角度 θ のパラメータを推定する。

$$\begin{vmatrix} u \\ v \end{vmatrix} = A \begin{vmatrix} \cos \theta & \sin \theta \\ -\sin \theta & \cos \theta \end{vmatrix} \times \begin{vmatrix} x \\ y \end{vmatrix} + \begin{vmatrix} B \\ C \end{vmatrix} \quad \dots\dots(1)$$

(1)式において、 θ が固定されていたときに限り (B, C) は一意に定まることに注目し θ を-180度から180度までの整数値で変動させ、対応する (B, C) を計算する。

次に得られた (θ, B, C) を利用し、投票処理を行う。投票空間 $V(\theta, B, C)$ に対して、すべてのブロックのマッチング結果から推定された (θ, B, C) に対して投票を行わせる。最終的に、もっとも投票の集まったパラメータをマッチングの結果として採用する。斎藤らが[7]で提案している投票処理は、一つのブロックにつき一票のみの投票であるが、本手法では、重み付き多重投票処理を提案する。重み付き投票処理は、一つの投票者が相対的に重み評価された投票を、複数個所に行うことで実現させる。まず、与えられる重み W_i は(2)式のように全てのブロックにおける最大類似度 S_{MAX} と各ブロックの類似度 S_{IT} から求める。

$$W_i = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma}} \exp \left\{ -\frac{(S_{IT}/S_{MAX} - \mu)^2}{2\sigma^2} \right\} \quad \dots\dots(2)$$

次に、多重投票では、図3のように注目画素に加えて8近傍画素にも、(2)式による重みにさらに図3に示した重みを付けてから投票を行わせる。

通常の投票処理は (θ, B, C) = (0, 100, 150) が理想値であった場合、正常なマッチング結果が得られていればこのパラメータに投票が集中することが期待される。しかしマッチングの結果が1画素だけずれてしまった場合に推定されるパラメータは (0, 101, 150) や (0, 100, 149) などとなり、理想値のすぐ隣に投票されることになる。この投票は理想値との距離が非常に近いので、理想値と関係のある結果であると予想できる。しかし、投票処理では最も票の集まった個所を採用するため、距離の遠近にかかわらず死票とされてしまう。ここで本手法ではマッチング結果で得られた結果の周辺画素にも投票をさせることにより距離がごく近かった結果が死票になることを防ぐようにする。さらに、これは投票処理の基本的な考え方であるが、最適解周辺には多くの票が集まることが期待されているため、多重投票には次のような利点もある。

図4は3次元の投票空間を模式的に1次元に落としたヒストグラムである。図4のように、最大類似度が複数出現してしまった場合、多重投票処理は最適解周辺の投票数を相互的に増加させる。このため、ノイズの影響で生じてしまった局所最適解を押し

え込むことができる。

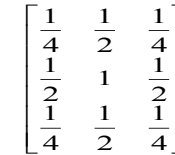


図3 近傍画素への重み付け

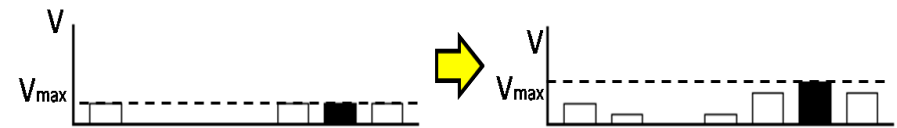


図4 多重投票による利点

3.4 領域統合処理

領域統合処理では、3.2で取得した重心へのベクトルと3.3で重み付き多重投票処理によって推定したパラメータ、ブロックごとのマッチング結果を利用して、特徴領域の位置関係の再現性を考察する。

3.4.1 特徴領域の推定

領域の位置関係の再現性を見るために、まず同じ特徴領域に含まれるブロックのマッチング結果から、入力画像上での特徴領域の位置を推定する。推定はマッチング結果の座標を中心とし、周辺画素に対して、スコアをつけることで行う。中心を最大値として、マンハッタン距離に比例して重みが減少されたスコアを加算し、特徴領域の中心点を推定する。スコアが最大となる部分を、入力画像上におけるテンプレート画像の特徴領域 F_n の中心とする。理想的なマッチング結果が得られていたならば、特徴領域 F_n' の中心点は有効ブロック群の中心となる。またそれぞれのブロックでスコアを相互的に増加させるため、ノイズの影響などで局所最適解に陥り極端な結果を返しているブロックを無視することができる。

推定された特徴領域 F_n' の類似度 S_n は、その特徴領域に属するブロックの、テンプレートマッチングによって求められた類似度の平均とする。

3.4.2 重心円の計算

推定された特徴領域 F_n' の中心点 C_n' 、投票処理から得られたパラメータ、事前に

計算した重心へのベクトル V_n から重心を算出する。提案手法では、入力画像上での特徴領域 F_n' から得られた計算上の重心を中心とした、半径 R の重心円 MC_n の重なり具合から、再現率を考察する。図 5 は、入力画像にテンプレート画像と同じ物体が写りこんでおり、理想的なマッチングが行われた場合の模式図である。入力画像上において、テンプレート画像で取得した特徴領域の位置関係は、回転やスケール変化を伴いながらも保たれている。

まず、推定された特徴領域 F_n' の中心点 C_n' に対して、事前に計算した重心へのベクトル V_n を θ 度回転させ、 A 倍したベクトルを適用し重心を算出する。回転角度 θ は投票処理から、倍率 A はテンプレートマッチングの結果から得られる値である。次に、特徴領域におけるもっともらしさから、重み WC_n を計算する。もっともらしさとは、テンプレートマッチングの類似度 SC から計算される結果の信頼性であり、(3)式で与えられる。なお、 S_{MAX} は全ての特徴領域における最大の類似度である。

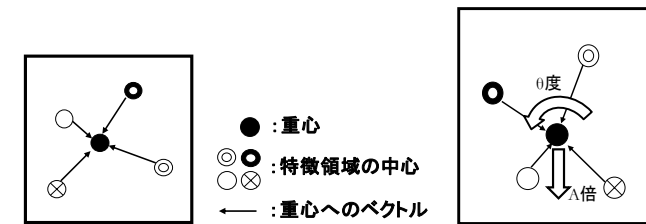
$$W_{Cn} = \frac{S_{Cn}}{S_{MAX}} \quad \dots\dots(3)$$

それぞれの特徴領域 F_n' から重心を計算し、重心を中心とした半径 R の重心円 MC_n を用意する。次に、重心円 MC_n の重なり具合から、(4)式により重複面積 S_{MC} を求め、 S_{MC} を提案手法における 2 画像間の類似度とする。

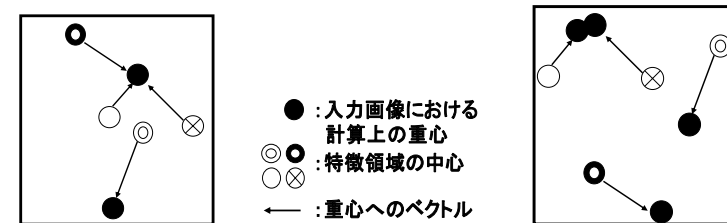
$$S_{MC} = \sum_{i=0}^{N-2} \sum_{j=i+1}^{N-1} MC_i \cap MC_j \times \frac{(W_{Ci} + W_{Cj})}{2} \quad \dots\dots(4)$$

テンプレート画像と同じ物体が写り込んでいた場合、マッチングで得られた入力画像上での代表領域の位置関係は、図 6 (a) のように大部分が正常に保たれていることが期待される。このため重複面積 S_{MC} の値は大きくなる。一方、写りこんでいなかった場合、図 6(b) のように代表領域の位置関係は正常に保たれておらず散在するため、重複面積 S_{MC} の値は極端に低くなる。

提案手法では、テンプレート画像の特徴領域に注目し、特徴領域ごとにテンプレートマッチングを行わせる。このとき、ブロック分割照合法と円形ヒストグラムを利用することにより、遮蔽、回転に頑強なマッチングを行うことができる。加えて、マッチング結果から特徴領域の再現性を考察することで、局所的な類似特徴量の影響を減らし、誤検出率を下げることを期待される。



(a) テンプレート画像 (b) 入力画像
図 5 入力画像における理想的な特徴領域の再現模式図



(a) 写りこんでいた場合 (b) 写りこんでいなかった場合
図 6 実画像における入力画像上の特徴領域の再現模式図

4. 実験

提案手法を評価するために、以下の実験を行った。

4.1 実験内容

提案手法を画像内にテンプレート画像と同じ物体が写りこんでいるかどうかを判定する 2 値分類器と見做し、正解画像と不正解画像に対する検出結果により評価する。テンプレート画像と同じ物体が写りこんだ正解画像と写り込んでいない不正解画像を用意し、本手法を適用させる。正解画像 99 枚、不正解画像 901 枚のうち、不正解画像 685 枚は Web から収集し、残りは自分で撮影したものを利用した。画像サイズは表 1 に示すとおりである。また、今回は倍率 A を変化させず、1 倍にてマッチングを行った。

また、提案手法のパラメータと実行環境を表 2、表 3 として以下に示す。

表 1 実験に利用した画像サイズ

	縦(画素)	横(画素)
テンプレート画像	196	155
入力画像	480	640

表 2 実験に利用したパラメータ

クラス数	K	40
代表領域数	N	10
ブロック分割数	X_B	3
	Y_B	3
ブロック画素数	B_S	15
ヒストグラム半径	R_B	7
重み付けパラメータ	μ	1
	σ	0.2
重心円半径	R	15

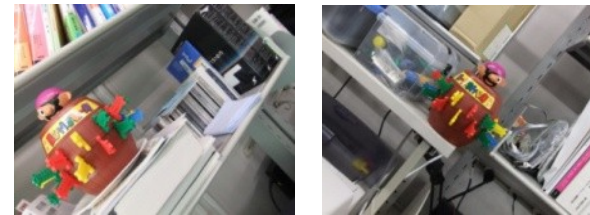
表 3 実行環境

OS	Microsoft Windows 7	
CPU	Intel Core i7 950(3.07GHz)	
メモリ	DDR3 12G RAM	
実装言語	C++	
コンパイル環境	Visual Studio 2008	Visual C++

次に、実験で使用した画像の一例を図 7 として示す。



(a) テンプレート画像



(b) 正解画像の例



(c) 不正解画像の例

図 7 実験で利用した画像

4.2 実験結果

提案手法を用意した画像セットに適用させた結果から算出された ROC 曲線を図 8 として、F 値を図 9 として示す。本手法を相対評価するために、比較実験として[7]で提案されている ABM (Accumulated Block Matching) を用いた。

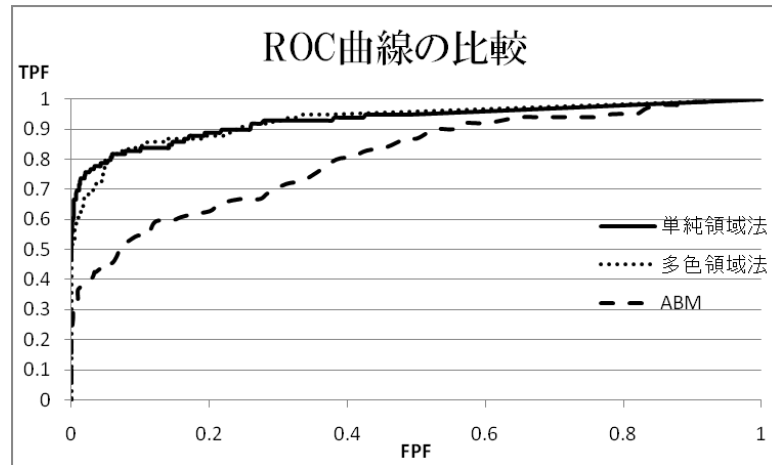


図 8 ROC 曲線の比較

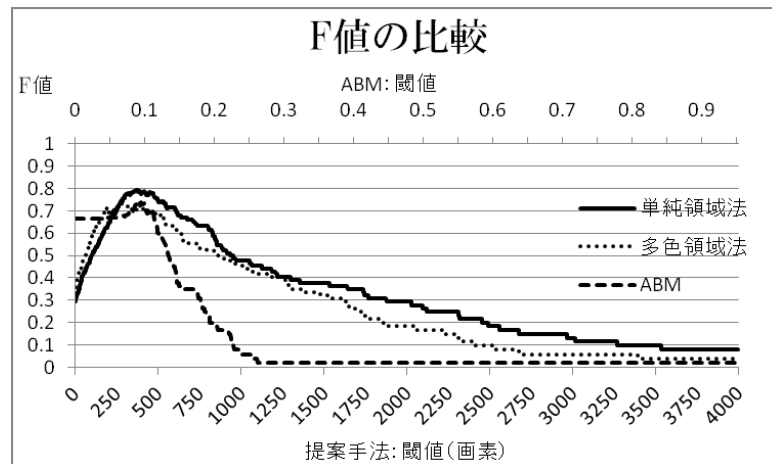


図 9 F 値の比較

4.2.1 精度の比較

図 8 で示した ROC 曲線の良さを表す AUC(Area Under the Curve)は、単純領域法で 0.930、多色領域法で 0.931 となり、ABM の 0.810 と比べて大きく精度が向上している

ことがわかる。同様に、図 9 で示した F 値のピーク値は、単純領域法で 0.793、多色領域法で 0.733 であり、ABM では 0.741 であった。

2 値分類器の良さを表す指標である ROC 曲線と F 値であるが、提案手法では F 値による評価が ROC 曲線による評価に比べて芳しくなかった。これは、F 値による性能評価は、本稿が改善することを目的としている False-Positive Rate よりも、True-Positive Rate による評価の重みが大きいためである。しかし、ROC 曲線と F 値の両結果から、未知の画像群に対して、提案手法では従来手法よりも精度が高いことが伺える。

4.2.2 実行時間の比較

提案手法の処理時間を図 10、図 11 に示す。

まず、図 10 に示した実行時間の比較を見てみると、従来手法に比べ、単純領域法、多色領域法の両方において優れていることがわかる。これは提案手法がテンプレート画像の特徴領域の周辺のみをブロック分割しているのに対し、ABM ではテンプレート画像全体をブロック分割していることに起因している。今回の実験条件下における提案手法でのブロック総数は 90 個であり、ABM では 456 個であった。

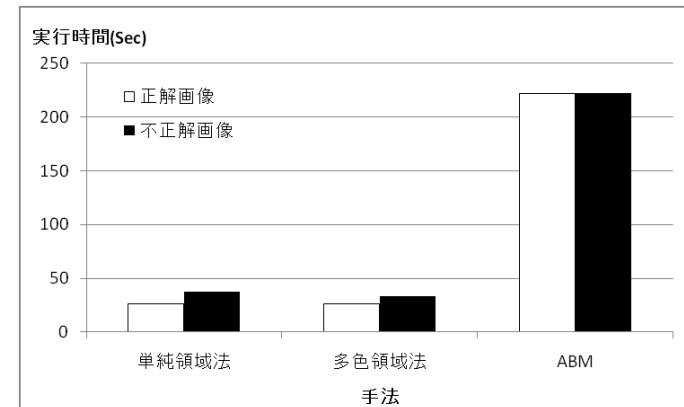


図 10 実行時間の比較

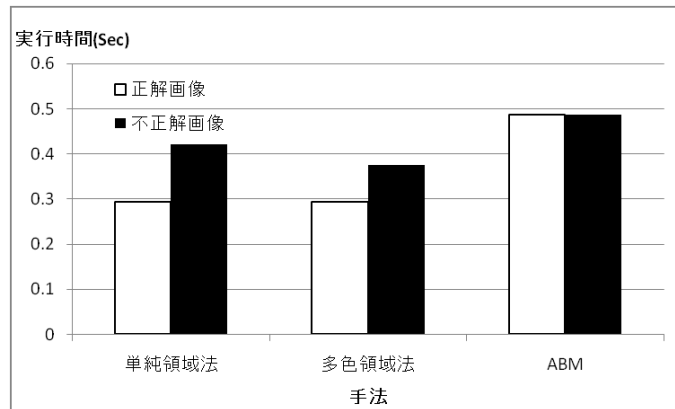


図 11 1 ブロックあたりの実行時間の比較

さらに、図 11 に示したように、1 ブロックあたりのマッチングにかかった時間でも提案手法の方が優れていた。提案手法ではどちらの手法においても、正解画像の方が、実行時間が小さいことがわかる。これは提案手法ではアクティブ探索法による高速化を行っているためである。同じ物体の写っている正解画像の方が、不正解画像に比べ、より特徴領域のヒストグラムに似た部分画像を持っている。これにより、アクティブ探索法による枝切りが多く行われるため、結果として正解画像の方が実行速度が速くなっている。

5. まとめ

本稿では、従来のテンプレートマッチング手法の結果に加え、画像の特徴的な領域の位置関係の再現性をみることで、類似物体検出を行う手法を提案した。これにより、従来のテンプレートマッチング手法のように単純に画像間の類似度を計算するだけの手法に比べ、精度の高い検出を行うことができた。

今後の課題を以下にまとめる。

- 実環境下における精度調査

今回の実験においては、入力画像のサイズを一意に固定し、マッチングの倍率も固定している。本稿で述べた Web 画像を対象とした場合、制約のない画像が主となるため、これらの画像群に対してどの程度の精度が望めるかを検証する必要がある。また、様々なテンプレート画像において本手法を適用させ、提案手法で

高い精度が望める画像の種類を明確化させる予定である。

- 外乱への対応

今回の実験では、照明変化による影響が顕著に表れていた。よって、さらなる精度向上のために、RGB 表色系ではなく、 $L^*a^*b^*$ 表色系や HSV 表色系など、照明変化に頑強な特徴量を利用したいと考えている。

- 各種パラメータの検証

k-means による領域分割に検出精度が左右されるため、適切なクラスタ数 K を自動で決定する手法を考案する。加えて、提案手法で利用している各種パラメータは経験的に求めた値を利用しているため、パラメータの検証を行う必要がある。今後はこれらの課題に重点を置き、改良を重ねて行きたいと考えている。

参考文献

- 1) David G.Lowe, Distinctive Image Features from Scale-Invariant Keypoints, IJCV, Vol.60, No.2, pp.91-110, 2004.
- 2) 下田陽久 (他), 新編画像解析ハンドブック, 高木幹雄, 下田陽久, 東京大学出版会, 東京, 2004.
- 3) Y.Ke, PCA-SIFT: A more distinctive representation for local image descriptors, IEEE Conf. CVPR, pp.511-517, 2004.
- 4) D.I.Barnea and H.F. Silverman, A class of algorithms for fast digital image registration, IEEE Trans. Computers, Vol.C-21, No.2, pp.179-186, 1972.
- 5) W.M.Silver, Normalized correlation search in alignment, gauging, and inspection, SPIE, Vol.755, pp.23-34, 1987.
- 6) Michael J. Swain and Dana H. Ballard, Color Indexing, IJCV, Vol.7, No.1, 1991.
- 7) 齊藤文彦, ブロック照合投票処理を用いた遮蔽に強い画像マッチング, 電学論 D-II, J84-D-II, No.10, pp.2270-2279, 2001.
- 8) 三谷浩輔, 佐治斉, 可変サイズブロック分割を用いたテンプレートマッチング, 電学論 D-II, J88-D-II, No.2, pp.450-455, 2005.
- 9) 三谷浩輔, 佐治斉, 可変ブロック分割を用いたテンプレートマッチング, CVIM, No.40, pp.17-24, 2004.
- 10) H.Hayashi and F.Saitoh, Rotation Invariant Image Matching Using Geometrical Edge Histogram Space, IEEJ Trans.EIS, Vol.126-C No.2, pp.203-209, 2006.
- 11) H.Hayashi and F.Saitoh, Rotation Invariant Image Matching by Geometrical Parameter of Equidistantly Edge Pixels Group, 電学論 C, Vol.126, No.4, pp.519-525, 2006.
- 12) H.Murase and V.V.Vinod, Fast Visual Search Using Focussed Color Matching -Active Search-, PRMU, No. 97, Vol.40, pp.127-134, 1997.
- 13) D.H.BALLARD, GENERALIZING THE HOUGH TRANSFORM TO DETECT ARBITRARY SHAPES, Pattern Recognition, Vol.13, No.2, 1981.