

枝刈り可能量の予測と探索開始点の考慮による色ヒストグラムを用いた画像探索の高速化

熊田 太一^{†1,*1} 大町 真一郎^{†1} 阿曾 弘具^{†1,*2}

入力画像中から、与えられた画像と似た部分画像を見つける画像探索の技術は、パターン認識における基本的な問題であり、物体の認識や追跡等様々な分野に応用できる。本論文では色ヒストグラムを画像の特徴とした場合の高速な画像探索法を提案する。色ヒストグラムを用い、画像全体を走査して不要な照合を発見し省略する（枝刈りと呼ぶ）ことで高速な画像探索を実現する手法として、アクティブ探索法が知られている。ただし、アクティブ探索法は枝刈りが可能かどうかを判断する基準を与えるものであり走査規則について大きな自由度を持っている。走査規則に関しては、従来、走査を部分領域単位で行い、枝刈り可能量を適切に予測することにより、探索を効率的に実現する手法が提案されている。しかし、この予測量の妥当性については議論されていない。また、入力画像中で探索を開始する位置についても議論されていない。本論文では、探索効率に大きな影響を与える上記2点に着目し、効率の良い走査規則を提案する。実際の画像を用いた実験を行い、提案手法が従来手法より高速であることを示す。

Fast Image Retrieval with Color Histogram Considering Starting Point and Prediction of Possible Amount of Pruning

TAICHI KUMADA,^{†1,*1} SHINICHIRO OMACHI^{†1}
and HIROTOMO ASO^{†1,*2}

Image retrieval has a lot of applications, such as object detection, object recognition, etc. Some image retrieval methods use color histogram for matching. The active search introducing adaptive pruning is known as a fast method that obtains the same solution as the exhaustive search theoretically. A proper scanning rule is necessary to retrieve images fastly and efficiently using the idea of active search. In this paper, by introducing a proper starting point of scanning and a method determining the prediction of possible amount of pruning, an effective scanning rule is proposed for fast image retrieval. Experimental

results show that the proposed method outperforms the existing method.

1. はじめに

高性能なカメラ付き携帯電話やデジタルカメラの普及、さらにはインターネットの普及やパーソナルコンピュータの高性能化により、デジタル画像は我々にとって身近な存在となっている。デジタル画像の用途を広げるために、画像中に興味ある物体が含まれているかどうか、あるいはどこに位置しているかを自動的かつ高精度に検出する技術の実用化が望まれている。興味ある物体が画像として与えられているものとする、物体探索の問題は、入力画像中からある画像と似た領域を見つける画像探索の問題ととらえることもできる。本論文では、そのような画像探索の問題を扱う。画像探索の技術は、画像データベースからのコンテンツ検索^{1),2)}、動画像中の移動物体の追跡^{3),4)}、物体認識時の切り出し処理等、様々な分野に応用することが可能である。

画像探索のために用いる情報としては、特徴点^{5),6)} や色情報⁷⁾ 等がある。色情報を用いた画像探索を高速化する手法として、アクティブ探索法⁸⁾⁻¹⁰⁾ が知られている。アクティブ探索法は、照合を適宜省略（以下、枝刈りと呼ぶ）することで、総当たりの照合法と原理的に同等な精度を保ちながら探索を高速化する手法であり、幅広く利用されている¹¹⁾⁻¹³⁾。アクティブ探索法は、照合回数を極力減らすことで高速化を達成する手法であるといえる。

しかし、アクティブ探索法は枝刈りが可能かどうかを判断する基準を与えるものであり、照合のために画像全体を走査するときの順序（走査規則と呼ぶ）を与えるものではない。田口らはアクティブ探索法を基本とし、大域的枝刈りと枝刈り可能量の予測を導入し、ヒストグラム構築コストを考慮した走査規則を与えることで画像探索を効率的に行う手法を提案している^{14),15)}。この走査規則により、アクティブ探索法による探索が効率良く行えることが示されている。しかし、これらの走査規則に関して、最初にどの位置から照合を開始すべきかという議論はなされていない。また、探索の効率化のために枝刈り可能量の予測とい

^{†1} 東北大学大学院工学研究科

Graduate School of Engineering, Tohoku University

*1 現在、株式会社日立エンジニアリング・アンド・サービス

Presently with Hitachi Engineering & Services Co., Ltd.

*2 現在、日本大学工学部

Presently with College of Engineering, Nihon University

う要素技術が用いられているが、予測量に関してはアドホックなものであり、考察の余地があった。

本論文では、文献 14) で提案されているアクティブ探索法の走査規則に基づき、探索開始位置を考慮した走査規則の導入と予測量の改良によって探索をさらに高速化する手法を提案する。一般に画像探索の問題では、画像の大きさの違いに対応するために、解像度を変えながら探索を行う。そこで提案手法では、ある解像度での走査を効率的に行うために、1 つ前の解像度における探索の結果から得られる情報を利用する。また、枝刈り可能量の予測をより効率的に用いるための予測量の定め方を提案する。実際の画像を用いて探索の実験を行い、従来法と比較して処理時間を 1 割以上削減できることを示す。

提案手法と同様にアクティブ探索法における適切なずらし幅を見つけることで探索を高速化する手法として、竹田らの手法がある¹⁶⁾。竹田らは、テンプレートと入力画像の解像度が同一であり、かつ、テンプレートと入力画像中の領域との類似度の平均と分散が既知である状況を扱っている。その平均と分散から画像サイズ分の正規乱数を発生させ、様々なずらし幅についてのシミュレーションを事前に行うことにより、最適な値を求めている。この場合、上記のように扱うことのできる画像には制約があるうえ、解像度を変えた探索を行うためにはシミュレーションを何度も行わなくてはならない。本論文における提案手法は上記のような制約がなく任意の画像に適用できる。また、解像度の違いを考慮して直前の解像度での探索で得た情報を利用する点に大きな特徴がある。

2. 従来手法

2.1 アクティブ探索法⁸⁾

本論文では、「入力画像」と「参照画像」が与えられたとき、入力画像に含まれるすべての「部分画像」のうち、参照画像との類似度が最大のものを見つけるという画像探索の問題を考える。画像の特徴としては、色ヒストグラム⁷⁾を用いる。RGB 空間の各軸を Q 等分に分割した色空間上の各領域に含まれる画素数を正規化したものを色ヒストグラムとし、色ヒストグラムどうしのヒストグラムインターセクション⁷⁾を画像どうしの類似度と定義する。本論文では $Q = 8$ とした。

このような画像探索を飛躍的に高速化する手法として、村瀬らはアクティブ探索法⁸⁾を提案している。アクティブ探索法は、類似度計算を行う部分画像の数を極力少なくすることで探索時間を大幅に減少させるものである。入力画像中のある部分画像 A と参照画像 M の類似度 S_{AM} を求めると、 A の周辺にある部分画像 B と参照画像 M の類似度 S_{BM} は次式

を満たす。

$$S_{BM} \leq \frac{\min(|A|S_{AM}, |A \cap B|) + |B - A|}{|B|}$$

上式の右辺が S_{BM} の上限値となる。ここで $|X|$ は領域 X の画素数、 $A \cap B$ は A と B の共通領域、 $B - A$ は B から A と B の共通領域を除いた領域を表す。この上限値がその時点までの試行における最大類似度よりも小さければ、部分画像 B と参照画像 M の類似度の計算が不要となる。この計算を省略することを枝刈りと呼ぶ。

2.2 走査規則

アクティブ探索法は上記の枝刈り規則を用いた探索法の総称であり、走査規則を指定していない。アクティブ探索法の考え方に基づき、適切な走査規則を定めることにより、探索をより効率的に行うことができる。文献 14) では、大域的枝刈りと枝刈り可能量の予測を導入することで探索を効率的に行う手法が提案されている。この走査規則により、アクティブ探索法による探索が効率良く行えることが示されている。

大域的枝刈りの概略と枝刈り可能量の予測について、図 1 を用いて説明する。今、部分画像の大きさを 6×6 とする。まず、入力画像全体ではなく、図 1(a) 中に点線の長方形で示す「部分領域」 P_1 内に限った探索を行う。部分領域の大きさは 16×6 で固定とし、以降、入力画像中の i 列目から $i + 5$ 列目までの部分領域を P_i で表す。部分領域 P_1 内のすべての部分画像 ($A_1 \sim A_{11}$ で表す) の類似度計算が終了した後、部分領域単位で省略可能な探索を省略するのが大域的枝刈りである。 P_1 内の探索が終了した後、大域的枝刈りを行わなければ次に探索をすべき部分領域は図 1(b) の P_2 である。しかし、 P_1 内の部分画像 $A_1 \sim A_{11}$ の類似度計算の過程で、それぞれの部分画像から右方向に何列分の類似度計算の省略が可能かが分かるので、その最小値を (大域的) 枝刈り可能量と呼び、 GS_1 と表すものとすると、 $GS_1 = 3$ であれば P_2, P_3, P_4 内の部分画像との類似度計算がすべて省略できる¹⁴⁾。すなわち、3 列分の枝刈りが可能となり、次に探索をすべき部分領域は図 1(c) の P_5 となる。以後、 P_i 内の類似度計算から求まる枝刈り可能量を GS_i で表す (部分領域を指定しない場合は添字の i を省略し、 GS と表す)。

ここで、計算で求まる枝刈り量よりも p 列分多く枝刈りを行うことを考える。たとえば $p = 2$ とすると、 P_1 の次に P_5 ではなく P_7 を探索する (P_5 と P_6 の探索はまだ行われていないことになる)。これは枝刈りが部分領域の両側で有効だからである。今の例でいえば、 P_7 の探索の結果 2 列分の枝刈りが可能である ($GS_7 = 2$) ことが分かったとき、枝刈りは左方向でも有効なため、 P_6 と P_5 の探索は省略可能となる (図 1(e))。さらに、 P_7 の探索

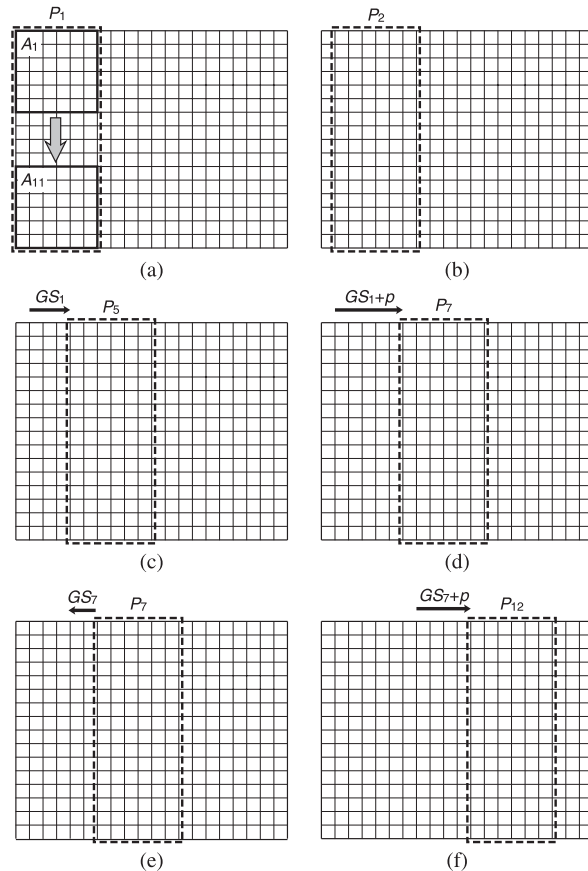


図 1 大域的枝刈りと枝刈り可能量の予測

Fig. 1 Global pruning and prediction of possible amount of pruning.

後も p 列分多く枝刈りを行うとすれば、次に探索をすべき部分領域は P_{12} となる。以上から分かるように、 p の値を適切に設定することができれば、探索のさらなる効率化が実現できる。この p の値のことを、「予測枝刈り可能量」と呼ぶ。

3. 提案手法

2.2 節で述べた従来手法による走査規則においては、予測枝刈り可能量が実際の枝刈り可能量よりも大きかった場合、さかのぼって探索を行う必要が生じ、場合によっては探索効率さが下がる可能性がある。たとえば、図 1 (e) において仮に $GS_7 = 1$ だった場合、 P_6 の探索は省略できるが P_5 の探索は必要であるため、新たに P_5 の探索を行う必要が生じる。一方、予測枝刈り可能量のほうが実際の枝刈り可能量よりも小さかった場合は、実際にはさらに探索を高速化できたことになる。したがって、予測枝刈り可能量を適切に定めることが、探索の高速化には非常に重要である。文献 14) では、入力画像中の隣接する 2 つの行または列は似ているという仮定に基づき、 $p = GS$ としている。すなわち、直前の大域的枝刈り可能量と同じだけの大域的枝刈り可能量が得られることを期待している。しかし、この値の妥当性については議論されていなかった。画像中の、隣接する 2 つの行または列が似ていない領域、たとえば高周波成分が多い領域では、 $p = GS$ が適切ではない場合が頻繁に生じ、文献 14) の手法では探索効率さが下がる。

また、入力画像中で探索を開始する位置については議論されず、単純に左上の点を開始点としていた。アクティブ探索法では、類似度の大きい部分画像が早く見つければそれだけ探索効率さが向上するため、探索開始位置は重要である。

本論文では、これらの探索効率さを左右する 2 つの要素について検討する。具体的には、

- 探索開始点
- 予測枝刈り可能量

を適切に定める手法を与える。そのうえで、より効率の良い走査規則を与える。

一般に、画像探索を行う際には、画像の大きさは不明であることが多い。そこで、解像度（類似度計算を行う部分画像の大きさ）を変化させながら探索を行い、すべての解像度における探索結果の中から類似度が最大となる部分画像を選出する。提案手法ではこのプロセスに着目し、ある解像度における探索結果を用いて次の解像度における探索を効率的に行う。なお、以下では部分画像の大きさを α 倍 ($0 < \alpha < 1$) に縮小していくものとして説明する。4 章で述べる実験では $\alpha = 0.8$ とした。

3.1 探索開始点の選出

アクティブ探索法における枝刈り規則を用いると、その時点までの試行における最大類似度が大きいほど枝刈り可能量を大きくすることができ、探索効率さが向上する。また、用いる特徴量が色ヒストグラムであるから、ある解像度で類似度が大きい部分画像の周辺に存在す

別の解像度の部分画像は類似度が大きくなると推測できる．そこで，前の解像度で類似度が最大であった部分画像の位置を探索開始点とすることにより，効率の良い探索が行えると考えられる．提案手法では，この考え方に基づいた走査規則を定める．

走査規則の説明のために，「探索状態表示」を用いる．これは，各部分画像の状態を部分画像の左上角の位置に色をつけて表示するものであり，既探索の（類似度計算が終了した）部分画像は白，未探索の部分画像は薄い灰色で表す．また，部分画像の左上角にはなりえない位置は濃い灰色で表す．

部分画像の大きさを 8×8 として探索を行ったとき，図 2 (a) 中に黒枠で示す部分画像の類似度が最大であったとする．この場合の部分画像の左上角の位置を図中に「A」で示す．次に，部分画像の大きさを 6×6 として探索を行うことを考える．このとき，位置「A」を左上角の画素とする部分画像を図 2 (b) 中に実線の黒枠で示す．この部分画像を含む部分領域 P を設定し，まず P 内の探索を位置「A」と同じ列で最上行にある位置「B」から始めて下方方向に行く．その結果，1 列分の部分画像が既探索となり，探索状態表示は図 2 (c) のようになる．さらに，このとき 2 列分の枝刈りが可能であることが分かった ($GS = 2$) とすると，探索状態表示は図 2 (d) のようになる．

次に，図 2 (d) の左右の未探索領域（薄い灰色の領域）のうちどちらの探索を先に行うかを定める．ここで，あるサイズにおいて類似度が最大の部分画像は一回り小さなサイズで類似度が最大の部分画像を含む可能性が高いと考える．部分画像の大きさを縮小しながら探索を進める場合は，前のサイズで類似度が最大の部分画像の左上角の位置よりも右側に類似度が大きい部分画像がある可能性が高いと考えられる．これは，たとえば図 2 (e) の「D」と「E」（ともに「A」からは 4 列分離れている）を左上角とする 6×6 の部分画像を考えたとき，「E」を左上角とする部分画像のほうが「A」を左上角とする 8×8 の部分画像との共通部分が多いことから理解できる．そこで，右側の未探索領域から探索を開始する．

また，先の P 内の探索で最大類似度が更新されていたらその部分画像の左上角を，更新されていなかったら位置「A」を基準点とし，基準点が未探索領域の中心位置より上にあるときは最上行を開始点とし，下にあるときは最下行を開始点とする．この場合，最大類似度が更新されなかったと仮定すると，図 2 (f) に示すように位置「C」から探索を進める．このように探索開始点と走査規則を定めることにより，探索の早い段階で類似度が大きい部分画像の周辺を優先的に探索することができ，効率的な枝刈りが行えるものと考えられる．

ここで，アクティブ探索法では全解像度を通して最大類似度となる部分画像を求めることを目的としているため，不要な部分画像との類似度計算は省略されることに注意が必要であ

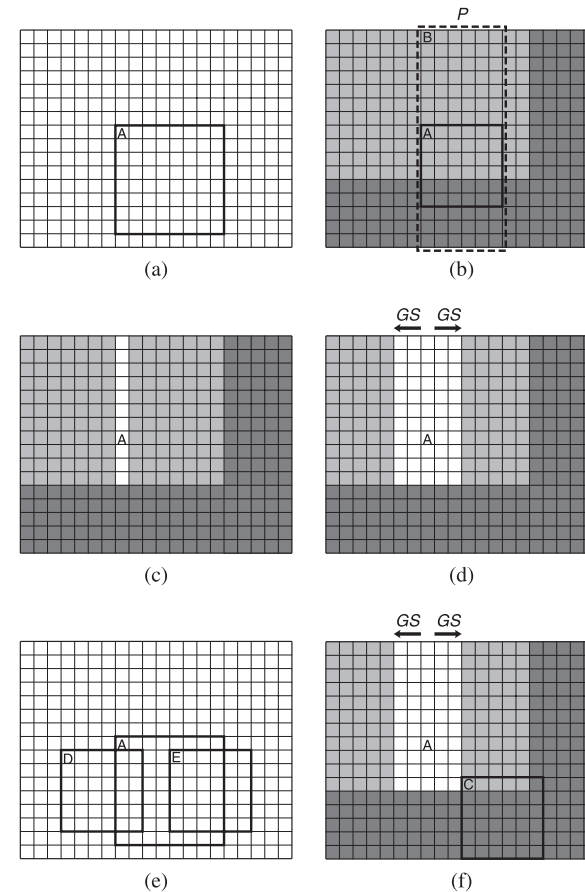


図 2 探索開始点
Fig. 2 Starting point of search.

る．したがって，もし前の解像度での探索において，全解像度を通しての最大類似度が更新されなかった場合は，その解像度での類似度最大の部分画像を求めることができない．そのときは左上の点を開始点として探索を行う．

3.2 予測枝刈り可能量の導出

次に，2.2 節で述べた予測枝刈り可能量の定め方について述べる．前述のように，従来法

では入力画像中の隣接する 2 つの行または列は似ているという仮定に基づいて直前の大域的枝刈り可能量と同じ値としていたが、一般には高周波成分の多い領域等、この仮定が適切ではない領域も存在する。

そこで、予測枝刈り可能量についても、1 つ前の解像度での大域的枝刈り可能量をもとに定める。大域的枝刈り可能量は部分画像のサイズに比例した値として定義されている¹⁴⁾ ことを考えると、今、部分画像のサイズを α 倍に縮小しながら探索しているので、あるサイズでの大域的枝刈り可能量の平均値は、前のサイズでの平均値の α 倍ほどになると考えられる。そこで、1 つ前の解像度での大域的枝刈り可能量の平均値が縦方向は $E(GS_v)$ 、横方向は $E(GS_h)$ であるとする、予測枝刈り可能量 p を次のように定める。

$$\text{縦方向: } p = \alpha E(GS_v)$$

$$\text{横方向: } p = \alpha E(GS_h)$$

4. 実験

提案手法の有効性を確認するために、実画像を用いた実験を行った。文献 15) では 2.2 節で述べた規則を導入するとともにヒストグラムを構築するためのコストを考慮した走査規則を導入することでさらに探索を高速化することが可能であることを示している。そこで、文献 15) の手法を従来手法とし、従来手法に 3 章で述べた規則を追加した手法を提案手法として比較する。

実験には、文献 15) で用いられている画像と同じ画像 100 枚を用いた。100 枚の内訳は、Washington 大学のデータベース^{*1}を利用したもの 90 枚 (cherries と japan を 45 枚ずつ) および、研究室内で独自に撮影した 10 枚である。入力画像のサイズはすべて 320×240 で、フォーマットは ppm 形式である。参照画像としては各入力画像ごとに 1 枚、入力画像の一部を切り取った画像を用いた^{*2}。参照画像の幅と高さの最大値、最小値、平均値、標準偏差を表 1 に示す。実験環境は、CPU が Core 2 Duo 2.4 GHz、メモリが 1,024 MByte、コンパイラが gcc、オプションが「-O3 -pg」である。

一般には参照画像に対応する入力画像中の部分画像の大きさは未知であるから、提案手法では部分画像の大きさを入力画像とほぼ同じ大きさから縮小していくことで大きさの違いに対応させる。これは、Vinod ら⁹⁾ が入力画像を参照画像とほぼ同じ大きさから拡大して

表 1 参照画像の幅と高さ

Table 1 Width and height of the reference images.

	最小	最大	平均	標準偏差
幅	13	174	75.8	32.8
高さ	27	172	82.4	30.6

いったことに対応する。

実験では、部分画像の大きさを参照画像の大きさに $\alpha (= 0.8)$ の n 乗 (n は整数) を掛けたものとし、 n を大きくしていくことにより部分画像の縮小 (粗密の変化) を行う。部分画像の初期の大きさを入力画像の大きさとほぼ同じとするために、幅と高さの両方が入力画像のそれを超えない範囲での最小の n を初期値とし、 n を 1 ずつ大きくすることにより部分画像を α 倍しながらそれぞれの解像度で走査を行っていき、部分画像の大きさが参照画像の大きさの半分を下回った時点で全体の探索を終了する^{*3}。

なお、アクティブ探索では一般に類似度が大きい (1 に近い) 部分画像が発見されるとその後の探索効率が大幅に向上する。今回の実験では部分画像を縮小していくが、部分画像の大きさが切り取った参照画像と同程度の大きさになった後は探索効率が向上することになる。しかし、表 1 に示すように、参照画像の大きさは画像によって大きく異なっており、どの段階で類似度が大きい部分画像が発見されるかは画像により様々である。したがって、実験で得られた結果は平均的な探索性能を表すものと考えられる。

3 章で提案した各要素技術の効果を確かめるために、探索開始点については 3.1 節で述べた手法で求めた点 (「類似度最大点」と表記) および入力画像の左上の点の 2 種類について行った。また、予測枝刈り可能量については、3.2 節で述べた手法の妥当性を示すためには本来は最適値と比較すべきであるが、ある場所における値が最適かどうかは画像全体の探索が終わらなければ判断できないため、全領域において枝刈り可能量としてとりうる値をすべて試す必要がある。これは事実上不可能であるため、3.2 節で述べた手法 (「自動決定」と表記) と、従来手法による定め方 ($p = GS$) および p を一定値に固定した手法を比較した。 p の値は 0 から 30 までを試したが、最も平均処理時間が短かった $p = 1$ の場合についての結果のみを示す。

*1 <http://www.cs.washington.edu/research/imagedatabase/>

*2 この実験条件では最大類似度が 1 となった時点で探索を終了しても類似度最大の部分画像が求まることになるが、実際の画像で探索する場合に近い条件で実験を行うために、最大類似度が 1 になった後も探索を続ける。

*3 文献 8) では入力画像を拡大することによって同様の効果を得ている。部分画像の画素をすべて照合に用いる場合、入力画像を拡大する場合と比較して今回の実装のほうが計算量は増加するが、照合に用いる画素を文献 8) で入力画像を縮小する際に画素を間引くのと同程度に間引いて用いることにより、原理的には計算量を文献 8) と同程度にすることが可能である。

表 2 実験結果
Table 2 Experimental result.

予測枝刈り可能量	探索開始点	処理時間 [ms]	照合回数	ヒストグラム構築コスト	備考
$p = GS$	左上	23.7	1.32×10^4	4.45×10^6	従来手法
	類似度最大点	22.2	1.20×10^4	4.08×10^6	
$p = 1$	左上	21.5	1.30×10^4	3.82×10^6	
	類似度最大点	21.0	1.24×10^4	3.73×10^6	
自動決定	左上	21.9	1.19×10^4	4.26×10^6	AP 提案手法
	類似度最大点	20.8	1.08×10^4	3.95×10^6	

4.1 実験結果

画像 1 枚あたりの平均処理時間を表 2 に示す．表中，最上段が従来手法であり，それ以外は本論文で提案した内容を含む手法，最下段が最終的な提案手法である．なお，予測枝刈り可能量の自動決定のみを導入した手法を，簡単のため，以下「Automatic Prediction」あるいは「AP」と表記することがある．また，参考のため，照合回数（参照画像と部分画像の類似度を計算した回数）およびヒストグラム構築コスト（色ヒストグラムを構築するために参照した画素の数）も示してある．表から分かるように，提案手法は従来手法に比べて 1 割以上も処理時間を短縮できている．また，提案手法では照合回数が最も小さい．提案した予測枝刈り可能量が提案手法によって適切に求まり，また，探索開始点も適切に設定することにより，探索に必要な照合回数が大幅に減少したものと考えられる．

ところで， p の値を一定値にする実験では，先に述べたように様々な値を試した結果最も効率が悪かったのが $p = 1$ の場合であった．つまり，実験対象が分かっているという仮定の下での最適値である． p の最適値は当然ながら入力画像と参照画像に依存し，一般にはあらかじめ知ることは困難であると考えられる．それよりも提案手法のほうが効率が悪かったことから，提案手法の有効性が示せたといえる．

図 3 には従来手法，予測枝刈り可能量の自動決定のみを導入した手法，および提案手法の，画像ごとの処理時間を示す．横軸は画像の番号であり，100 枚を従来手法での処理時間が短かった順にソートしてある．2 枚の画像を除き，提案手法は従来手法よりも高速であった．提案手法の従来手法に対する高速化率（＝処理時間の差分/従来手法の処理時間）は平均で約 12%，最大で約 38%，最小で約 -8% である．また，予測枝刈り可能量の自動決定はほぼすべての画像に対して有効であること，画像の性質によっては類似度最大点からの探索が大幅な高速化をもたらすことが見てとれる．以上の結果から，提案手法の有効性が確認された．

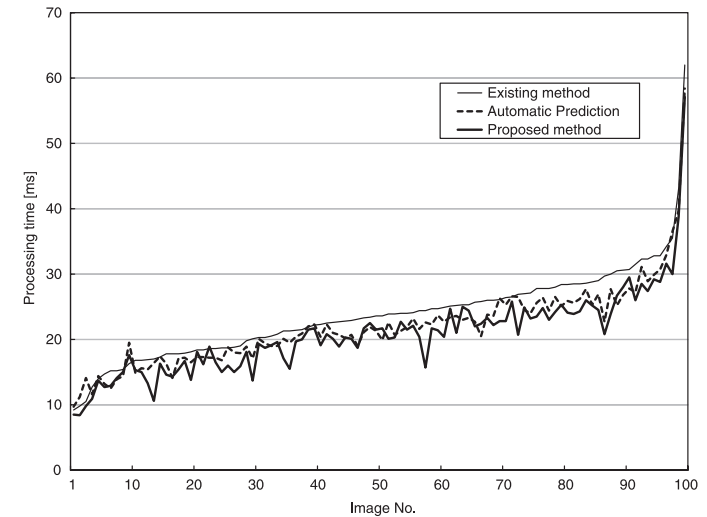


図 3 画像ごとの処理時間の比較

Fig. 3 Processing time for each image.

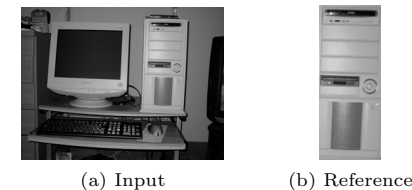


図 4 予測枝刈り可能量の自動決定が逆効果となった画像の例

Fig. 4 Example of image where automatic determination of pruning amount did not work well.

4.2 考察

上で述べたように，本論文で提案した各要素技術はおおむね有効に働いている．しかし，少数ではあるが逆効果となった例も存在する．以下ではその原因について考察する．

予測枝刈り可能量の自動決定が逆効果となった画像の例を図 4 に示す．(a) が入力画像，(b) が参照画像である．この場合の各手法における処理時間は表 3 のようになった．予測枝刈り可能量の自動決定を行うことによって 14% も遅くなってしまっている．これは，この画像では枝刈り可能量が領域ごとに大きく異なるため，画像全体における枝刈り可能量の平

表 3 図 4 の画像に対する処理時間

Table 3 Processing time of image of Fig. 4.

手法	処理時間 [ms]	高速化率
従来手法	9.80	—
予測枝刈り可能量自動決定	11.20	-14%
提案手法	8.40	14%

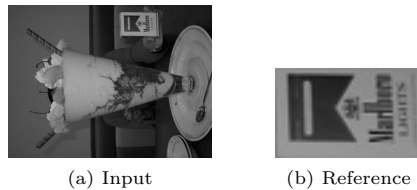


図 5 探索開始点の選択が逆効果となった画像の例

Fig. 5 Example of image where automatic determination of starting point did not work well.

均値と各領域での枝刈り可能量に差が生じたことが原因であると考えられる。原理的に類似度が大きい領域の周辺では枝刈り可能量が小さく、提案手法で定める予測枝刈り可能量よりも小さくなることが多い。特に入力画像の幅や高さと比較して参照画像の幅や高さの割合が小さいときこの影響が顕著となり、実際の枝刈り可能量と予測値の差が激しくなり、効率が悪くなる可能性がある。この例の場合、入力画像が 320×240 の大きさなのに対し、参照画像が 57×144 と縦に細長く、幅が入力画像に比べて小さい。しかも参照画像周辺とそれ以外では色の分布が大きく異なるため、提案手法によって求めた予測枝刈り可能量がうまく機能せず、処理時間が増加してしまった。しかし提案手法では、前の解像度での類似度最大点から探索を開始することによって参照画像と類似した部分画像の周辺の照合を優先的に行うことができるため、この悪影響を解消し、最終的には従来手法と比べて 14% の高速化に成功している。したがってこの例は類似度最大点からの探索がうまく働いた例でもある。

類似度最大点からの探索が逆効果となった画像の例を図 5 に示す。この場合の各手法における処理時間は表 4 のようになった。予測枝刈り可能量の自動決定を導入するだけで 9.1% の高速化ができていたが、類似度最大点からの探索を導入すると高速化率は 1.2% まで低下してしまう。原因は類似度最大点の位置が各解像度で大きく異なることである。図 6 に、様々な解像度で類似度が最大となった部分画像を白色の枠で示す。図 6 (b) と図 6 (c) に顕著に現れているように、類似度が最大となる部分画像の位置が部分画像のサイズが 1 段階違う

表 4 図 5 の画像に対する処理時間

Table 4 Processing time of image of Fig. 5.

手法	処理時間 [ms]	高速化率
従来手法	25.3	—
予測枝刈り可能量自動決定	23.0	9.1%
提案手法	25.0	1.2%

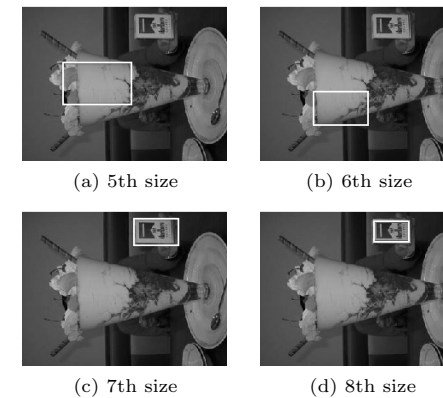


図 6 各大きさにおける類似度最大の領域

Fig. 6 Region with the maximum similarity for each size.

だけで大きく異なってしまふことがある。このような画像はいくつかあり、共通しているのは参照画像と似た色合いの領域が、様々な場所に存在しているということである。

これらの悪影響を緩和するための対策として、入力画像全体を分割し、分割した各領域ごとに処理を行うことが考えられる。領域を限定することで、枝刈り可能量の予測をより正確に行うことが可能となる。また、領域ごとの類似度最大点から探索を開始することで、効率の良い探索が実現できる可能性があると考えられる。しかし、分割された領域にまたがる部分画像をどのように探索するのか、分割と統合に必要な処理によるオーバーヘッドはどの程度なのか等考慮すべき事項も多いため、今後の課題として検討する。

ところで、Vinod らは解像度にまたがった枝刈りを提案している⁹⁾。すなわち、ある解像度における探索結果を用い、次の解像度で照合が不要な点を求め、照合を省略している。この考え方を本論文における提案手法と組み合わせることでさらなる高速化が実現できると考えている。ただし、提案手法のうち 3.1 節で述べた探索開始点が照合不要と判断された場

合等の対応を考える必要があり、容易には実装ができないため、今後の課題とする。

5. おわりに

本論文では、色ヒストグラムを用いた画像探索を高速化する手法について検討を行った。画像探索を効率化するうえで適切な走査規則を定めることは非常に重要である。提案手法では、従来手法で用いられていた枝刈り可能量の予測に関する要素技術を見直し、枝刈り可能量を適切に予測する手法を提案した。また、探索開始点を適切に定めることにより、効率の良い探索を行うための走査規則を与えた。一般に画像探索を行う際には、画像の大きさは不明であることが多く、類似度計算を行う部分画像の大きさを変化させながら探索を行う。提案手法ではこのプロセスに着目し、ある解像度における探索結果を用いて次の解像度における探索を効率的に行うものである。

画像 100 枚を用いた実験を行い、提案手法の各要素技術が有効に作用していること、および、従来手法と比較して画像探索が高速に実現できることを確認した。また、提案した要素技術が悪影響を与える場合について考察し、解決策を検討した。

今回は入力画像から切り取った画像を参照画像として用いたが、実際の問題への応用を想定し、部分画像と異なる参照画像を用いた実験を行うことは今後の課題である^{*1}。また、物体探索の技術として見た場合、色ヒストグラムを用いた画像探索は照明変動に弱いことが知られている。提案手法を照明変動を考慮した手法¹⁷⁾と組み合わせることでより実用的な物体探索手法へと改良することも今後の課題である。さらに、提案手法の処理時間が従来手法よりも上回ることがあったことから、提案手法がうまくいく条件について数理的に解析し、より高速な汎用アルゴリズムとなるよう改良することも今後の課題である。

謝辞 本研究の一部は、科学研究費補助金基盤研究(C)20500150の補助を受けている。

参考文献

- 1) Sakauchi, M.: Database Vision and Image Retrieval, *IEEE MultiMedia*, Vol.1, No.1, pp.79–81 (1994).
- 2) Jain, A.K. and Vailaya, A.: Image Retrieval Using Color and Shape, *Pattern Recognition*, Vol.29, No.8, pp.1233–1244 (1996).
- 3) Isard, M. and Blake, A.: CONDENSATION – Conditional Density Propagation for

Visual Tracking, *International Journal of Computer Vision*, Vol.29, No.1, pp.5–28 (1998).

- 4) Comaniciu, D., Ramesh, V. and Meer, P.: Kernel-Based Object Tracking, *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol.25, No.5, pp.564–577 (2003).
- 5) Harris, C. and Stephens, M.: A combined corner and edge detector, *Proc. 4th Alvey Vision Conference*, pp.147–151 (1988).
- 6) Lowe, D.G.: Distinctive image features from scale-invariant keypoints, *International Journal of Computer Vision*, Vol.60, No.2, pp.91–110 (2004).
- 7) Swain, M.J. and Ballard, D.H.: Color Indexing, *International Journal of Computer Vision*, Vol.7, No.1, pp.11–32 (1991).
- 8) 村瀬 洋, Vinod, V.V.: 局所色情報を用いた高速物体探索—アクティブ探索法, 信学論(D-II), Vol.J81-D-II, No.9, pp.2035–2042 (1998).
- 9) Vinod, V.V. and Murase, H.: Focused color intersection with efficient searching for object extraction, *Pattern Recognition*, Vol.30, No.10, pp.1787–1797 (1997).
- 10) Vinod, V.V. and Murase, H.: Image retrieval using efficient local-area matching, *Machine Vision and Applications*, Vol.11, No.1, pp.7–15 (1998).
- 11) 柏野邦夫, 村瀬 洋: オーバースキッピングによる時系列アクティブ探索法の高速化, 日本音響学会 1999 年秋季研究発表会講演論文集 I, 2-5-16, pp.445–446 (1999).
- 12) 川西隆仁, 村瀬 洋: 色ヒストグラム特徴とパン・チルト・ズームカメラを用いた高速物体検出法—動的アクティブ探索法, 信学論(D-II), Vol.J84-D-II, No.8, pp.1722–1729 (2001).
- 13) 木村昭悟, 柏野邦夫, 黒住隆行, 村瀬 洋: グローバルな枝刈りを導入した音や映像の高速検索, 信学論(D-II), Vol.J85-D-II, No.10, pp.1552–1562 (2002).
- 14) 田口真吾, 大町真一郎, 阿曾弘具: 大域的枝刈りと回転状走査による物体の高速探索, 信学論(D), Vol.J90-D, No.7, pp.1765–1772 (2007).
- 15) 田口真吾, 大町真一郎, 阿曾弘具: ヒストグラム構築コストを考慮した高速物体検出, 信学論(D), Vol.J90-D, No.10, pp.2858–2867 (2007).
- 16) 竹田信子, 加藤博一, 西田正吾: 照合幅と照合順序を考慮した高速類似領域探索法, 信学論(D), Vol.J90-D, No.8, pp.2157–2167 (2007).
- 17) 富樫由美子, 大町真一郎, 阿曾弘具: ガンマ変換を用いた照明変動に頑健な物体検出, 信学論(D), Vol.J91-D, No.8, pp.2188–2191 (2008).

(平成 21 年 7 月 13 日受付)

(平成 22 年 5 月 6 日採録)

*1 この場合、最大類似度が 1 とならないために処理時間は本論文で示した値と比較して増加する可能性がある。ただし、提案手法も従来手法も厳密に類似度が最大の領域を求めるため、参照画像が入力画像の部分画像と必ずしも完全一致していない場合でも両者の探索精度はまったく同じである。



熊田 太一

平成 20 年東北大学工学部電気情報・物理工学科卒業。平成 22 年同大学大学院工学研究科博士前期課程修了。現在、(株)日立エンジニアリング・アンド・サービス勤務。在学中、パターン認識と視覚認識に関する研究に従事。



大町真一郎 (正会員)

昭和 63 年東北大学工学部情報工学科卒業。平成 5 年同大学大学院工学研究科情報工学専攻博士後期課程修了。同年同大学情報処理教育センター助手。平成 8 年同大学工学部助手。平成 11 年同大学大学院工学研究科助教授。平成 21 年同教授。博士(工学)。その間、平成 12~13 年米国ブラウン大学客員准教授。パターン認識、コンピュータビジョン、並列処理、文字認識システムの開発等の研究に従事。平成 19 年 MIRU 長尾賞, IAPR/ICDAR Best Paper Award 各受賞。IEEE, 電子情報通信学会, 人工知能学会等各会員。



阿曾 弘具 (正会員)

昭和 43 年東北大学工学部電気工学科卒業。昭和 49 年同大学大学院博士課程修了。昭和 48 年東北大学工学部助手, 昭和 54 年名古屋大学工学部講師。昭和 57 年同助教授, 昭和 61 年東北大学工学部助教授を経て, 平成 3 年同教授。平成 21 年日本大学工学部教授。工学博士。その間, 学習オートマトン, セル構造オートマトン, 並行処理理論, シストリックアルゴリズム設計論, 文字認識, 音声認識, ニューラルネットワーク等の研究に従事。平成 3 年度電子情報通信学会業績賞受賞。IEEE, ACM, EATCS, 電子情報通信学会, 人工知能学会, LA 各会員。