

論 文

高速・高精度を実現した類似商標画像検索システムの提案

工藤 力*, 岩田 基*, 岩村 雅一*, 黄瀬 浩一*

(2018.4.23 受理)

Proposal of Similar Image Retrieval System Using Large Scale Trademark Image Database

Riki KUDO*, Motoi IWATA*, Masakazu IWAMURA*, and Koichi KISE*

The trademark examination is a task of confirming whether there is a similar trademark within the registered trademarks. In this task, searchers narrow down the similar trademarks to be compared by using keyword search, and they make judgement visually. However, this process is labor intensive and it is unavoidable to miss some similar trademarks. In particular, visual similarity is the most fundamental which covers many cases. Thus, we consider that solving the above problem with respect to visual similarity is an important step towards full automation. The most important point is to reduce output of dissimilar trademarks while keeping similar trademarks in the output. In addition, the computational cost must be small enough. In this paper, we focus on image matching methods used for specific object recognition to fulfill the requirements. From the experimental evaluation using images and queries, we have obtained recall 100%, precision 62.5%, processing time 8.2 seconds. This indicates that the proposed method can reduce the workload of trademark examiners.

Keywords: Trademark retrieval, Local features, Large scale database, Reference points, Rejection

商標審査とは、外観や概念などの観点から、申請商標と類似した商標が登録商標内にないかを確認する作業である。現状では、人がキーワード検索を用いて、比較する登録商標を絞り込み、目視により類似性を評価しているが、労力がかかる上に、類似商標の検索漏れが避けられないという問題がある。特に、様々な類似性の中でも外観の類似は最も基本的で多数の事例を有するため、これを対象として類似商標を自動的に検索できれば、上記問題を解決する大きな一歩となる。このとき最も意識すべき点は、検索漏れを少なくした上で、いかに非類似商標の出力を抑えるかという点にある。また同時に検索にかかる計算量も少なくしなければ、実用に適さない。本論文では、特定物体認識で用いられる画像照合の手法を導入してこの問題の解決を図る。具体的には、局所特徴を用いた画像照合、局所特徴の配置などの情報を用いた検証処理の2処理である。商標検索実験を行った結果、recall 100%, precision 62.5%, 処理時間 8.2 秒という結果を得、商標審査官の労力を軽減できることが示された。

キーワード：商標検索、局所特徴、大規模データベース、リファレンスポイント、棄却処理

1. 背景

商標審査とは、申請された商標に対して、外観、概念、称呼の観点から、既に登録された商標の中に類似したものがないか

を確認する作業を指す。我が国では、毎年約10万件以上の商標が申請され、登録商標も年々増加していることから、商標審査にかかる労力が大きくなっている。現状では、すべての登録商標に対して類似性を評価することは非現実的であるため、申請商標から連想される要素をもとに、キーワード検索による登録商標の絞り込みを行ったうえで、1枚ずつ目視によって類似性を判別している。しかし、登録商標が大量にあるため、目視による作業は商標審査官の負担となっている。またキーワード検索に用いる検索ワードは、人の主観によって決定されるため、検索ワードに紐づいていない類似商標に対して検索漏れが生じる。特に、様々な類似性の中でも外観の類似は最も基本的で多数の事例を有するため、これを対象として類似商標を自動

* 大阪府立大学大学院 工学研究科 電気・情報系専攻 知能情報工学分野 知能メディア処理研究室

〒599-8531 大阪府堺市中区学園町 1-1

* Intelligent Media Processing Laboratory

Department of Computer Science and Intelligent Systems

Graduate School of Engineering

Osaka Prefecture University.

1-1 Gakuen-cho, Naka, Sakai, Osaka 599-8531, Japan

的に検索できれば、上記問題を解決する大きな一歩となる。そこで本論文では、外観の類似性に焦点を絞り、議論を進めていく。

一般に、商標検索システムを作成する上で最も重要な要求は、検索漏れを防止することである。つまり高い Recall が要求される。この条件の下で、審査の手間を省くために、非類似画像の出力を少なくする必要がある。つまり、高い Precision も要求される。以上のことから商標検索システムに求められることは、高い Recall を維持しつつ、高い Precision を実現することである。加えて、処理時間がかかりすぎると、実用性が損なわれるため、できる限り少ない計算量で処理できることが望ましい。

従来の商標検索の研究では、上記の条件を満たすため、様々な手法が提案されてきた。これらの手法の多くは画像情報に基づく手法であり、大域特徴と局所特徴を用いた手法に大別される。大域特徴を用いた検索手法は、商標全体の色や形状などの大域的な情報を用いていることから、全体が類似している商標を検索するものである。しかし、商標が部分的にしか類似していない場合、大域的には類似性が低くなるため、検索漏れを起こすというデメリットがある。すなわち、大域特徴を用いた検索手法は、すべての類似商標に対応できていないため Recall と Precision が低くなる傾向がある。一方、局所特徴を用いた手法は、商標の局所的な情報に着目していることから、部分的に類似している場合にも対応できる。つまり局所特徴を用いた手法は、部分的な類似性と全体的な類似性の双方に対応できる。しかし、局所的な類似性が商標としての類似性を意味しない場合もあるので、Recall は高いが、Precision が低くなる傾向がある。

この問題を解決するために、近年、Precision を向上させる処理を取り入れた局所特徴に基づく手法が提案された。代表的な手法は、Constellation model に基づくものである。Constellation model¹⁾とは、各局所特徴の類似性に加えて、それらの相対的な位置関係を類似指標に用いた手法である。この手法を取り入れることで、通常の実検索よりも非類似商標の出力を抑えた検索が可能となる。この研究から、類似商標の検出には、局所特徴の相対的な位置情報が有効であることが分かった。しかし、検索にかかる n 個の局所特徴に対して、Constellation model は局所特徴の相対位置を調べることから、計算量が局所特徴のペアの $O(n^2)$ となり現実的とは言えなくなる。

上記のように、従来の商標検索手法の多くは、少ない計算量で高い Recall と Precision を実現するという条件を満たしていない。そこで本論文では、この条件の実現を目指す。

少ない計算量で Precision を向上させる処理として、「Weak Geometric Consistency²⁾」(以下 WGC と略す)と「リファレンスポイントに基づく特徴点の棄却処理³⁾」(以下リファレンスポイントを RP と略す)がある。これらは両方とも画像照合の方法である。WGC は、照合対象の画像が相似変換を受けているという前提条件のもと、照合された局所特徴が同じ回転角と拡大率の関係にあることを検査する手法である。一方、「RP に基づく特徴点の棄却処理」は、あらかじめ定めた RP と呼ばれる基準点と局所特徴との相対的な位置を類似指標として類似

画像の検出を行うものである。これらの手法の中で本論文では、Constellation model から分かるように、画像の類似検索には局所特徴の位置情報が有効であるため、「RP に基づく特徴点の棄却処理」に着目する。

「RP に基づく特徴点の棄却処理」は、自然画像内にある特定の物体を認識するために Klinkigt ら³⁾らによって提案された技術である。この技術を用いることで、データベース内にある画像を自然画像内から見つけ出すことが可能となる。また近年では、Matsuda ら⁴⁾によって文字認識の分野においても適用されている。Matsuda らは、自然画像内にある文字を認識するために、「RP に基づく特徴点の棄却処理」に加えて、「アフィン変換に基づく特徴点の棄却処理」を用いることで、Recall や処理速度を落とさずに Precision の向上を実現している。しかしこれらの技術は、自然画像のみを対象としており、商標のような線図形に対して有効に機能するかはわからない。そこで、本検索技術では、局所特徴を用いた検索に対して「RP に基づく特徴点の棄却処理」に加えて「アフィン変換に基づく特徴点の棄却処理」を導入することで、データベース画像内にある類似画像を見つけることに有効であるかを検証する。なお、以下では「RP に基づく特徴点の棄却処理」と「アフィン変換に基づく特徴点の棄却処理」を加えた処理を「RP+AT 処理」と記す。

本論文では、検索システムの性能評価として、「RP+AT 処理」を用いることで Recall と計算量を保った状態でどの程度の Precision が達成可能なかについて、実験の結果を報告する。また、検索システムの実用化を念頭に置き、商標の大規模データベースを用いて、出力順位の上位何位までを確認すれば類似商標が含まれるかを調査する。以降、2章で関連研究について述べ、3章で提案手法の解説をし、4章で実験内容について述べ、最後に5章で本論文をまとめる。

なお、本文図表中の商品名、会社名およびそのロゴマークは、一般的に各社の商号、登録商標または商標である。

2. 関連研究

2.1 商標検索の従来法

過去の有名な商標検索システムとして、TRADEMARK⁵⁾や ARTISAN⁶⁾などがある。Kato らの TRADEMARK は、画像特徴としてメッシュ特徴や縦横軸における空間周波数などの大域特徴を用いている。また Wu らは、英国の特許庁で商標画像検索を行うプロトタイプシステムである ARTISAN を開発した。画像特徴として、画像のセグメント境界ポリゴンの面積や境界線の長さなどの大域的な形状特徴を用いている。上記のように 1990 年代の商標検索手法は主に大域特徴が主に用いられてきた。しかし画像全体の形状類似性を測るだけでは、部分的に類似している場合(部分類似)を評価することができない。よって大域特徴を用いた手法は、Recall と Precision が低くなる傾向がある。

そこで近年、局所特徴を用いて部分類似にも適応できる手法が増えた。これらの研究の中で、最もよく使用される局所特徴は、画像の回転・スケール変化・照明変化等に頑健な SIFT 特徴である。Joly ら⁷⁾は、SIFT 特徴を用いた検索をベースとし

て、検索結果をクエリとして再帰的に検索にかける質問拡張法で類似画像の出力を増やす手法を提案した。また、Fuら⁸⁾は、SIFT 特徴や Canny 法によるエッジ特徴などの局所特徴を用いて作成した点・形状・パッチベースの特徴に対して重みづけし、検索にかけることで類似画像の検索精度を高めている。しかし、これらの手法は一部の商標に対して類似画像の出力に寄与したが、すべての商標に有効であったわけではなく、いまだ十分な Precision を達成できていない。その理由は、これらの手法が非類似画像の出力の寄与にもつながっているためである。

上記の問題を解決するには、より識別性の高い情報を用いる必要がある。そこで位置情報をもとに検索結果の信頼性を評価することが考えられる。そのような手法の一つとして Constellation model¹⁾がある。Constellation model とは、画像から抽出された複数の局所特徴量とその相対的な位置関係の組み合わせから類似画像を検索する手法である。この手法により、非類似商標の出力が減り Precision が向上する。Rombergら¹⁾は、商標画像から得られた局所特徴ペアを索引付けし、エッジや三角形などの基本的な空間構造の特徴配置情報を検索に用いている。しかしこの手法は、検索に用いる特徴点の組み合わせを計算しなければならないことから、 $O(n^2)$ の計算量が必要となり、実用的ではない。

以上のように、従来法では、少ない計算量で高 Recall 高 Precision という条件を満たしていない。

2.2 画像照合の精度向上法

少ない計算量で画像照合の Precision を向上させる処理として、WGC²⁾や「RP に基づく特徴点の棄却処理³⁾」がある。

照合された2つの画像が相似変換の関係にあるとき、対応する局所特徴どうしも相似変換の関係（同じ角度変化と拡大率で表される）になければならない。WGC は、この条件を用いて、相似変換には収まらない対応を棄却することで、Precision を向上させる処理である。ただしこの手法は、その名が示す通り弱い制約を検査するものであって、同じ相似変換で記述できるからといって正しい対応であるとは言えない（false-positive が多い）という問題点がある。

その問題を解決する一手法として、「RP に基づく特徴点の棄却処理」がある。この手法は、RP と呼ばれる基準点との相対的な位置関係をもとに、SIFT 特徴間の位置関係が適切であるかを調べるものである。しかしこの手法では、RP を介した特徴の相対位置が適切であっても、誤差などの関係で実際には位置ずれが生じる場合もある。

この問題を解決するために、Matsudaら⁴⁾は、「RP に基づく特徴点の棄却処理」によって絞り込んだ SIFT 特徴に対して、「アフィン変換に基づく特徴点の棄却処理」を設けている。「アフィン変換に基づく特徴点の棄却処理」では、2つの画像がアフィン変換の関係にあることを仮定する。そして、照合された局所特徴のうち、アフィン変換の関係にないものを棄却する。アフィン変換のパラメータは、データベース画像とクエリ画像の局所特徴の対応関係から得られる。

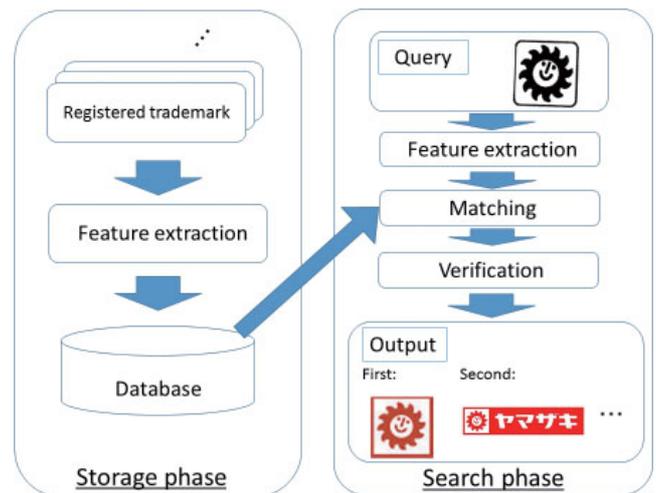


Fig. 1 Flow of trademark search processing.

3. 商標検索法

本研究の目的は、商標検索のタスクに「RP+AT 処理」が有効であるかどうかを実験的に検討することである。そのために、まず「RP+AT 処理」の詳細について述べる。

全体の処理の流れは、Fig. 1 に示すように、「登録処理」と「検索処理」に分けられる。「登録処理」は、データベースに商標画像を登録する処理である。登録する商標画像（以下、データベース画像）から局所特徴を抽出し、得られた特徴をデータベースに登録する。「検索処理」では、次の4ステップの処理を行う。まず、クエリとなる商標画像（以下、クエリ画像）から局所特徴を抽出する。次に、データベースに対して、クエリ画像から得た局所特徴を照合する。そして、照合された局所特徴が信頼性のある特徴かどうかを評価する検証処理を行う。最後に、信頼性のある局所特徴のマッチング結果からクエリ画像と類似した商標画像を検索結果として出力する。以下、各処理の詳細を説明する。

3.1 局所特徴抽出

局所特徴抽出では、商標画像から局所特徴を抽出する。本研究では、抽出する局所特徴として従来の研究でもよく用いられている SIFT 特徴を用いる。SIFT 特徴は、画像上の輝度値の情報（SIFT 特徴）の他に、局所領域の「オリエンテーション」と「スケール」というパラメータを抽出する。「オリエンテーション」と「スケール」の情報は、従来の画像照合では必ずしも用いられては来なかったが、RP 処理では中心的な役割を果たすものである。

3.2 照合処理

照合処理では、クエリ画像から得られた局所特徴と類似したもの、具体的には近い距離にある局所特徴をデータベースから探索する。ただし、データベースのすべての局所特徴 (m 個) に対して、クエリ画像から得たすべての局所特徴 (n 個) との距離を計算すると、 $O(mn)$ という膨大な処理時間が必要となる。そこで、処理時間を削減するために近似最近傍探索手法を用いる。近似最近傍探索手法とは、距離計算に概算値を用い

ることで、実際の距離計算の対象となる候補数を減らし、高速化を図る手法である。本手法では、近似最近傍探索手法として Bucket Distance Hashing 法⁹⁾を用いる。Bucket Distance Hashing とは、高速にデータ検索を行うことができるハッシュ法である。具体的には、登録するデータの分布をあらかじめ学習しておき、データを登録する空間に距離を設定し、クエリがある空間と距離の近い空間を探索することでデータ検索の高速化を図っている。この手法を用いてクエリ画像から得られた SIFT 特徴のマッチングを行う際には、クエリ画像の局所特徴に近い C 個の局所特徴を距離の概算値により検索し、その中で上位 k 近傍までを照合結果とする。この処理で用いるパラメータ C と k は実験により求める。

3.3 検証処理

照合処理では、単純に局所特徴の距離を基準に照合をしているため、局所的に類似した箇所があると、誤って照合されてしまうという問題が生じる。例えば、様々な商標に頻出するパターンや、同じ商標でも繰り返し出現するパターンなどに、誤照

合が生じることがある。この問題を解決するには、個々の局所特徴だけを見るのではなく、局所領域の配置の情報を考慮し、誤照合を棄却する必要がある。そして、棄却後でも十分な数の照合が残っている場合には、クエリ画像と類似性が十分高い商標として認定する。

上記の照合処理と同様、検証処理も高速に行う必要がある。この処理の高速化を図る手法として、「RP に基づく特徴点の棄却処理」と「アフィン変換に基づく特徴点の棄却処理」を用いる。以下、各々について説明する。

3.3.1 RP に基づく特徴点の棄却処理

「RP に基づく特徴点の棄却処理」は以下の 4 段階の手順をとる。Fig. 2 に 1 と 2 を、Fig. 3 に 3 を示す。

1. まず、データベース画像の中心を RP として定め、各局所領域の RP までの方向と距離を求める。
2. その後、局所特徴の照合結果に基づいて、クエリ画像から得た局所特徴の位置合わせを行う。
3. 位置合わせ後、データベースの局所特徴のスケールとオリエンテーションがクエリのそれらと一致するように変換する。
4. 変換後の局所特徴を用いてクエリ画像上の RP の座標を算出する。

以上の処理を照合したすべての局所特徴に対して行うと、同一形状から得られた各局所特徴の RP はクエリ画像上の 1 か所に集まる。ただし実際には、スケールとオリエンテーションの推定誤差から、RP は分散することになる。そこで、各 RP が半径 r の円内に n 点以上存在した場合、それらが 1 箇所へ集積したものとみなす。また半径 r の円内から外れた特徴は、誤照合の結果として棄却する。

この方法により、クエリ画像とデータベース画像の間で、類似箇所の対応関係が得られる。このとき、Fig. 4 に示すように、画像間で複数の部分的に類似した箇所が得られた場合、クエリ画像上には、類似した箇所と同じ数だけ RP が得られる。よって、それぞれの RP に属する局所特徴を個別に評価することでその箇所が類似しているかどうかを判別できる。一方、集

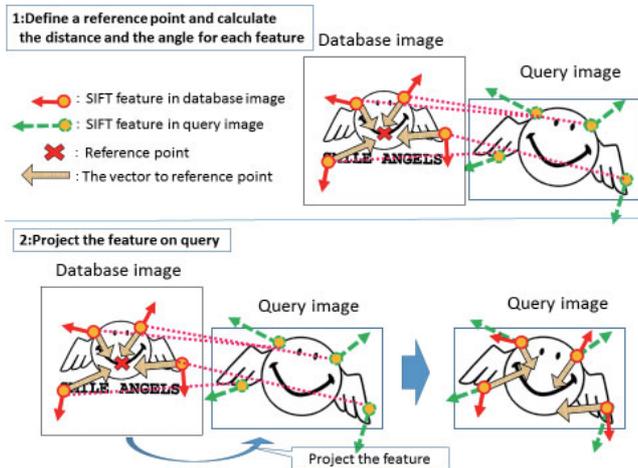


Fig. 2 The method of reducing redundant features points with reference points in first step and second step.

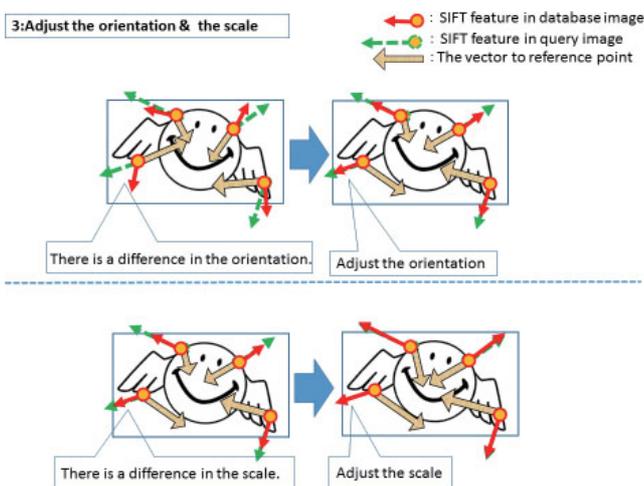


Fig. 3 The method of reducing redundant features points with reference points in third step.

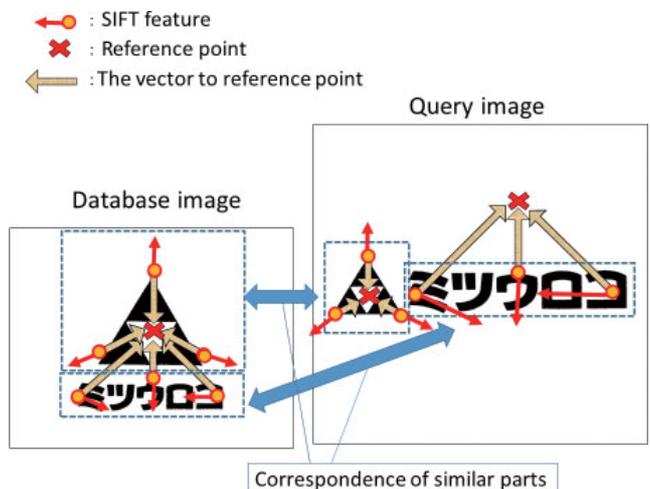


Fig. 4 Detection of partial similar images by reference points.

積した RP が 1 つも存在しない場合、そのデータベース画像を類似性の低い画像とみなす。以上の方法により、「RP に基づく特徴点の棄却処理」は部分類似に対応する。

「RP に基づく特徴点の棄却処理」は、RP と局所特徴の位置関係を用いた投票処理であるという点で、一般化ハフ変換と類似している。しかし一般化ハフ変換は、拡大や回転に関するパラメータを変化させつつ総当たりで図形の有無を調査するため、処理時間が長いという問題がある。これに対して、本手法では拡大や回転のパラメータが局所領域の照合結果から得られるため、総当たりの探索が不要である。

3.3.2 アフィン変換に基づく特徴点の棄却処理

「アフィン変換に基づく特徴点の棄却処理」では、上記「RP に基づく特徴点の棄却処理」で得られた RP ごとの類似箇所の信頼性を調べるために、照合した局所特徴の位置関係が全体的に正しいかどうかを検証する。方法は以下の通りである。まず、クエリ画像上に集積した RP ごとにアフィン変換行列 M を求める。その後、算出されたアフィン変換行列 M を用いて、データベース画像上の照合した局所特徴をクエリ画像上に変換し、それぞれの局所特徴の位置ずれを計測する。もし位置ずれが閾値 r よりも大きければ誤照合とみなし、その局所特徴を棄却する。また、棄却処理後に残った局所特徴数が n 点未満のデータベース画像は、クエリ画像と類似性が低いものとみなし棄却する。

アフィン変換行列 M は以下のようにして求める⁴⁾。まずアフィン変換行列 M は、平行移動 T 、スケール L 、回転 R 、独立変倍 A 、シアー S の 5 つの行列に分解できる。

$$M = SARLT \quad (1)$$

Matsuda らの手法は、平行移動 T 、スケール L 、回転 R 、独立変倍 A 、シアー S の順に逐次的に幾何学的変換のパラメータを求めるものである。以下、Fig. 5 に示す概要を述べる。詳細は文献⁴⁾を参照されたい。平行移動 T については、RP の対応により求められる。スケール L については、RP と局所特徴の距離をクエリ画像とデータベース画像で求め、その比を取るによって求める。RP と局所特徴の組は多数あるため、全てについて比を求め、その中央値を推定値とする。回転 R に

ついても、RP と局所特徴の中心を結ぶ線分の角度をクエリ画像とデータベース画像で求め、その差分を取ることによって得る。同様に、RP と局所特徴の組の数だけ回転角が得られるので、その平均を取るによって推定値とする。以上によって、平行移動 T 、スケール L 、回転 R の 3 成分が求められる。この段階でデータベース画像に対してこれらの変換を施し、キャンセルしておく。この後に残っている幾何学的変換の成分は、独立変倍 A とシアー S である。独立変倍 A については、RP と局所特徴の組から水平方向と垂直方向にスケールを別々に計測し、その距離の比率を求め、その中央値を取るによって推定値とする。シアー S については、水平成分のずれが多いことから X 軸に平行なシアーに関して注目する。シアーをかける前の座標 (x_s, y_s) とし、シアー後の座標 (x'_s, y'_s) とすると、 $x'_s = x_s + s y_s$ と表すことができるため、 $s = (x'_s - x_s) / y_s$ としてシアー S の変数を求めることができる。各 RP と局所特徴の組から求めたパラメータ k の中央値を取るによって推定値とする。以上によって、データベース画像をクエリ画像に合わせるができる。

3.4 出力処理

以上のプロセスを経て、クエリ画像と照合されたデータベース画像をすべて出力する。基本的には、棄却されずに残ったデータベース画像を、類似度に応じて順位付けして出力する。ただし、多くのデータベース画像が棄却された場合、検索結果として示すものが不足することが考えられる。この問題に対処するため、棄却されたデータベース画像についても、棄却されなかったものの次に順位付けして出力する。

棄却されなかったデータベース画像の順位付けに用いる類似度 p は以下のように定める。

$$p = \frac{f}{\sqrt{q}} \quad (2)$$

ここで、 f は棄却されずに残った局所特徴の数、 q は、照合したデータベース画像から抽出された局所特徴の総数である。 f をそのまま類似度として用いずに、このような正規化した式を用いる理由は、 f の値が q にも依存するためである。正規化によって、局所特徴が多数抽出されるデータベース画像が上位に順位付けされることを防止できる。

棄却されたデータベース画像の順位付けについても、以下に示す同様の類似度によって順位付けする。

$$p' = \frac{f'}{\sqrt{q}} \quad (3)$$

ここで、 f' は、RP を用いた棄却を施す前に、照合していた局所特徴の数である。

4. 実験

提案手法の性能を調査するために 2 種類の実験を行った。

まず、高速・高精度な提案手法の実現のために、検索に用いたパラメータを変えることで類似画像の検索精度と処理時間がどのように変化するかを調査した。この調査では、検索システムの実用化を念頭に置き、上位 100 位までに類似画像が得られたクエリ画像の割合を調べた。例えば、この値が 90% の場合、クエリの 9 割については、出力された画像を 100 位まで見るこ

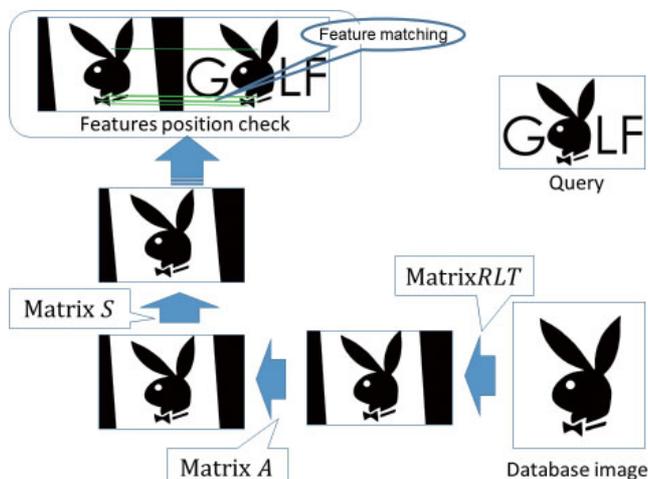


Fig. 5 Matrices used for affine transformation.

とで、類似画像が得られることを意味する。また、100位までに出力されなかった類似画像を調査し、提案手法の実用化に向けての問題点を明らかにした。

次に、Recallと計算量を保った状態でどの程度Precisionを上げることができるかを実験的に検証した。この実験では提案手法を、局所特徴の照合のみで検索する手法と比較した。

これらの実験ではCPUはAMD Opteron (TM) Processor 6238でメモリは512GBの計算機を使用した。

4.1 使用したデータセット

日本で登録された商標画像627,388枚を収集し、データセットとして用いた。この内623,102枚をデータベース画像とし、残りの4225枚をクエリ画像とした。クエリ画像4225枚に対して、類似している画像59,620枚を正解画像とした。正解画像は、商標サーチャーと大学院生20名以上の協力のもと、1枚ずつ目視で評価して定めた。この際、「クエリ画像に対して、解像度の違いや色の違いは考慮せず、画像の一部または全体に、人が見て明らかに同一の形状が存在していると判断できる画像」を選択させた。

4.2 検索に用いたパラメータと検索精度、処理時間との関係

日本の商標は登録時に画像サイズに規定がないため、商標画像の画像サイズが様々である。しかし、商標画像の画像サイズが一定でなければ、抽出される局所特徴が安定しないという問題がある。そこでクエリ画像とデータベース画像の画像サイズを正規化した。また、商標画像の画像サイズを下げることで、抽出される特徴点数も減ることから処理時間は短くなる。よって、正規化して画像サイズを下げた画像を用いることで、処理時間や正解画像の検索精度がどのように変化するかを調査した。また、検索精度や処理時間はパラメータCとパラメータkにも影響を受ける。そこでこれらを変化させて影響を調査した。

4.2.1 検索精度の評価方法

日本の商標審査では、申請商標に対して1枚でも類似画像があれば申請が棄却される。ただし、審査の手間を考えると、全

ての候補と申請商標を目視で検査することは現実的ではない。ここでは、100位までの目視検査は可能であるとの仮定のもと、全クエリ画像中、上位100位までに正解画像が含まれる割合によって、検索精度を評価した。

4.2.2 画像の正規化方法

Fig. 6に示す手順で商標画像を正規化した。まず、2値化により商標の領域を切り出す。その後、切り出した領域に対してアスペクト比を維持した状態でリサイズするために、領域の短辺が長辺と同じ長さになるように白画素でパディングする。最後に、特徴点の抽出に問題が生じないように、外側に十分な余白を持たせて正規化画像とする。

4.2.3 実験条件

実験では、以下のパラメータを変化させたときの検索精度を評価する。

1. 商標の画像サイズ
2. 近似最近傍探索に用いるパラメータ (パラメータCとパラメータk)

各商標の検索において画像サイズを変化させると、最適な近似最近傍探索に用いるパラメータは異なる。そこで最適な画像サイズを決定するために、まずパラメータkを固定し、処理時間を一定の範囲内に収めるためパラメータCの値を10000までとし、検索精度を評価した。比較実験に用いた画像サイズは以下のものである。

●比較実験に用いた正規化した画像サイズ

- 商標の画像サイズ 240×240 (画像全体の画像サイズ 700×700)
- 商標の画像サイズ 320×320 (画像全体の画像サイズ 920×920)
- 商標の画像サイズ 480×480 (画像全体の画像サイズ 1340×1340)
- 商標の画像サイズ 640×640 (画像全体の画像サイズ 1760×1760)

ここで、商標の画像サイズとは、示された大きさに収まるような最も大きな商標画像に変換したことを意味する。

商標の画像サイズを決定したのちに、近似最近傍探索に用いるパラメータを変化させた時の、処理時間と検索精度を評価し

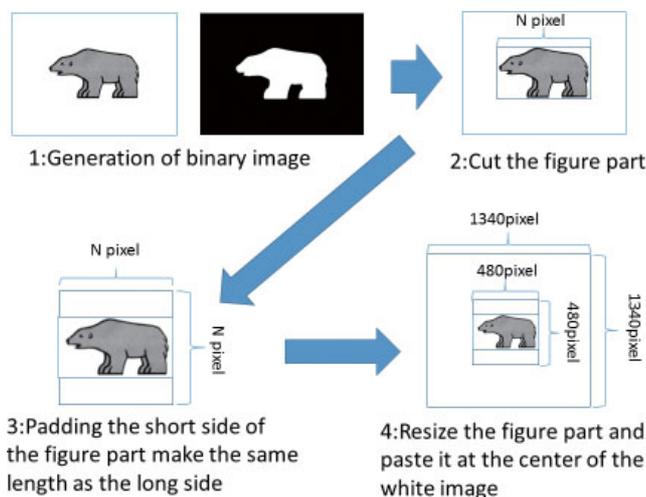


Fig. 6 Image normalization method.

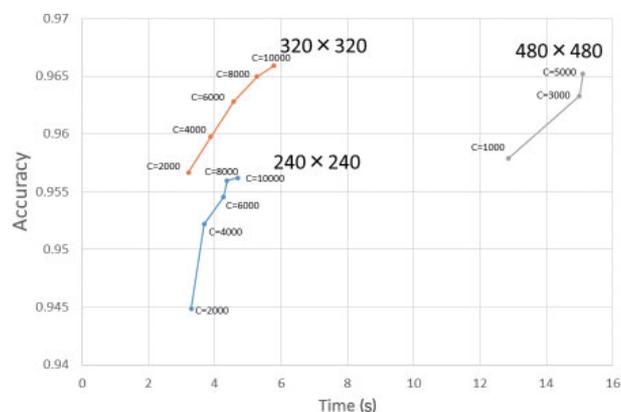


Fig. 7 Processing time and accuracy in changing the resolution.

た。調査した近似最近傍探索に用いるパラメータは、パラメータ $C=2000, 4000, 6000, 8000, 10000$ とし、それに対してパラメータ $k=10, 50, 100$ をそれぞれ組み合わせ合わせたものを用いた。

また、実験において固定したパラメータは以下のものとなる。

●比較実験に用いた使用する特徴点に関するパラメータ

➢ 特徴位置を許容する半径 $r=100$

➢ RP の閾値 $n=4$

4.2.4 画像サイズ

画像サイズを変化させたときの実験結果を Fig. 7 に示す。ただし、商標の画像サイズを 640×640 にした時の結果は時間がかかりすぎていたことから、Fig. 7 から除外した。図から、すべての画像サイズにおいて、パラメータ C を上げることで、検索精度が上がり、また処理時間も増加していることがわかる。また、 480×480 の結果は、 $C=1000$ でも約 13 秒かかっていることから実用に適さないと考えられる。 240×240 と 320×320 については、 320×320 の方がグラフが常に上にあるので、こちらの方が優れているといえる。この理由は、 240×240 だと画像が小さすぎて有効な特徴が得られにくくなったためと考えられる。上記の結果から、画像サイズの変化は検索精度に大きな影響があることがわかった。

以後は、商標の画像サイズを 320×320 として、他のパラメータの影響を調べていく。

4.2.5 近似最近傍探索に用いるパラメータ

最近傍探索に用いたパラメータを変化させた際の検索精度と処理時間について Fig. 8 に示す。Fig. 7 と同様に、パラメータ C を増加させると、検索精度と処理時間が共に増加することがわかる。一方、パラメータ k は値を大きくすると処理時間が増えているが、検索精度においては大きな影響を与えなかった。最も良い検索精度は、 $C=10000, k=50$ で得られることが示された。

4.2.6 検索できなかった正解画像

最後にパラメータ $C=10000, k=50$ において、100 位までの出力で検索できなかった正解画像について述べる。対象となった画像は 13,489 枚であった。その中で 100 位までの出力で

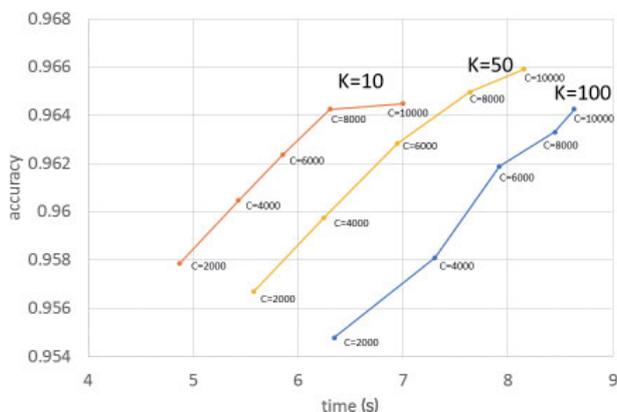


Fig. 8 Processing time and accuracy when the parameter C & k are changed.

正解画像を検索できなかったクエリ画像は 148 枚あり、それらの正解画像数は 259 枚であった。その内、32 枚の正解画像は、Fig. 9 の上段の図に示すように色彩や光沢がクエリ画像と違っているため、SIFT 特徴が対応づかなかったケースであった。また、Fig. 9 の下段に示すように類似箇所の解像度が低いことや、類似部の画像の劣化が大きいことに起因して SIFT 特徴が対応しなかった画像が 16 枚あった。この問題を解決するには、これらの変動に対して頑健な局所特徴を用いる必要がある。また、Fig. 10 のように、人が見た時には類似性を感じるが若干形状が違っているため SIFT 特徴が正しく対応付かなかったものも存在していた。同様に、この問題に対処するには、HOG など多少の形状変動に頑健な局所特徴を用いる必要がある。

4.3 提案手法の有効性

提案手法は、SIFT マッチングに検証処理を加えた手法である。この手法の有効性を検証するため、比較手法として SIFT マッチングのみを行った手法も用いて実験を行った。また、出力結果を見比べ、検証処理を加えることでどのような画像が上

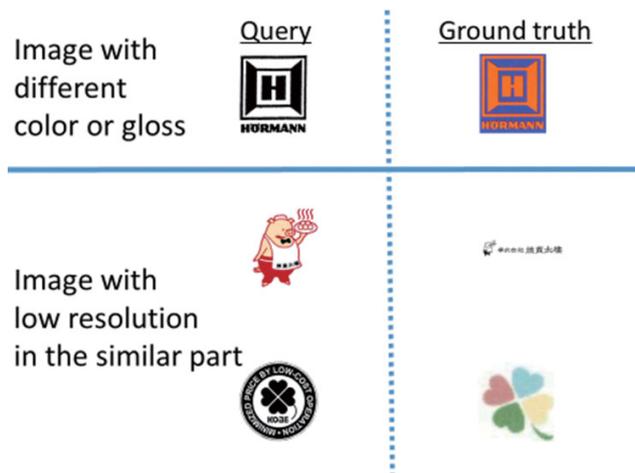


Fig. 9 Examples of the ground truth that could not be output with different color or low resolution.

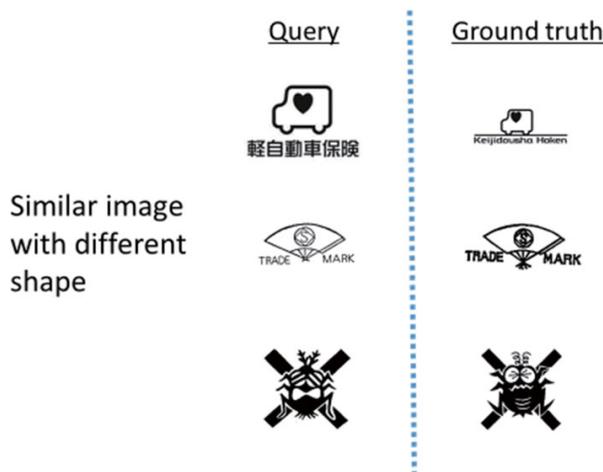


Fig. 10 Examples of the ground truth that could not be output with a little dissimilar shape.

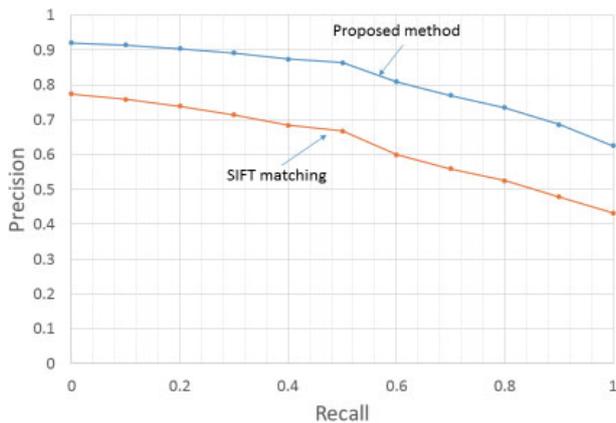


Fig. 11 11 point interpolated average precision.

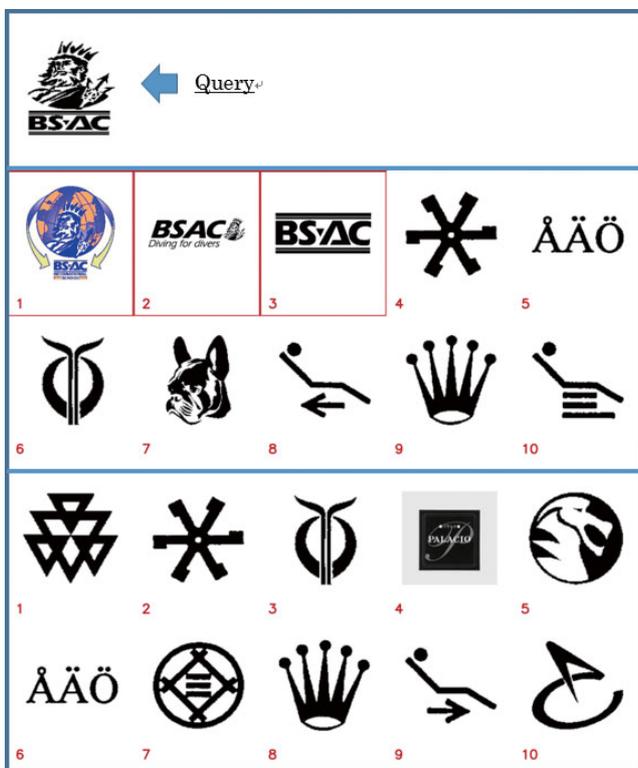


Fig. 12 Example of output result obtained better output in the proposed method. The upper row shows the query image, the middle row shows the output result of the proposed method and the lower row shows the output result of the comparison method.

位に出力されるようになったか調査を行った。

4.3.1 Precision・Recallに関する評価方法

まえがきでも述べたように商標検索手法は、高い Recall, 高い Precision, そして短い処理時間が望まれる。そのため、本実験では Recall, Precision, 処理時間の観点から、各手法を評価する。Recall と Precision を算出する際には、11 点補完適合率 (11 point interpolated average precision)¹⁰⁾を採用した。11 点補完平均適合率とは、Recall を 0.0 から 1.0 まで 0.1 刻み

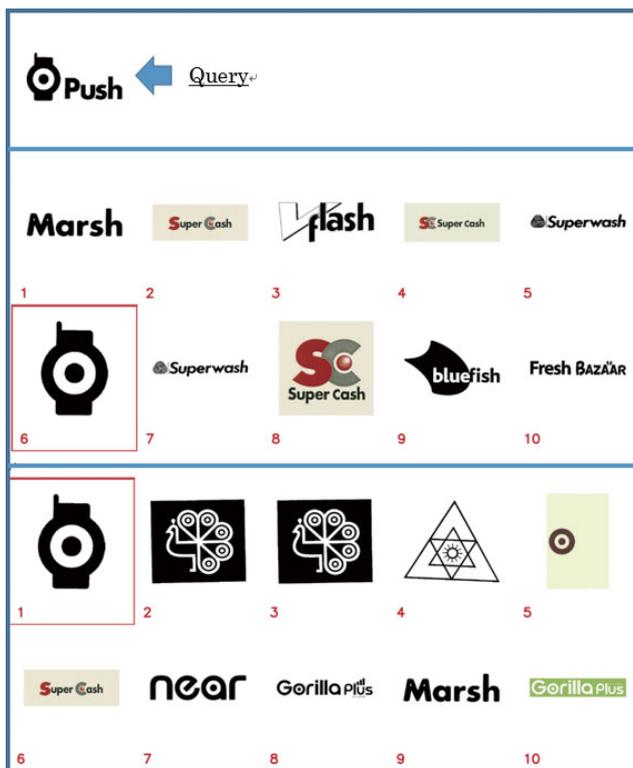


Fig. 13 Example of output result obtained better output in the SIFT matching.

の 11 点に分割し、その 11 点における Precision をクエリごとに算出し、それらの値を 11 点の各々で平均して得られる指標である。

4.3.2 実験条件

実験では、Recall・Precision・処理時間の変化をみるために、以下のパラメータを用いた。

- 比較実験に用いた使用する特徴点に関するパラメータ
 - 検証処理にて特徴位置の誤差を許容する半径 $r=100$
 - RP の集積を認める閾値 $n=4$

また、商標の画像サイズを 360×360 に、近似最近傍探索のパラメータを $C=10000, k=50$ に固定して実験を行った。

4.3.3 実験結果・考察

各手法の出力に対する 11 点補完平均適合率を Fig. 11 に示す。提案手法は比較手法に対して、すべての Recall 値において、10% 以上 Precision が高いことがわかった。さらに、提案手法では Recall が 100% の時に、Precision が 62.5% であり 1 枚の画像を処理する時間は約 8.2 秒であった。一方検証処理が含まれていない比較手法は、約 7.2 秒であることから、上記パラメータにおいて、約 1.0 秒の検証処理を設けることで検索精度の大幅な向上につながるということがわかった。

次に提案手法と比較手法の出力結果について検証する。具体的に、各クエリに対して最も出力順位が高かった正解画像はどちらの手法であるかを調査した。提案手法では、1116 枚、比較手法では 99 枚、また両手法が同位に出力した例は 3010 枚あった。まず提案手法の方が比較手法よりも正解画像を上位に出力した例を Fig. 12 に示す。図の上段はクエリ画像、中段は提

案手法の上位 10 位までの出力結果, 下段は比較手法の上位 10 位までの出力結果を示した. また, 赤枠で囲んだ画像が正解画像である. 出力順位 1 位から 3 位まで, 提案手法は正解画像を出力しているが比較手法は出力できていない. また出力された正解画像は部分類似による出力である. 以上のように提案手法は比較手法よりも, 部分類似の画像が上位に出力される傾向があった. 次に, 比較手法が提案手法より, 上位に正解画像を出力した例を Fig. 13 に示す. この例では, 比較手法で 1 位に示された正解画像が提案手法では 6 位と順位が落ちている. その理由は, 1 位から 5 位に出力された画像にクエリ画像にある「sh」の文字が含まれているためである. このように提案手法には, 文字列の一部を対応させたため, 正解画像の出力が下位になる傾向が見られた.

5. おわりに

本論文では, 少ない計算量で高 Recall 高 Precision な商標検索システムを実現するため, 画像サイズを変化させたときの実験と, 近似最近傍探索のパラメータを変化させたときの実験を行い, 提案手法の検索精度と処理時間の変化を調べた. 上記の実験により, 商標審査で用いる際のシステムの運用の知見を得ることができた. また, 提案手法の有効性を示すために比較実験も行った. 検証処理を加えることで, すべての Recall 値において約 10% 以上 Precision の向上が見られたため, 検証処理の有効性が示すことができた. この結果により商標審査の労力を軽減の貢献につながった.

今後の方針としてより検索精度を上げるために, 提案手法でも出力されなかった正解画像に対する対策や, 非類似画像の出力を抑制する処理を加えることなどが考えられる.

参考文献

- 1) S. Romberg, L.G. Pueyo, and R. Lienhart, "Scalable logo recognition in real-world images," Proceedings of the 1st ACM International Conference on Multimedia Retrieval, ACM (2011), p. 25.
- 2) Jegou, Herve, Matthijs Douze, and Cordelia Schmid. "Haming embedding and weak geometric consistency for large scale image search," Computer Vision-ECCV 2008, ECCV (2008), pp. 304-317.
- 3) M. Klinkigt and K. Kise, "Using a Reference Point for Local Configuration of SIFT-like Features for Object Recognition with Serious Background Clutter," IPSJ Transactions on Computer Vision and Applications, **3**, pp. 110-121 (2011).
- 4) M. Takahiro, M. Iwamura, and K. Kise. "Performance improvement in local feature based camera-captured character recognition," Document Analysis Systems (DAS), 2014 11th IAPR International Workshop on IEEE (2014), pp. 196-201.
- 5) T. Kato, "Database architecture for content-based image retrieval," SPIE/IS & T 1992 symposium on electronic imaging: science and technology, International Society for Optics and Photonics (1992), pp. 112-123.
- 6) J.P. Eakins, J.M. Boardman, and K. Shields, "Retrieval of trademark images by shape feature—the ARTISAN project," IEE Colloquium on Intelligent Image Databases, pp. 9/1-9/6 (1996).

- 7) A. Joly and O. Buisson, "Logo retrieval with a contrario visual query expansion," Proceedings of the 17th ACM international conference on Multimedia, ACM (2009), pp. 581-584.
- 8) J. Fu, J. Wang, and H. Lu, "Effective logo retrieval with adaptive local feature selection," the 18th ACM international conference on Multimedia, ACM (2010), pp. 971-974.
- 9) M. Iwamura, T. Sato, and K. Kise, "What is the most efficient way to select nearest neighbor candidates for fast approximate nearest neighbor search?," Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision, ICCV (2013), pp. 3535-3542.
- 10) K. Kita, K. Tuda, and M. Shishibori, "Jyouhoukensaku arugorizumu," Kyoritsu Shuppan (2002), pp.20-21 [in Japanese].



工藤 力

2015 年大阪府立大学大学院工学研究科電気・情報系専攻博士前期課程了. 電子情報通信学会 学生会員.



岩田 基

1999 年大阪府立大学大学院工学研究科電気・情報系専攻博士前期課程了. 同年同大・工・情報助手. 2007 年同大大学院工学研究科助教. 2016 年同大大学院工学研究科准教授, 現在に至る. 博士 (工学). 情報検索, 文書画像解析, 電子透かし技術の研究に従事. 電子情報通信学会, IEEE, 映像情報メディア学会, 各会員.



岩村雅一

1998 年東北大・工・通信卒. 2003 年同大大学院博士課程了. 同年同大大学院工学研究科助手. 2004 年阪府大大学院工学研究科助手. 助教を経て, 2011 年より同准教授. 博士 (工学). 文字認識, 物体認識, 近似最近傍探索などの研究に従事. 2006 年電子情報通信学会論文賞, 2007 年 IAPR/ICDAR Best Paper Award, 2010 年 IAPR Nakano Award, ICFHR Best Paper Award, 2011 年 IAPR/ICDAR Young Investigator Award, 2017 年 MVA Best Paper Award 各受賞. 2016 年から IAPR TC11 (Reading Systems) Vice Chair. 電子情報通信学会, IEEE, 情報処理学会 各会員.

**黄瀬浩一**

1986年阪大・工・通信卒。1988年同大大学院博士前期課程了。同年同大大学院博士後期課程入学。1990年阪府大・工・電気助手。現在、同大大学院工学研究科教授。博士（工学）。2000年～2001年ドイツ人工知能研究センター客員教授。文書画像解析、情報検索、画像認識、行動認識などの研究に従事。2006年度電子情報通信学会論文賞、2007年、2013年 IAPR/ICDAR Best Paper Award、2010年 IAPR Nakano Award、ICFHR Best Paper Award、2011年 ACPR Best Paper Award、2017年 MVA Best Paper Award 各受賞。2016年まで、IAPR TC11 (Reading Systems) Chair、現在、IAPR Conferences & Meetings Committee 委員、International Journal of Document Analysis and Recognition (IJDAR) Editor-in-Chief。電子情報通信学会、情報処理学会、人工知能学会、電気学会、IEEE、ACMなどの会員。