

Web 抽出した特異な色名と色特徴量変換に基づく 特異画像の Web 検索

服部 峻^{†1,*1} 田中 克己^{†2}

画像検索の研究分野では従来、名称で指定された対象オブジェクトに対して、ノイズ画像をできる限り排除して適合画像だけを検索結果として返すことを主な目標の1つとしてきた。一般的な画像検索エンジンを用いて対象オブジェクト名で単純に検索しただけでも適合画像を得ることは難しくないが、検索結果中に特異画像が含まれる割合は非常に小さいため、ユーザは普通の画像しか目にする機会がなく、対象オブジェクトがとりうる外観について網羅的な知識を得ることは必ずしも実現できていない。したがって、画像検索分野における次の課題として、適合画像だけに洗練するだけでなく、まず第1段階は典型画像や特異画像などを高精度に選別できること、次に第2段階は多種多様に存在する特異画像を網羅的に収集できること、言い換えると、画像検索結果においても適合画像の網羅性が重要であると考えられる。前述のように画像検索の結果中に特異画像よりもノイズ画像が含まれる割合の方が大きいと、従来の画像内容に基づくクラスタリングを行っても、特異画像だけを含まようなクラスタを精度良く見つけることは困難である。本論文で我々は第1段階の課題に対する解として、大量の Web 文書中から抽出した対象オブジェクトの特異な色名(テキスト)、および、それを変換した特異な色特徴量に基づいて統合的な画像検索クエリを構成し、特異画像をより精度良く Web から検索する手法を提案する。SIFT 特徴量や HSV カラーヒストグラムといった画像特徴量の類似度に基づく VisualRank 手法との比較実験を行い、画像解析だけでなく Web 文書テキスト解析も活用した提案手法の有効性を示す。

Search the Web for Peculiar Images by Converting Web-extracted Peculiar Color-Names into Color-Features

SHUN HATTORI^{†1,*1} and KATSUMI TANAKA^{†2}

Most researches on image retrieval have aimed at clearing away noisy images and allowing users to retrieve only approvable images for a target object specified by its name. We have become able to get its approvable images just by submitting its object-name to a conventional Web image search engine. However, because the search results rarely include its peculiar images, we can often

get only its common images and thus cannot get exhaustive knowledge about its appearance. As next steps of image retrieval, it is very important to discriminate between typical images and peculiar images in the approvable images, and moreover, to collect many different kinds of peculiar images exhaustively. In other words, "exhaustiveness" is one of the most important requirements in the next image retrieval. It is difficult to find clusters which consist of not noisy but peculiar images only by clustering based on image content features. Therefore, as a solution to the 1st step, we propose a novel method to precisely retrieve peculiar images for a target object by its peculiar color-names (text) extracted from the Web and/or color-features (image) converted from them. We show the effectiveness of our proposed method using not only image analysis but also Web text mining, by comparing with VisualRank methods based on similarity of image features such as SIFT features or HSV color histograms.

1. はじめに

近年、Web 上には文書データだけでなく画像データも大量に存在するようになってきており、これらの情報を有効に活用できるように、Web 文書検索だけでなく Web 画像検索に対しても多種多様な要求が生まれてきている。これまでの一般的な Web 画像検索エンジンの目標は主に、対象オブジェクトの名称をユーザが指定すると、そのオブジェクトが単に含まれていることが条件である適合画像を精度良く検索するというものであった。しかしながら、まったく同一のオブジェクト名に対する適合画像であっても、アングルや距離、日時などの撮影環境の違いに始まり、個体によって色や形、大きさなどの外観が異なったり、背景や周囲にあるオブジェクト(からの影響)が異なったり、多種多様な適合画像が存在するため、単に漠然と適合画像を検索したいというだけでなく、何らかの詳細条件を加えたニッチな画像を検索したいなど、ユーザの潜在的な検索目的は様々ありうる。一例として、オブジェクト名だけでなく印象語も追加条件として指定して、その印象にふさわしい特別な対象オブジェクトの画像を検索することが可能なシステムも提案されている¹⁾⁻³⁾。

一方で、適合画像の中から、対象オブジェクトの一般的な外観の特徴を把握しやすく、これも容易に思い浮かべることができるような「典型画像⁴⁾」や、このような定番のイメー

†1 埼玉大学地圏科学研究センター

Geosphere Research Institute of Saitama University

†2 京都大学大学院情報学研究科社会情報学専攻

Department of Social Informatics, Graduate School of Informatics, Kyoto University

*1 現在、東京工科大学コンピュータサイエンス学部

Presently with School of Computer Science, Tokyo University of Technology

ジとは違う一風変わった意外な「特異画像」を選別してほしいという要求もある。ただし、対象オブジェクトによっては典型画像と特異画像の境界が曖昧であったり本質的に存在しなかったり、時代や地域、民族によって何が典型的であるか特異であるかが変化したり、ユーザの検索要求に対して明確な解が定まらないことがある。たとえば、「ヒマワリ」といえば「黄色いヒマワリ」、「東京タワー」といえば「赤い東京タワー」を最初に思い浮かべる人が（少なくとも現在の日本では）多いが、「赤いヒマワリ」や「黒いヒマワリ」、「ピンク色の東京タワー」や「青い東京タワー」なども存在する。対象オブジェクトの外観について網羅的に調べたい場合に、典型的な特徴に関する情報だけでなく、特異な特徴に関する情報も非常に重要である。また、画像認識による一般物体識別などの基本的知識としても有用である。

Google イメージ検索⁵⁾ などの一般的な Web 画像検索エンジンは基本的に、画像のファイル名や ALT 属性、周辺テキストを手がかりにして、テキストに基づく画像検索を行う。ユーザがキーワード条件を指定すると、そのキーワード条件に適合する画像を検索結果として返す。また、投稿者や閲覧者が画像に関連すると思う語をタグとして自由に付与することができる写真共有コミュニティサイトの中には、Flickr⁷⁾ のように、キーワード条件に対する関連（適合）性だけでなく、投稿日時に基づく新鮮さや、面白さなどの尺度でランキングできるものもある。これらの Web 画像検索エンジンや写真共有サービスを利用すると、単一のキーワードで条件指定した場合には十分に精度良い検索結果が得られる場合も多くなってきている。しかしながら、単一でも長いフレーズを条件指定した場合には検索結果が 0 件になってしまったり、複数のキーワードを条件指定した場合にはすべてのキーワードに関連する適合画像ではなくキーワード個々にだけ関連するような全体としては非適合な画像しか得られなかったりと、多種多様なユーザ要求に対応するにはまだ課題が多く残っている⁸⁾。

画像検索分野における次の課題として、適合画像だけに洗練するだけでなく、まず第 1 段階は典型画像や特異画像などを高精度に選別できること、次に第 2 段階は多種多様に存在しうる特異画像を網羅的に収集できること、言い換えると、画像検索結果においても適合画像の網羅性が重要であると考えられる。本論文で我々は第 1 段階の課題に取り組み、対象オブジェクトの名称が指定されたとき、そのオブジェクトを単に含んでいることが条件である多種多様な適合画像をそのまま返すのではなく、特異な色のオブジェクトが含まれる特異画像を Web から選別して精度良く検索する手法について提案する。対象オブジェクトの特異な外観的特徴を画像が確かに備えていることを特異画像の要件とし、検索対象の各画像に対して、この要件を満たすか否か、その度合いを評価するためには、対象オブジェクトの特異な外観的特徴を求める必要がある。対象オブジェクトの名称をキーワード条件として検索

された画像集合を解析することによって、特異な画像特徴量を求める方法が考えられるが、特異ではあるが確かに対象オブジェクトが有する場合がある画像特徴量と、対象オブジェクトが有しないノイズとを正確に切り分けることは容易ではない。まったく同一の対象オブジェクトを撮影した写真であっても、アングルや距離などの撮影環境、一緒に写っている他のオブジェクト（背景など）が異なり、対象オブジェクトに対する適合画像が有する画像特徴量のパターンは無数に存在しうるからである。

そこで我々は、対象オブジェクトに対する画像検索の結果には雑多な適合画像だけでなく、依然として多くのノイズ画像も含まれているのに比べて、対象オブジェクトに対する文書検索の結果中の外観に関する言語的記述はより正確で、その表現方法も基本的に有限であることに注目する。まず、テキストマイニング技術により、対象オブジェクトに関する大量の Web 文書を解析し、対象オブジェクトの特異な外観記述、特に特異な色名を抽出する。次に、言語的な色名を色特徴量に射影することで、対象オブジェクトの特異な色特徴量を得る。以上により、ユーザによって指定された対象オブジェクトの名称（テキスト条件）に加えて、Web から抽出してきた対象オブジェクトの特異な色名（テキスト条件）、および、それを射影して得られた対象オブジェクトの特異な色特徴量（内容条件）が、対象オブジェクトの特異画像を検索するための新たな手がかりとして自動的に獲得される。これら 3 種類の条件を組み合わせ、テキストと画像内容に基づく画像クエリを統合的に構成する。本論文では、オブジェクト名を基に、特異な色名だけを、あるいは、特異な色特徴量だけを、特異な色名と色特徴量の両方を追加条件とした 3 種類の画像クエリを定義している。最後に、統合クエリのうちテキストに基づく条件に合致する画像を検索した後、画像内容に基づく条件もあれば対象オブジェクトの特異な色特徴量を含む度合いでリランキングすることで、対象オブジェクトの特異画像を Web から検索する手法を提案する。

本論文の以下の構成を示す。まず、2 章で関連研究を紹介する。次に、3 章で Web から特異画像を検索するための手法を提案する。4 章では、画像内容の解析に基づく VisualRank 手法との比較実験を行い、Web 文書からテキストマイニングした特異な色名を活用する提案手法の有効性を評価する。最後に、5 章で本論文をまとめ、今後の課題についても述べる。

2. 関連研究

本論文で提案する「特異画像」の検索手法は、対象オブジェクトの名称が言語的に指定された場合に、そのオブジェクトにとって特異な画像を返すシステムであり、ユーザから見れば、テキストに基づく画像検索 (TBIR: Text-Based Image Retrieval) である。しか

し、内部的には、特異ではあるが確かに対象オブジェクトが有する場合がある特異な色特徴量も用いてランキングしており、内容に基づく画像検索 (CBIR: Content-Based Image Retrieval) でもある。そこで、本章では、関連研究として、テキストに基づく画像検索、画像内容に基づく画像検索、および、これらを組み合わせた画像検索について紹介し、提案システムとの類似点・相違点についても述べる。

2.1 テキストに基づく画像検索

テキストに基づく画像検索では、検索対象である画像自体以外に何らかのテキストデータ (内容を表すキーワードなど) が付与されている必要がある。Corel 社の画像集のように、あらかじめ整備された画像データベースでは、その管理者の人手によって画像の内容を表すキーワードが付与されている。また、Flickr のような写真共有コミュニティサイトでは、管理者ではなく、画像の投稿者や閲覧者の人手によってキーワードを付与する場合もある。

一方、一般的な Web 画像では、その内容を表すキーワードとして、画像ファイル名や代替テキストである ALT 属性が本来は利用可能ではあるが、画像ファイル名は機械的に付与されているだけであったり、ALT 属性は (適切に) 記述されていなかったりする場合が非常に多い。そこで、その画像を含む Web ページのタイトル、その周辺テキストや HTML タグの構造などを解析することにより、索引語や説明文といったテキストデータを各画像に対して自動的に対応付ける様々な手法が提案されている^{9)–11)}。また、類似する画像間でテキストデータを伝播させ、類似したテキストデータを対応付ける手法も提案されている¹²⁾。

我々の提案手法も、対象オブジェクト名というキーワード条件によってテキストに基づく画像検索を行うことで、初期の候補画像を収集しており、この点だけを見れば類似している。しかしながら、提案手法では、対象オブジェクトの特異な外観特徴を備える「特異画像」に特化して検索するために、対象オブジェクト名に対して特異な色名を Web 抽出してくることで、テキストに基づく画像クエリを自動的に「質問拡張」している点が大きく異なる。

2.2 画像内容に基づく画像検索

テキストに基づく画像検索では、検索対象である画像自体以外に何らかのテキストデータが付与されている必要があるが、一方、画像内容に基づく画像検索では、検索対象である画像自体だけから画像特徴量を抽出し、ユーザが指定した画像に類似した画像を検索したり、ユーザが指定した画像特徴量を備える画像を検索したりすることができる^{13)–15)}。また、内容に基づく画像クラスタリングをユーザへの画像提示に応用した研究も行われている¹⁶⁾。

我々の提案手法も、対象オブジェクトの特異な色特徴量という画像特徴量に関する条件によって画像内容に基づく画像検索を行うことで、各候補画像に対して、対象オブジェクトの

特異画像としてのふさわしさの度合いを評価している点は類似している。しかしながら、提案手法では、対象オブジェクトの特異な色特徴量をユーザ自身が指定する必要はなく、ユーザが指定した対象オブジェクトの名称に基づいて大量の Web 文書から抽出してきた対象オブジェクトの特異な色名を射影することで自動的に獲得している点が大きく異なる。

一方、Jing ら^{17),18)} は、画像集合が与えられた場合に、SIFT 特徴量¹⁹⁾ の類似度に基づいて画像間に枝を張り、そのグラフに対して PageRank アルゴリズムを適用することで、その画像集合内における各画像の視覚的な中心性を表す VisualRank 値を求める手法を提案している。山本ら^{20),21)} は、この VisualRank アルゴリズムを用いて、画像の典型度、および、その典型度の裏返しとして画像の特殊度を定義し、画像の信憑性分析を行っている。

ユーザによって指定された対象オブジェクト名で検索した結果の画像集合に対して、これらの VisualRank アルゴリズムを適用することは、対象オブジェクトの典型画像を検索することについては有効であるように思われるが、そもそもの画像集合内に特異画像がほとんど含まれていない場合も多く、対象オブジェクトの特異画像を検索することについては有効ではないと予想される。4 章において、SIFT 特徴量や HSV カラーヒストグラムといった画像特徴量の類似度に基づく VisualRank との比較実験を行い、画像解析だけでなく Web 文書テキスト解析も活用した我々の提案手法の優位性を示す。

2.3 テキストと画像内容に基づく統合的な画像検索

WebSeek²²⁾ では、最初にキーワードのみによって検索し、その検索結果の中からユーザの望む画像に近いものを選択することによって類似する画像が提示され、インタラクティブに目的の画像に到達することができる。また、Image Rover²³⁾ も基本的には同様のシステムであるが、類似画像を検索する際に、画像の内容に基づく特徴ベクトルだけでなく、画像の周辺テキストに基づく特徴ベクトルも統合して類似検索を行っている。これらの画像検索システムを用いて、対象オブジェクトの特異画像を検索するためには、提案手法とは異なり、対象オブジェクトの名称をキーワード条件として検索した結果の中から、目的の特異画像 (に近い画像) をユーザ自身で見付け出す必要があるが、典型画像とは違い、特異画像が検索結果の上位に含まれている可能性はその性質上高くないため、効率的に検索できない。

WebSeer²⁴⁾ では、言語的なキーワード条件だけでなく、画像特徴量として主要な色などを検索条件として最初から指定可能である。したがって、対象オブジェクトの名称をキーワード条件として、かつ、その特異な色を画像特徴量に関する条件として指定して検索すれば、提案手法と同様の検索結果を得ることができるであろう。しかしながら、前述と同様に、特異画像の検索対象であるオブジェクトの名称をキーワード条件として指定して検索し

た結果の上位を総覧しても、そのオブジェクトの典型的な色は把握できるかもしれないが、必ずしも特異な色を把握できるとは限らない。ユーザ自身が、対象オブジェクトの特異な色特徴量を把握する必要があり、また、検索条件を何度も指定して再検索する必要もある。一方、提案手法では、ユーザは対象オブジェクトの名称をキーワード条件として指定して一度検索するだけで、システムが内部的に、そのオブジェクトの特異な色名や色特徴量を自動抽出し、目的の特異画像を検索結果として返してくれる点が異なる。

K-DIME¹⁾などの感性語や印象語に基づく画像検索^{2),3)}では、印象語とその画像特徴量とをあらかじめ対応付けておくことにより、ユーザは対象オブジェクトを表す語と特化した印象を表す印象語とをキーワード条件として指定するだけで、印象語を画像特徴量に自動的に変換し、対象オブジェクトの名称をテキストに基づく条件として、印象語から変換された画像特徴量を内容に基づく条件として検索することができる。我々の提案手法でも、特異な外観記述(色名)とその外観特徴量(色特徴量)との対応付けをあらかじめ行っておくことで、対象オブジェクトの名称をテキストに基づく条件として、その特異な外観特徴量を内容に基づく条件として画像検索している点は類似している。しかしながら、提案手法では、ユーザ自身が指定する必要がある条件は対象オブジェクトの名称だけであり、これらのシステムではユーザ自身が指定する必要がある印象語に相当する対象オブジェクトの特異な外観記述は、そのオブジェクト名に基づく大量の Web 文書を解析して自動抽出する点が異なる。

柳井²⁵⁾の画像検索システムは、画像データが無秩序な形で大量に存在する Web を画像データベースとして有効に活用するため、テキストに基づく画像検索と内容に基づく画像検索とを組み合わせることで、ユーザが指定したキーワードを表す画像を Web から大量に収集するシステムを提案している。画像のファイル名や代替テキストである ALT 属性にキーワードが含まれるという厳密な条件によって選別された少数の A 群画像を正例として画像特徴量を抽出し、画像の周辺テキストにキーワードが含まれるという緩い条件によって選別されたより多数の B 群画像に対して、内容に基づいてクラスタリングを行い取舍選択する。ユーザは最初にキーワードを指定するだけで、処理の途中でユーザによる画像や画像特徴量の指定を不要としている点は、我々の提案手法と同様である。もし、厳密な条件によって選別された少数の画像の大部分が対象オブジェクトの特異画像としてふさわしければ、特異画像を精度良く大量に収集できるかもしれない。しかし、「画像のファイル名や ALT 属性に対象オブジェクト名が含まれる」という条件を満たす A 群画像は、その大部分は対象オブジェクトの単なる適合画像であり、典型画像や特異画像が含まれる割合は必ずしも小さくなく、典型画像や特異画像だけを選別することは容易ではない。

3. 提案手法

本章では、画像内容を解析するだけでなく、Web 文書テキスト解析も活用することで、オブジェクト名によって指定された対象オブジェクトの「特異画像」を Web から精度良く検索する手法について提案する。まず、提案手法の基本的な概要について述べた後、提案手法を構成する各機構について詳細に述べてゆく。

3.1 概要

我々の提案システムは、対象オブジェクトの名称が言語的に入力されただけで、その特異な色のオブジェクトを内容に含む「特異画像」を検索結果として出力する。提案手法の内部の基本的な概要を示すと図 1 のようになる。まず、ユーザから与えられた対象オブジェクトの名称を手がかりにして、テキストマイニング技術により、対象オブジェクトに関する大量の Web 文書を解析し、対象オブジェクトの特異な外観記述(色名)を抽出する。次に、言語的な外観記述を画像特徴量に射影することで、対象オブジェクトの特異な外観特徴量(色特徴量)を得る。以上により、ユーザによって与えられた対象オブジェクトの名称(テキスト条件)に加えて、Web から抽出してきた対象オブジェクトの特異な色名(テキスト条件)、および、それを射影して得られた対象オブジェクトの特異な色特徴量(内容条件)という 3 種類の手がかりが得られており、これらを組み合わせて、テキストと画像内容に基づく画像クエリを統合的に構成する。最後に、統合クエリのうちテキストに基づく条件に合致した各画像に対して、対象オブジェクトの特異な色特徴量を含む度合いを評価することによってランキングし、指定された対象オブジェクト名に対する特異画像だけを選別して検索結果としてユーザに出力する。

3.2 対象オブジェクトの特異な色名の Web からの抽出

我々はこれまで、色名だけでなく、形状や質感など、オブジェクトの様々な外観記述を Web から抽出する手法について研究してきた²⁶⁾⁻²⁹⁾。これらの知見を参考にして、本論文では、ユーザによって与えられた対象オブジェクトの名称に対して、そのオブジェクトの特異な色名を厳密な構文パターンに基づいて精度良く抽出する手法を採用し、以下にあげる両方向の構文パターンを用いる。検索質問「色の(オブジェクト名 o_t)」によってフレーズ検索した最大上位 1,000 件の文書検索結果のスニペット中で「の(オブジェクト名 o_t)」の直前に出現した複合名詞を形態素解析によって切り出し、そのすべてを対象オブジェクトの特異な色名の候補とする。そのうえで、それぞれの色名候補に対して、両方向の構文パターン各々に合致する文書件数 $df(["c_t"/い o_t"])$ および $df(["o_t"/は c_t"])$ をまず求める。

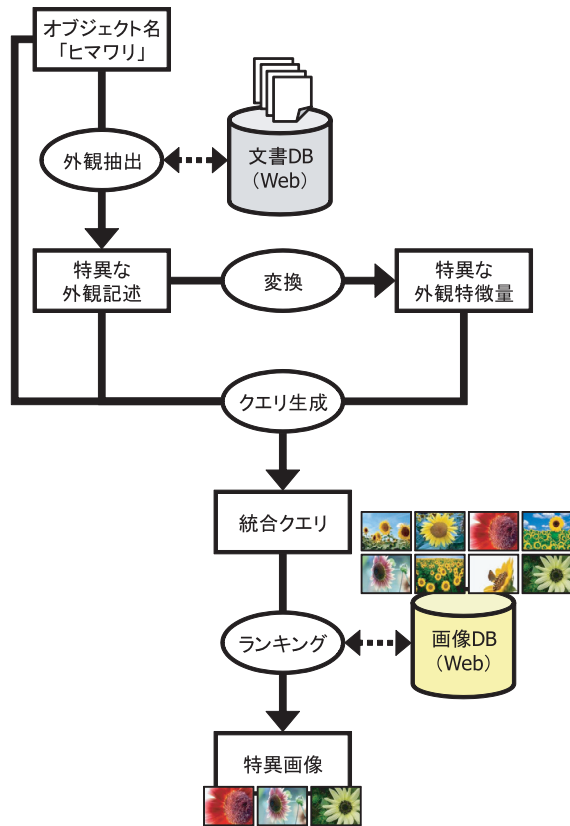


図 1 「特異画像」の検索手法の概要
Fig.1 Overview of Web search for “Peculiar Images”.

- 「(色名 c_t) の/い (オブジェクト名 o_t)」
- 「(オブジェクト名 o_t) の/は (色名 c_t)」

特異画像の検索に必要なのは、対象オブジェクトの典型的な色名ではなく特異な色名であり、不適当な色名だけでなく典型的な色名も排除できる評価尺度が必要である。そこで我々は、典型的な色名は後者の構文パターンによる出現頻度が大きく、一方、特異な色名は前者の構文パターンによる出現頻度が大きいという経験的観測に基づき、構文パターンを用いて

大量の Web 文書から抽出された各候補 c_t に対して、対象オブジェクト o_t の特異な色名としてのふさわしさの度合い $pcn(c_t, o_t)$ (Peculiar Color-Name) を以下のように定義する。

$$pcn(c_t, o_t) := \frac{df(["c_tの/い o_t"])}{df(["o_tの/は c_t"]) + 1}$$

ただし、 $df([q])$ は、検索質問 $[q]$ を文書検索エンジンとして Google ウェブ検索⁶⁾ で処理した検索結果の件数を表している。

対象オブジェクトの名称として「ヒマワリ」を与えると、特異な色名の抽出結果は表 1 のようになる。「ヒマワリ」の（現在日本で）典型的な品種は「黄色」であり、一般的には珍しい「赤色」「茶色」「白色」といった品種も存在する。実験の結果を見ると、我々が導入した評価尺度 $pcn(c_t, o_t)$ によって、「黄色」「黄金色」「レモン色」などの黄色系の典型的な色名 (t 付き) は下位に、「赤色」「茶色」「白色」などの特異な色名 (太字および p 付き) は上位にきていることが分かる。一方で、「虹色」という不適合な色名が最上位にきてしまっており、単なる比による重み付けだけでは限界があることも明らかであるが、後述の色名辞書に含まれているか否かをチェックすることで容易に除去可能である。また、後者の構文パターンによる出現頻度が非常に小さい色名は排除するなどの処理も必要であると考えられる。

対象オブジェクト名として「東京タワー」を与えると、特異な色名の抽出結果は表 2 のようになる。「東京タワー」の典型的な色は「赤色」(「国際色」)であり、特別なイベントの場合に「ピンク色」「青色」「緑色」「白色」などにライトアップされることが稀にある。抽出結果を見ると、我々が新たに導入した評価尺度 $pcn(c_t, o_t)$ によって、典型的な色名は下位に、「青色」「緑色」「白色」などの特異な色名は上位にきていることが分かる。しかし、特異な色名の 1 つである「ピンク色」はあまり上位にきていない(「pink 色」は上位にきているが)。これは、「ピンク色」の「東京タワー」は他の「青色」や「緑色」に比べると有名であり、すでに一般的になりつつあるためであると考えられる。

3.3 特異な色名から特異な色特徴量への変換

基本的に必要な機能は、言語的な外観記述から、画像的な外観特徴量へと変換することである。オブジェクトの言語的な外観記述には本来、本論文で扱っている色名だけでなく、形状や表面の材質・質感に関する記述なども含まれる。しかし、色名から色特徴量への変換は、JIS 慣用色名とそのマンセル値との対応関係が日本工業規格³⁰⁾などで規定されており、他種の外観記述から外観特徴量への変換と比べて非常に利用しやすい。また、色特徴量は対象とする画像のドメインを限定せず、単純な処理で画像の特徴を表現できる汎用的な手法であるため、外観特徴量として第 1 に採用している。本論文では、日本工業規格で規定され

表 1 対象オブジェクト名「ヒマワリ」の特異な色名の抽出例

Table 1 Web-extracted peculiar color-names for object-name $o_t = \text{“Sunflower”}$.

色名 c_t	df([" $c_t * o_t$ "])	df([" $o_t * c_t$ "])	pcn(c_t, o_t)
虹色	40	0	40.0 (1st)
ココア色 ^p	27	0	27.0 (2nd)
赤色 ^p	486 (2nd)	25 (2nd)	18.7 (3rd)
黒色 ^p	143 (4th)	12 (5th)	11.0 (4th)
白色 ^p	63	4	10.5 (5th)
茶色 ^p	151 (3rd)	14 (4th)	10.1
チョコレート色 ^p	48	5	8.0
黄金色 ^t	21	2	7.0
黒褐色 ^p	7	0	7.0
紫色 ^p	6	0	6.0
えんじ色 ^p	6	0	6.0
青色	105 (5th)	17 (3rd)	5.8
焦げ茶色 ^p	5	0	5.0
レモン色 ^t	27	5	4.5
夕日色	4	0	4.0
オレンジ色 ^t	25	6	3.6
緑色	6	1	3.0
ハチミツ色 ^t	3	0	3.0
新色	3	0	3.0
ブロンズ色 ^p	3	0	3.0
二色	5	1	2.5
クリーム色 ^t	4	1	2.0
十人十色	2	0	2.0
夏色	5	2	1.7
ピンク色	3	1	1.5
黄色 ^t	492 (1st)	376 (1st)	1.3
バイン色 ^t	1	0	1.0
山吹色 ^t	2	2	0.7
元気色	5	8	0.6
灰色	1	2	0.3

表 2 対象オブジェクト名「東京タワー」の特異な色名の抽出例

Table 2 Web-extracted peculiar color-names for object-name $o_t = \text{“Tokyo Tower”}$.

色名 c_t	df([" $c_t * o_t$ "])	df([" $o_t * c_t$ "])	pcn(c_t, o_t)
黄色 ^p	16	1	8.0 (1st)
pink 色 ^p	15	1	7.5 (2nd)
セピア色	17	2	5.7 (3rd)
青色 ^p	378 (2nd)	66 (4th)	5.6 (4th)
緑色 ^p	105	19	5.3 (5th)
ダイヤモンド色	5	0	5.0
白色 ^p	126 (4th)	29 (5th)	4.2
アイルランド色	4	0	4.0
黒色	31	8	3.4
赤オレンジ色 ^t	3	0	3.0
ピンク色 ^p	430 (1st)	144 (2nd)	3.0
紫色 ^p	16	7	2.0
クリスマス色	4	1	2.0
バレンタイン色	4	1	2.0
ショッキングピンク色 ^p	2	0	2.0
半透過色	2	0	2.0
虹色	16	9	1.6
だいたい色 ^t	3	1	1.5
ミドリ色 ^p	3	1	1.5
オレンジ色 ^t	113 (5th)	89 (3rd)	1.3
冬色	12	9	1.2
夏色	16	13	1.1
シルバー色	1	0	1.0
暮れ色	1	0	1.0
エメラルド色 ^p	1	0	1.0
クリーム色	1	0	1.0
高遠さん色	1	0	1.0
赤色 ^t	214 (3rd)	313 (1st)	0.7
灰色	1	4	0.2
茶色	1	4	0.2

ている全 269 種の各色名のマンセル値に基づいて、機械的に RGB 色空間や HSV 色空間上に射影することによって、各色名を表現する画像的な色特徴量を得ている。前述の特異な色名の抽出結果中の「虹色」「夕日色」「夏色」などは日本工業規格で規定されていないため、画像的な外観特徴量に射影することはできない。印象語とその画像特徴量との対応関係に関する研究はすでに多数行われており、この知識を利用することで、日本工業規格で規定されている色名だけでなく、他の印象語へ拡張することも難しくはないと考えられる。対象オブ

ジェクトの典型画像と特異画像を選別するのに有効な外観特徴量が必ずしも色であるとは限らず、形やテクスチャである場合も考えられるため、色以外の外観特徴量への対応も今後必要である。また、ある対象オブジェクトの本来の色特徴量と、その色を観測者が表現するのに用いる色名とが大きくかけ離れている場合もあり、本論文で行っている単純な射影では精度の悪化要因になりうることに留意しておく必要がある。

3.4 特異画像のクエリ生成

以上により、対象オブジェクトの名称、および、その特異な色名が言語的な手がかりとして、また、特異な色特徴量が画像的な手がかりとして得られている。対象オブジェクトの「特異画像」を検索するためのクエリとして、以下のような組合せが考えられる。

1. 対象オブジェクトの名称だけをテキストに基づく条件として、対象オブジェクトの特異な色特徴量を内容に基づく条件として統合した画像クエリ
2. 対象オブジェクトの名称とその特異な色名とをテキストに基づく条件とする画像クエリ
3. 対象オブジェクトの名称とその特異な色名とをテキストに基づく条件として、対象オブジェクトの特異な色特徴量を内容に基づく条件として統合した画像クエリ
4. 対象オブジェクトの名称と「特異な色の」「変わった色の」「珍しい色の」「見慣れない色の」などのキーワードとをテキストに基づく条件とする画像クエリ

特異画像を検索したいユーザの意図を率直に反映しているのは第 4 の画像クエリであるが、目的の画像を含む Web 文書の作成者が「特異な」「変わった」といったキーワードを記述しているケースは多くないため、対象オブジェクトの名称のみ、あるいは、Web 抽出した特異な色名を追加して画像検索した場合と比べて、検索結果の件数、および、その中の適合画像の数が十分ではなく、効率的に特異画像を検索することはできない。残りの中では、第 3 の画像クエリが条件的には最も強いと適合率が最良になり、一方、第 1 の画像クエリを用いるとテキストに基づく条件が他よりも弱いと再現率が最良になると予測される。

3.5 統合クエリに基づく重み付け

「特異画像」を Web から検索するための手がかりは、テキストに基づく条件として対象オブジェクト名 o_t および特異な色名 c_t 、画像内容に基づく条件として特異な色特徴量 c_c の 3 種類であり、これらの組合せによって 3 種類の画像クエリが考えられる。各々の画像クエリが与えられた場合に、画像データベース中の各画像 img に対して、対象オブジェクトの「特異画像」としてのふさわしさの度合いを評価する必要がある。

まず、3 種類の中で唯一、内容条件を含まない第 2 の画像クエリに基づく重み付け方法から定義する。第 2 の画像クエリは、対象オブジェクト名 o_t と特異な色名 c_t とをテキスト条件として構成される。各 Web 画像 img に対して、対象オブジェクト名 o_t の特異画像としての相応度 $weight_2(img, o_t)$ を第 2 の画像クエリに基づいて以下のように重み付けする。

$$weight_2(img, o_t) := \max_{c_t} \left\{ pcn(c_t, o_t) \cdot \frac{1}{rank(img, o_t, c_t)^2} \right\}$$

ただし、 $rank(img, o_t, c_t)$ は、検索質問 [“ c_t の/い o_t ”] を画像検索エンジンとして Google

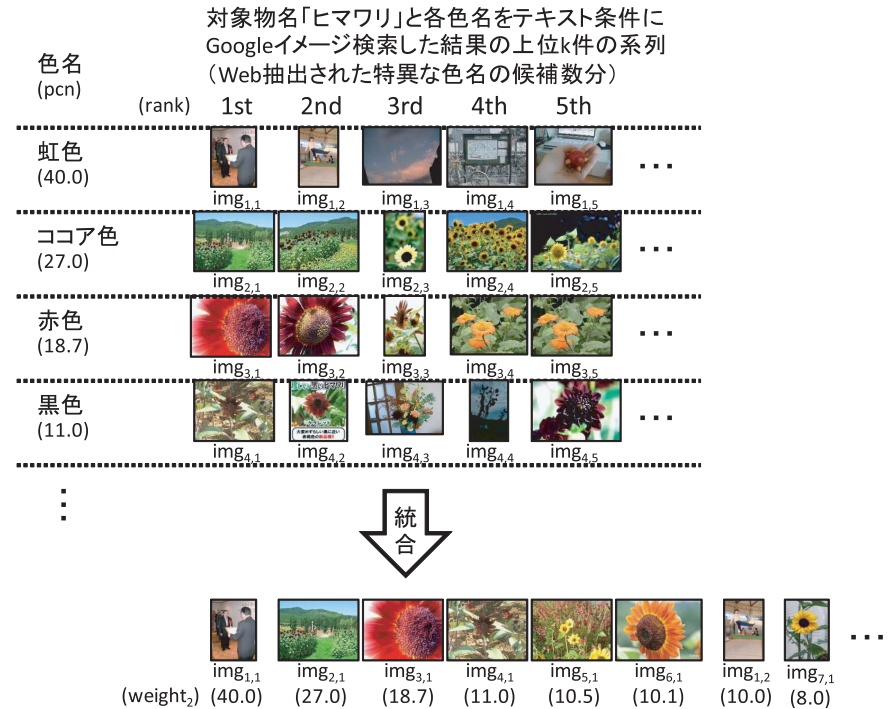


図 2 第 2 の画像クエリに基づく「特異画像」の重み付け
Fig. 2 Weighting of “Peculiar Images” by 2nd type of unified image queries.

イメージ検索⁵⁾で処理した検索結果中における Web 画像 img のランキング順位を表す。この評価式は、対象オブジェクト名 o_t の特異な色名としてよりふさわしい ($pcn(c_t, o_t)$ の値がより大きい) 色名 c_t と組み合わせられた検索質問で検索された結果中の画像をより優先し、また、各検索質問の検索結果中でより上位にランキングされている画像をより優先している。

図 2 のように、Web 抽出された特異な色名候補それぞれを対象オブジェクトの名称に加えたテキスト条件 (たとえば [“虹色のヒマワリ”] や [“赤いヒマワリ”] などの検索質問) で画像検索した結果の系列を特異な色名候補数だけ取得し、すべての系列の中から上述の評価値によって順序を付け、最終的な特異画像検索の結果として 1 つの系列に統合する。画像検索結果の系列を取得するための特異な色名として、 $pcn(c_t, o_t)$ 値に閾値を設けたり、上位 k 件だけを用いたりする方法も考えられるが、本論文ではすべての候補を用いている。従

来手法である Google イメージ検索, SIFT 画像特徴量や HSV カラー類似度などに基づく VisualRank 手法, および, 第 1 の画像クエリに基づく特異画像検索では, 対象オブジェクト名 o_t だけをテキスト条件として構成される検索質問によって 1 回画像検索するだけでよい. 一方, 第 2 の画像クエリおよび後述の第 3 の画像クエリに基づく特異画像検索では, 対象オブジェクト名 o_t および Web 抽出された特異な色名 c_t とのペアごとにテキスト条件として検索質問を構成し, Web 抽出された特異な色名の数, 複数回画像検索する必要がある. したがって, 特異画像の検索手法の処理時間として, Web 画像検索エンジンへの問合せ時間だけで比較すると数十倍かかってしまうという問題がある.

次に, 第 1 の画像クエリは, 対象オブジェクト名 o_t をテキスト条件として, 対象オブジェクトの特異な色特徴量 c_c を内容条件として構成される. オブジェクト名だけで画像検索した 1 本の結果系列の各 Web 画像 img に対して, 対象オブジェクト名 o_t の特異画像としての相応度 $weight_1(img, o_t)$ を第 1 の画像クエリに基づいて以下のように重み付けする.

$$weight_1(img, o_t) := \max_{\forall (c_t, c_c)} \left\{ pcn(c_t, o_t) \cdot contain(img, c_c) \right\}$$

ただし, ペア (c_t, c_c) は完全に任意ではなく, 色特徴量 c_c は色名 c_t を 3.3 節で述べた対応表を用いて変換したものに限定される. また, $contain(img, c_c)$ は, 各 Web 画像 img に対して, 内容条件である対象オブジェクトの特異な色特徴量 c_c とその類似色をどのくらい画像内容に含んでいるかを表す評価値であり, 次式で定義する.

$$contain(img, c_c) := \sum_{\forall c} sim(c, c_c) \cdot prop(c, img)$$

ここで, $sim(c, c_c)$ は, 何らかの色空間における色特徴量 c と c_c との間の類似度を表す. 本論文の実装では, HSV 色空間における色の類似度³¹⁾を用いて算出し, 0.8 以下である場合には無視 (0.0 に) している. また, $prop(c, img)$ とは, 各 Web 画像 img において, 色特徴量 c が占有する画素面積の割合を表す.

最後に, 第 3 の画像クエリは, 対象オブジェクト名 o_t と特異な色名 c_t とをテキスト条件として, 対象オブジェクトの特異な色特徴量 c_c を内容条件として構成される. 3 種類の中では条件が最も強い. 各 Web 画像 img に対して, 対象オブジェクト名 o_t の特異画像としての相応度 $weight_3(img, o_t)$ を第 3 の画像クエリに基づいて以下のように重み付けする.

$$weight_3(img, o_t) := \max_{\forall (c_t, c_c)} \left\{ pcn(c_t, o_t) \cdot contain(img, c_c) \cdot \frac{1}{rank(img, o_t, c_t)} \right\}$$

4. 評価実験

まず, 特異画像を検索したい対象オブジェクト名に対して, その特異な色名を Web から抽出する手法の精度について評価を行う. 図 3 は, 5 種類の対象オブジェクト名「ヒマワリ」「東京タワー」「ANA 機」「カリフラワー」「郵便ポスト」に対して, 3.2 節で定義した特異な色名を Web 抽出するための 3 種類の重み付け手法を適用し, 各々の上位 k 件平均適合率を比較している. ただし, Web 抽出された色名が各オブジェクトの特異な色名として適合しているか否かは, 十分な調査のうえで著者自身が判定を行っている. 個々の構文パターン「(色名 c_t) の/い(オブジェクト名 o_t)」や「(オブジェクト名 o_t) の/は(色名 c_t)」に合致する文書件数 $df(["c_t"/"い o_t"])$ や $df(["o_t"/"は c_t"])$ をそのまま用いただけでは, 多くの場合, 上位 1 件目に典型的な色名がきてしまうため, 特に上位数件の精度が悪くなっている. 値 k が大きくなるにつれて改善されるが, 我々が導入した $pcn(c_t, o_t)$ による重み付け手法の方がつねに優れている. ちなみに, 最大上位 1,000 件のスニペットから構文パター

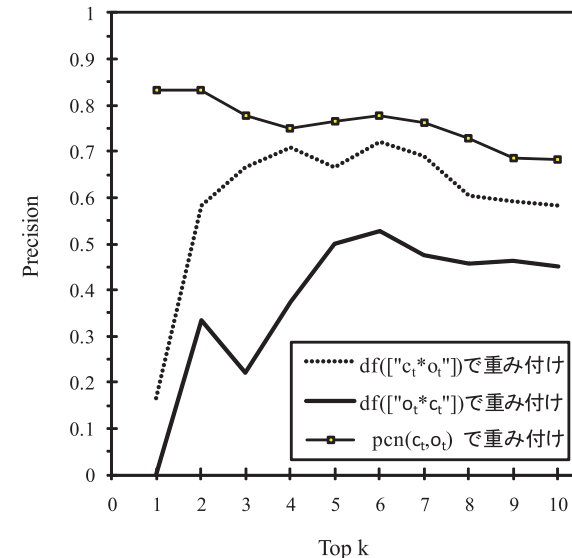


図 3 Web からの特異な色名抽出の上位 k 件平均適合率

Fig. 3 Top k average precision of peculiar color-name extraction from the Web.

ンを用いてテキスト解析することによって、「ヒマワリ」に対しては 11 種類、「東京タワー」に対しては 7 種類、「ANA 機」に対しては 3 種類、「カリフラワー」に対しては 12 種類、「郵便ポスト」に対しては 10 種類、平均して 8.6 種類の特異な色名を抽出できている。

次に、画像解析だけでなく Web 文書テキスト解析も活用して特異画像を Web から検索する提案手法の有効性を示すため、従来手法である Google イメージ検索⁵⁾ をベースラインとして、SIFT 特徴量や HSV カラーヒストグラムといった画像特徴量の類似度に基づく VisualRank 手法との比較実験を行う。VisualRank アルゴリズムは、画像集合が与えられた場合に、画像間の何らかの類似度に基づいて枝を張り、そのグラフに対して PageRank アルゴリズムを適用することで、その画像集合内における各画像の視覚的な中心性を表す VisualRank 値を求める手法である。Jing ら^{17),18)} や山本ら^{20),21)} は、局所特徴量の代表である SIFT (Scale Invariant Feature Transform)¹⁹⁾ で抽出された特徴量に基づく類似度を用いている。各画像に SIFT を適用するといくつかの特徴点が抽出され、各特徴点は 128 次元 (定義域は [0,255]) のベクトルで表現される。本論文では、2 つの画像が与えられた場合に、対応点の数を各画像の特徴点の数の平均で割った値を SIFT 特徴類似度とする。山本らは、VisualRank 値を典型度と呼び、その典型度の裏返しとして画像の特殊度を定義している。したがって、特異画像を検索するためには、VisualRank 値の小さい順にランキングする必要がある。また、大域的特徴量として HSV カラーヒストグラムによる類似度に基づく VisualRank との比較も行う。色相 (H) を 16 次元、彩度 (S) を 16 次元に分割し、明度 (V) は無視し、各 Web 画像の画素を調べて各ピンに振り分けて行き、各 Web 画像の HSV カラーヒストグラムを生成する。2 つの画像が与えられた場合に、各画像から生成された 256 次元ベクトル間のコサイン相関値を HSV カラーヒストグラム類似度とする。

図 4 は、5 種類の対象オブジェクト名「ヒマワリ」「東京タワー」「ANA 機」「カリフラワー」「郵便ポスト」に対して、Google イメージ検索、SIFT 特徴類似度や HSV カラーヒストグラム類似度に基づく VisualRank 手法、Web 抽出した色名とそれを変換した色特徴量を手がかりとして構成した画像クエリに基づいて重み付けする 3 種類の提案手法を適用し、各々の上位 k 件平均適合率 $Precision(k)$ を比較している。

$$Precision(k) = \frac{\text{検索結果の上位 } k \text{ 件中の特異画像として適合する画像の数の平均}}{k}$$

ただし、「黄色いヒマワリ」「赤い東京タワー」「青い ANA 機」「白いカリフラワー」「赤い郵便ポスト」を一般的な画像とし、これら一般的な色とは十分に異なる外観の対象オブジェ

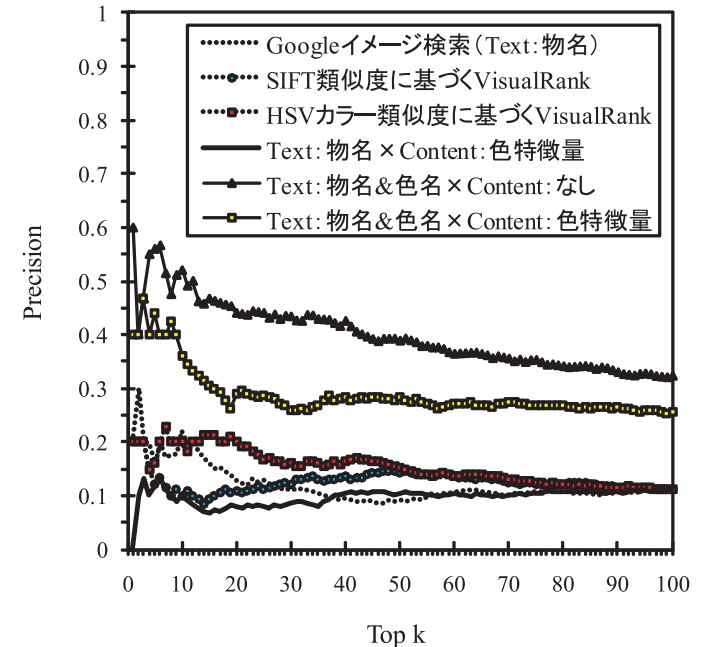


図 4 特異画像の Web 検索の上位 k 件平均適合率

Fig. 4 Top k average precision of Web searches for "Peculiar Images".

クトを含む画像を特異画像であるとし、著者自身が判定を行っている。対象オブジェクト名と Web 抽出した特異な色名とをテキスト条件とする第 2 の画像クエリに基づいて重み付けする提案手法が最も優れている。Google イメージ検索は 20 件ずつを 1 ページとしてユーザに呈示するが、ベースラインでは平均して上位 20 件で 2.6 件しか含まなかった特異画像を 8.8 件まで含むように改善しており、網羅的な画像検索への第 1 段階として我々が位置付けている特異画像の高精度な Web 検索を実現できている。

表 3 は、6 種類の特異画像検索手法の上位 20 件適合率を 5 種類の対象オブジェクト名個々に比較している。「カリフラワー」の例を除き、上位 k 件平均適合率に関して最良であった第 2 の画像クエリに基づく検索手法が個別に見ても最良になっている。また、上位 20 件中の特異画像数の標準偏差を比較すると、Google イメージ検索が 2.30 件、SIFT 特徴類似度に基づく VisualRank 手法が 3.35 件、HSV カラーヒストグラム類似度に基づく VisualRank

表 3 5 種類の対象オブジェクト名の個々に対する特異画像検索の上位 20 件適合率
Table 3 Top 20 precision of “Peculiar Image” search for each object-name.

対象物名 o_t	Google	SIFT+VR	HSV+VR	統合クエリ 1	統合クエリ 2	統合クエリ 3
ヒマワリ	0.05	0.00	0.05	0.10	0.45	0.45
東京タワー	0.00	0.05	0.05	0.00	0.50	0.30
ANA 機	0.25	0.00	0.05	0.00	0.35	0.00
カリフラワー	0.25	0.40	0.50	0.20	0.40	0.25
郵便ポスト	0.10	0.10	0.35	0.10	0.50	0.45
平均	0.130	0.110	0.200	0.080	0.440	0.290
標準偏差	0.115	0.167	0.212	0.067	0.065	0.185

手法が 4.24 件, 第 1 の画像クエリに基づく検索手法が 1.34 件, 第 3 の画像クエリに基づく検索手法が 3.70 件であり, 一方, 第 2 の画像クエリに基づく検索手法は 1.30 件であり最も優れており, 不得意な対象オブジェクトの少ない汎用的な手法であるともいえる.

Web 抽出した特異な色名を変換した特異な色特徴量も内容条件として含む第 3 の画像クエリの方が適合率が良くなると 3.4 節で予測していたが, 第 2 の画像クエリよりも悪く, 上位 20 件で 5.8 件しか特異画像を検索できていない. 条件的により強いにもかかわらず精度が悪くなったのは, 背景色になりやすい「白色」や「黒色」を背景に大量に含むがオブジェクト自体には含まないノイズ画像に対して誤って大きな重みを付与してしまっていることが主な原因である. 各画像から背景とオブジェクト(前景)とを分離し, 背景を除去して特異な色特徴量とその類似色を含む度合いを評価すれば精度をより改善できると考える.

図 5 は, 5 種類の対象オブジェクト名に対して, Google イメージ検索, SIFT 特徴類似度や HSV カラーヒストグラム類似度に基づく VisualRank 手法, Web 抽出した色名とそれを変換した色特徴量を手がかりとして構成した画像クエリに基づいて重み付けする 3 種類の提案手法を適用し, 各々の上位 k 件平均再現(種類)数 $Recall(k)$ を比較している.

$Recall(k) =$ 上位 k 件の検索結果中における特異画像の種類数の平均

ただし, 特異画像として適合する画像であっても, より上位にすでに類似する色の特異画像が出現している場合には再現数のカウントを増やさない. また, 互いに類似する色(同じ種類)の特異画像であるか否かの判定は著者自身が行っている. 対象オブジェクト名と Web 抽出した特異な色名とをテキスト条件とする第 2 の画像クエリに基づいて重み付けする提案手法が最も優れている. ベースラインでは平均して上位 20 件で 1.8 種類しか含まなかった特異画像を 5.0 種類まで含むように改善できており, 網羅的な画像検索への第 2 段階とし

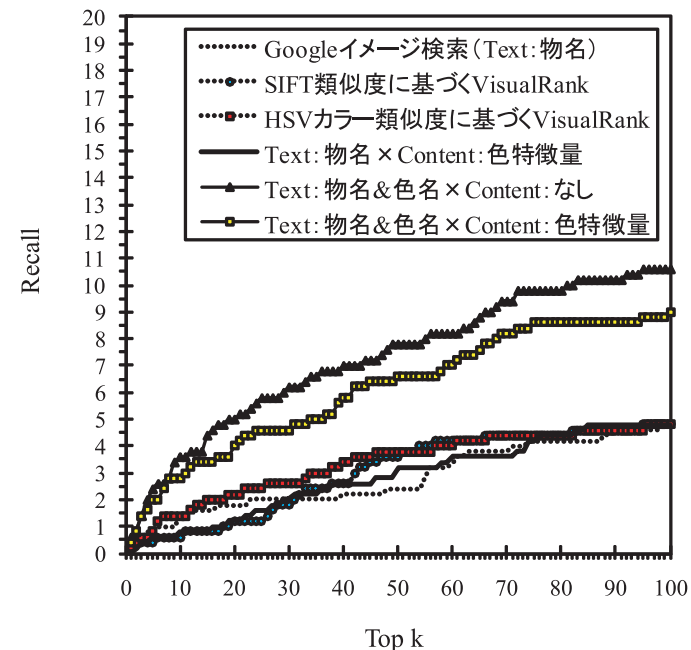


図 5 特異画像の Web 検索の上位 k 件平均再現(種類)数
Fig. 5 Top k average recall of Web searches for “Peculiar Images”.

て我々が位置付けている特異画像の網羅的な Web 検索についても向上している.

図 6 から図 11 は対象オブジェクト名「ヒマワリ」, 図 12 から図 17 は対象オブジェクト名「東京タワー」のそれぞれに対して, 6 種類の特異画像検索手法を適用した検索結果の上位 20 件である. 従来手法である Google イメージ検索, HSV カラーヒストグラム類似度に基づく VisualRank 手法, および, 第 1 の画像クエリに基づく検索手法の結果には特異画像の適合解として「赤色」のヒマワリしか含まれていないが, 第 2 の画像クエリに基づく検索手法の結果には特異画像の適合解として「赤色」のヒマワリだけでなく「黒色」「えんじ色」「茶色」「白色」のヒマワリも含まれており, 特異画像検索の結果における特異な色の再現数に関しても提案手法により改善できていることが確認できる.

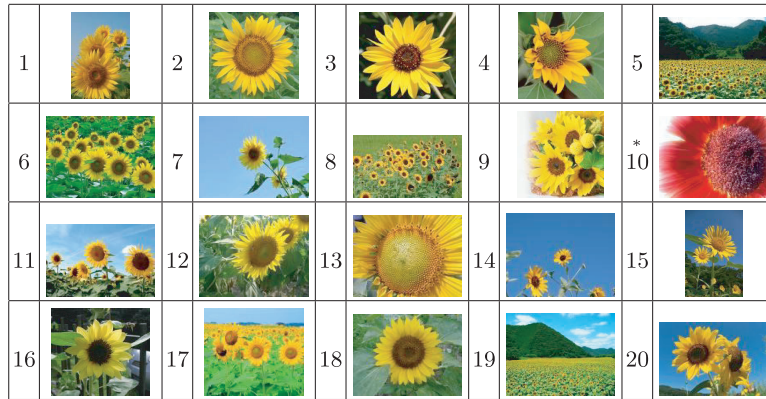


図 6 Google イメージ検索
(対象オブジェクト名「ヒマワリ」)
Fig.6 Google Image Search
(object-name “Sunflower”).

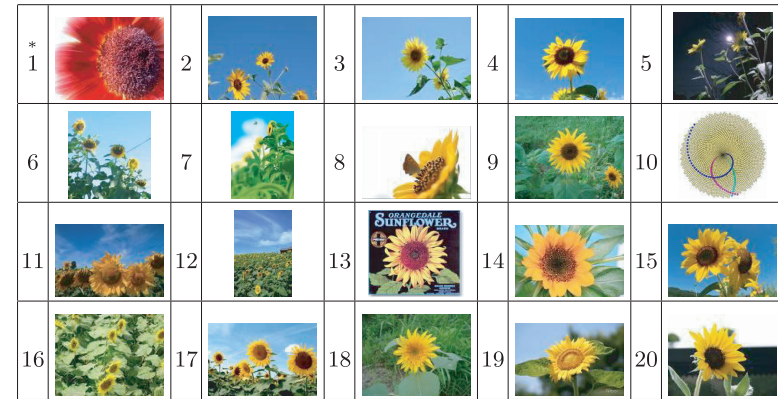


図 8 HSV カラーヒストグラム類似度に基づく VisualRank の逆順
(対象オブジェクト名「ヒマワリ」)
Fig.8 Reversed VisualRank based on similarity of HSV color histograms
(object-name “Sunflower”).

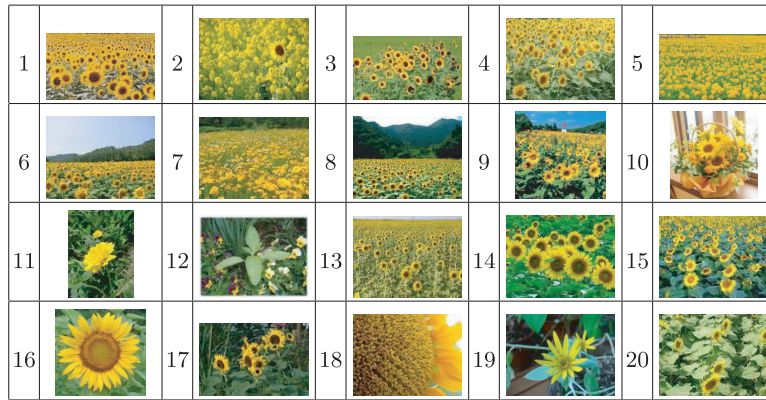


図 7 SIFT 特徴類似度に基づく VisualRank の逆順
(対象オブジェクト名「ヒマワリ」)
Fig.7 Reversed VisualRank based on similarity of SIFT features
(object-name “Sunflower”).

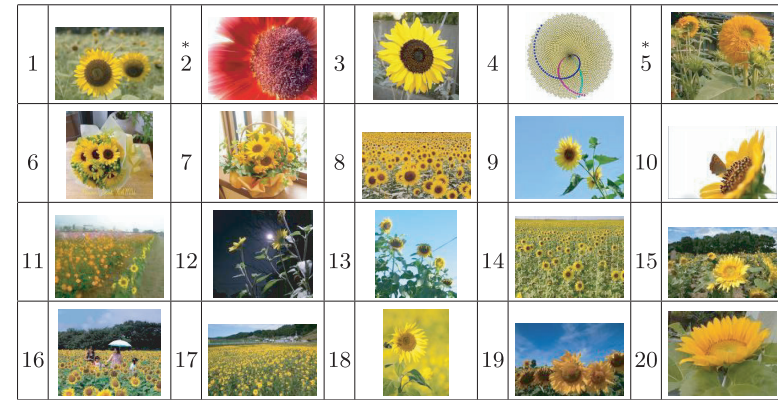


図 9 第 1 の画像クエリに基づく特異画像検索
(テキスト条件：対象オブジェクト名「ヒマワリ」、内容条件：特異な色特徴量)
Fig.9 “Peculiar Image” search by 1st type of unified image queries
(Text: object-name “Sunflower”, Content: peculiar color-feature).

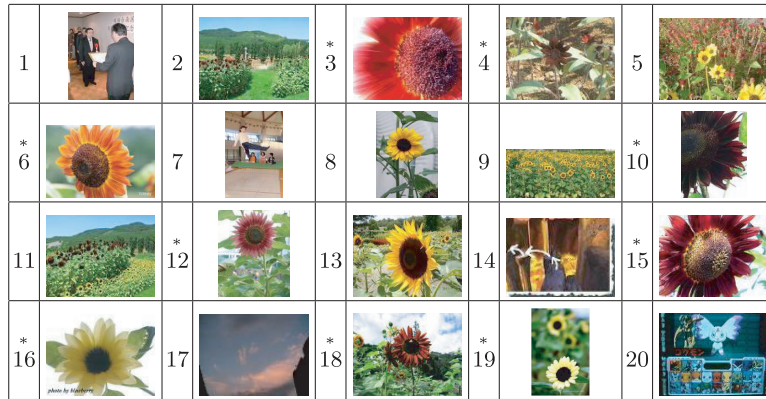


図 10 第 2 の画像クエリに基づく特異画像検索
 (テキスト条件: 対象オブジェクト名「ヒマワリ」& 特異な色名, 内容条件: なし)
 Fig. 10 “Peculiar Image” search by 2nd type of unified image queries
 (Text: object-name “Sunflower” & peculiar color-name, Content: null).

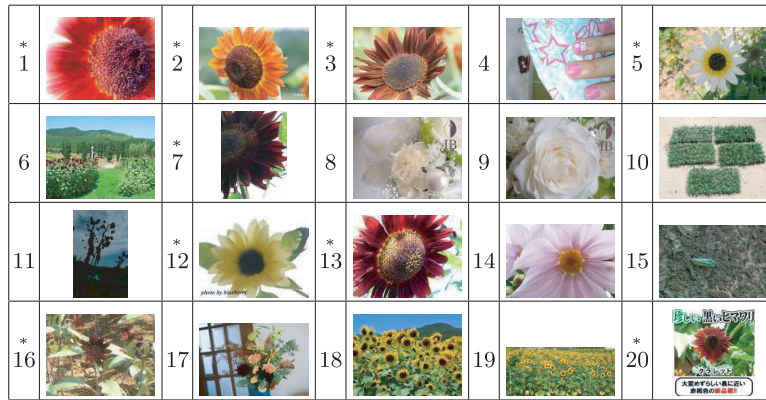


図 11 第 3 の画像クエリに基づく特異画像検索
 (テキスト条件: 対象オブジェクト名「ヒマワリ」& 特異な色名, 内容条件: 特異な色特徴量)
 Fig. 11 “Peculiar Image” search by 3rd type of unified image queries
 (Text: object-name “Sunflower” & peculiar color-name, Content: peculiar color-feature).



図 12 Google イメージ検索
 (対象オブジェクト名「東京タワー」)
 Fig. 12 Google Image Search
 (object-name “Tokyo Tower”).



図 13 SIFT 特徴類似度に基づく VisualRank の逆順
 (対象オブジェクト名「東京タワー」)
 Fig. 13 Reversed VisualRank based on similarity of SIFT features
 (object-name “Tokyo Tower”).



図 14 HSV カラーヒストグラム類似度に基づく VisualRank の逆順
(対象オブジェクト名「東京タワー」)

Fig. 14 Reversed VisualRank based on similarity of HSV color histograms
(object-name “Tokyo Tower”).



図 16 第 2 の画像クエリに基づく特異画像検索
(テキスト条件：対象オブジェクト名「東京タワー」& 特異な色名，内容条件：なし)

Fig. 16 “Peculiar Image” search by 2nd type of unified image queries
(Text: object-name “Tokyo Tower” & peculiar color-name, Content: null).

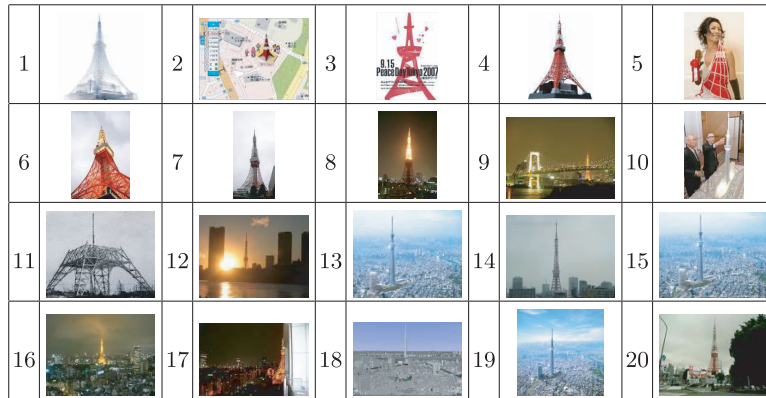


図 15 第 1 の画像クエリに基づく特異画像検索
(テキスト条件：対象オブジェクト名「東京タワー」，内容条件：特異な色特徴量)

Fig. 15 “Peculiar Image” search by 1st type of unified image queries
(Text: object-name “Tokyo Tower”, Content: peculiar color-feature).

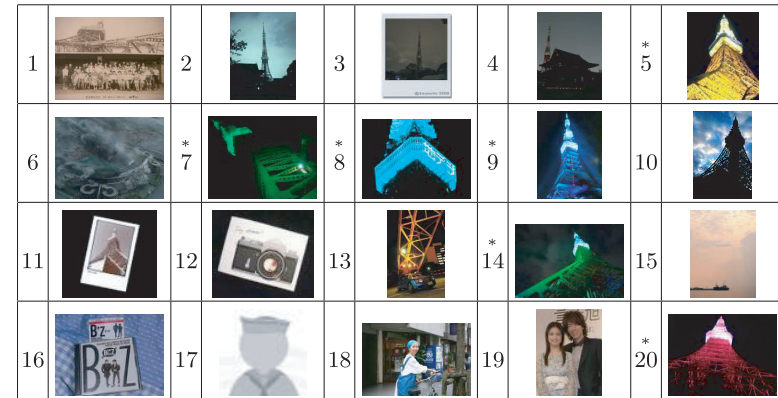


図 17 第 3 の画像クエリに基づく特異画像検索
(テキスト条件：対象オブジェクト名「東京タワー」& 特異な色名，内容条件：特異な色特徴量)

Fig. 17 “Peculiar Image” search by 3rd type of unified image queries (Text: object-name “Tokyo Tower” & peculiar color-name, Content: peculiar color-feature).

5. まとめと今後の課題

ノイズ画像を排除し適合画像だけを得るという従来の画像検索の次の課題として、まず第 1 段階は典型画像や特異画像などを高精度に選別できること、次に第 2 段階は多種多様に存在する特異画像を網羅的に収集できること、言い換えると、画像検索結果においても適合画像の網羅性が重要であると考えられる。本論文で我々は第 1 段階の課題に対する解として、適合画像から特異画像だけを精度良く選別することを目指し、対象オブジェクトの名称がユーザから指定された場合に、テキストマイニング技術により Web 文書から抽出してきた対象オブジェクトの特異な外観記述（色名）を画像特徴量（色特徴量）に変換したうえで、これらの手がかりを組み合わせて画像クエリを統合的に構成し、画像データベース中の各画像に対して、ユーザが指定した対象オブジェクトの名称（テキスト条件）だけでなく、Web 抽出した特異な外観記述（テキスト条件）や、それを射影した特異な外観特徴量（内容条件）も加えて重み付け評価を行いランキングすることによって、対象オブジェクトが単に含まれているだけの適合画像ではなく、対象オブジェクトの定番とは違う「特異画像」をより精度良く Web から検索できる手法を提案した。

画像内容を解析するだけでなく、Web 文書テキスト解析も活用して特異画像を Web から検索する我々の提案手法の有効性を示すため、従来手法である Google イメージ検索をベースラインとして、SIFT 特徴量や HSV カラーヒストグラムといった画像特徴量の類似度に基づく VisualRank 手法との比較実験を行った結果、上位 20 件の平均適合率に関しては約 3.4 倍に、平均再現（種類）数に関しては約 2.8 倍に改善することを実現できている。

一方で、ユーザから指定された対象オブジェクトの名称に対して Web 抽出された特異な色名の数だけ、対象オブジェクト名とのペアで構成される検索質問を画像検索エンジンで処理して検索結果を得る必要があり、従来手法（少なくとも最も単純な Google イメージ検索）と比べて多くの問合せ時間を要する。今後の課題として、処理時間に関しても定量的に算出し、検索精度とのコスト・パフォーマンスの評価も行う必要があると考える。

また、「クリスマス色」「冬色」のように日本工業規格で規定されていない非慣用色名は色特徴量へ直接的に変換することはできないが、「クリスマス色」といえば「赤色」「緑色」「白色」のペアというように、非慣用色名から慣用色名への想起関係を推定できれば、色特徴量へ間接的に変換できる。このように複合された色が暗示されている場合、どのように色特徴量（ベクトル）を構成するべきか、今後検討してゆく。また、人物名などのように、対象オブジェクトの名称に対して特異な色名が Web から抽出できない（元々存在しない）場

合には特異な色特徴量による重み付けを行えないが、色名以外の形状、表面の材質といった外観記述や印象語も Web から抽出することで対象ドメインを広げることができる。と考える。

謝辞 本研究は、京都大学グローバル COE プログラム「知識循環社会のための情報学教育研究拠点」(研究代表者：田中克己、平成 19～23 年度)、および、科学研究費補助金特定領域研究「情報爆発時代に向けた新しい IT 基盤技術の研究」における計画研究「情報爆発時代に対応するコンテンツ融合と操作環境融合に関する研究」(研究代表者：田中克己、A01-00-02、課題番号：18049041) の助成を受けたものである。ここに記して謝意を表す。

参考文献

- 1) Inder, R., Bianchi-Berthouze, N., and Kato, T.: K-DIME: A Software Framework for Kansei Filtering of Internet Material, *Proc. IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics (SMC'99)*, Vol.6, pp.241-246 (1999).
- 2) 栗田多喜夫, 加藤俊一, 福田郁美, 坂倉あゆみ: 印象語による絵画データベースの検索, *情報処理学会論文誌*, Vol.33, No.11, pp.1373-1383 (1992).
- 3) 木本晴夫: 感性語による画像検索とその精度評価, *情報処理学会論文誌*, Vol.40, No.3, pp.886-898 (1999).
- 4) 服部 峻, 田中克己: 色名抽出と色特徴量変換に基づく典型的画像の Web 検索, *日本データベース学会 Letters*, Vol.6, No.4, pp.9-12 (2008).
- 5) Google イメージ検索 (2009). <http://images.google.co.jp/>
- 6) Google ウェブ検索 (2009). <http://www.google.co.jp/>
- 7) Flickr (2009). <http://www.flickr.com/>
- 8) Ulug, F., Emirzade, E., and Bitirim, Y.: The Impact of Number of Query Words on Image Search Engines, *Proc. 2nd International Conference on Internet and Web Applications and Services (ICIW'07)*, p.50 (2007).
- 9) 相良直樹, 砂山 渡, 谷内田正彦: HTML テキストの重要文を用いた画像ラベリング手法, *電子情報通信学会論文誌*, Vol.J87-D1, No.2, pp.145-153 (2004).
- 10) 出原 博, 藤本典幸, 竹野 浩, 萩原兼一: WWW 画像検索における画像周辺の HTML 構文構造を考慮した画像説明文の抽出手法, *電子情報通信学会技術研究報告*, DE2005-136, pp.19-24 (2005).
- 11) 岡田 真, 浜田浩史, 宝珍輝尚: マルチメディアデータの効率的検索のためのキーワード自動抽出手法, *情報処理学会研究報告「自然言語処理」*, Vol.2005, No.94, pp.73-78 (2005).
- 12) 竹内謹治, 黄瀬浩一: 類似画像とキーワードを利用した Web 画像の説明文抽出, *情報処理学会研究報告「自然言語処理」*, Vol.2006, No.1, pp.7-12 (2006).
- 13) Gudivada, V.N. and Raghavan, V.V.: Content-Based Image Retrieval-Systems,

IEEE Computer, Vol.28, No.9, pp.18–22 (1995).

- 14) 串間和彦, 赤間浩樹, 紺谷精一, 山室雅司: 色や形状等の表層的特徴量にもとづく画像内容検索技術, 情報処理学会論文誌(トランザクション)データベース, Vol.40, No.SIG03(TOD1), pp.171–184 (1999).
- 15) Veltkamp, R.C. and Tanase M.: Content-Based Image Retrieval Systems: A Survey, Technical Report, UU-CS-2000-34 (2000).
- 16) 串間和彦, 佐藤路恵, 赤間浩樹, 山室雅司: 大量画像の閲覧を目的とする階層的分類支援機能—画像目録の実装と評価, 情報処理学会論文誌(トランザクション)データベース, Vol.41, No.SIG01(TOD5), pp.54–63 (2000).
- 17) Jing, Y. and Baluja, S.: PageRank for Product Image Search, *Proc. 17th International Conference on World Wide Web (WWW'08)*, pp.307–316 (2008).
- 18) Jing, Y. and Baluja, S.: VisualRank: Applying PageRank to Large-Scale Image Search, *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol.30, No.11, pp.1877–1890 (2008).
- 19) Lowe, D.G.: Distinctive Image Features from Scale-Invariant Keypoints, *International Journal of Computer Vision*, Vol.60, No.2, pp.91–110 (2004).
- 20) 山本祐輔, 山本岳洋, 中村聡史, 田中克己: 関連画像集合内における典型度と特殊度を用いた画像の信憑性分析, Web とデータベースに関するフォーラム(WebDBフォーラム'08), 情報処理学会シンポジウムシリーズ, Vol.2008, No.2, 7A-4 (2008).
- 21) 山本祐輔, 田中克己: Web 上の画像・テキスト対の信憑性分析, 第1回データ工学と情報マネジメントに関するフォーラム(DEIM'09), A5-5 (2009).
- 22) Smith, J.R. and Chang, S.-F.: Visually Searching the Web for Content, *IEEE Multimedia*, Vol.4, No.3, pp.12–20 (1997).
- 23) Sclaroff, S., La Cascia, M., Sethi, S., and Taycher, L.: Unifying Textual and Visual Cues for Content-Based Image Retrieval on the World Wide Web, *Computer Vision and Image Understanding*, Vol.75, No.1/2, pp.86–98 (1999).
- 24) Frankel, C., Swain, M.J., and Athitsos, V.: WebSeer: An Image Search Engine for the World Wide Web, Technical Report, TR-96-14, University of Chicago (1996).
- 25) 柳井啓司: キーワードと画像特徴を利用した WWW からの画像収集システム, 情報処理学会論文誌(トランザクション)データベース, Vol.42, No.SIG10(TOD11), pp.79–91 (2001).
- 26) 服部 峻, 手塚太郎, 田中克己: オブジェクトの外観情報の Web マイニング, 電子情報通信学会第18回データ工学ワークショップ(DEWS'07)論文集, L4-6 (2007).
- 27) 服部 峻, 手塚太郎, 田中克己: 文書中の地物画像を言語的記述で代替するための地物の外観情報の Web からの抽出, 情報処理学会論文誌(トランザクション)データベース, Vol.48, No.SIG11(TOD34), pp.69–82 (2007).
- 28) Hattori, S., Tezuka, T., and Tanaka, K.: Mining the Web for Appearance Description, *Proc. 18th International Conference on Database and Expert Systems*

Applications (DEXA'07), LNCS, Vol.4653, pp.790–800 (2007).

- 29) 服部 峻, 田中克己: コンテキストに依存する外観情報の Web からの抽出, 電子情報通信学会第19回データ工学ワークショップ(DEWS'08)論文集, A2-1 (2008).
- 30) 日本工業規格: 物体色の色名, JIS Z 8102:2001 (2001).
- 31) Smith, J.R. and Chang, S.-F.: VisualSEEk: A Fully Automated Content-Based Image Query System, *Proc. 4th ACM International Conference on Multimedia (ACM Multimedia'96)*, pp.87–98 (1996).

(平成 21 年 12 月 5 日受付)

(平成 22 年 1 月 7 日採録)

(担当編集委員 天笠 俊之)



服部 峻(正会員)

2004 年京都大学工学部情報学科卒業。2006 年京都大学大学院情報学研究科社会情報学専攻修士課程修了。2007 年日本学術振興会特別研究員 DC2。2009 年京都大学大学院情報学研究科社会情報学専攻博士後期課程修了。2009 年埼玉大学地圏科学研究センター非常勤研究員。2009 年 10 月より東京工科大学コンピュータサイエンス学部助手, 現在に至る。京都大学博士(情報学)。主にユビキタス社会基盤としての情報アクセス技術の研究に従事。電子情報通信学会, 日本データベース学会各会員。



田中 克己(正会員)

1974 年京都大学工学部情報工学科卒業。1976 年京都大学大学院修士課程修了。1979 年神戸大学教養部助手。1986 年神戸大学工学部助教授。1994 年神戸大学工学部教授(情報知能工学専攻)。1995 年神戸大学大学院自然科学研究科情報メディア科学専攻専任教授。2001 年京都大学大学院情報学研究科社会情報学専攻教授, 現在に至る。工学博士。主にデータベースとマルチメディア情報システムの研究に従事。人工知能学会, 日本ソフトウェア科学会, IEEE Computer Society, ACM 等各会員。