論　文

クロス言語テキスト解析に基づく特異画像検索の英語化

服部　　峻†

English-targeted Peculiar Image Search based on Cross-Language Text Analysis

Shun HATTORI†

あらまし　画像検索分野では，対象オブジェクト名に対して，ノイズ画像を除去して適合画像だけを結果として返すことを主な目標の一つとして来た．対象オブジェクト名で Web 画像検索しただけでも適合画像を得ることは難しくないが，結果に含まれる特異画像の割合は小さいため，普通の画像しか目にする機会が無く，そのオブジェクトが取り得る外観に関する知識を網羅的に得ることは未だ実現できていない．対象オブジェクトを内容に含む適合画像に洗練するだけでなく，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，第 2 段階は多種多様に存在し得る特異画像を網羅的に収集できること，画像検索結果においても「適合画像の網羅性」が非常に重要であると考える．これまでの研究において，大量の Web 文書から抽出した対象オブジェクトの特異な色名，及び，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して来た．本論文では，システムを英語化するため，色名などの外観記述を Web から抽出するテキスト解析において，クロス言語（翻訳）機能を組み込んだ拡張手法を提案する．

キーワード　画像検索，クロス言語，テキスト解析，Web マイニング，網羅性．

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来ており，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来ている．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，全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，個体に依って色や形，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有り得る．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，その印象に相応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], [2].

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易く，誰もが容易に思い浮かべることが出来るような「典型画像 [3]」や，このような定番のイメージとは違う一風変わった意外な「特異画像 [4]」を選別して欲しいという要求もある．但し，対象オブジェクトに依って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，民族に依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もある．例えば,「東京タワー」と言えば「赤色の東京タワー」,「ヒマワリ」と言えば「黄色のヒマワリ」,「カリフラワー」と言えば「白色のカリフラワー」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,「ピンク色の東京タワー」や「青色の東京タワー」,「赤色のヒマワリ」や「黒色のヒマワリ」,「緑色のカリフラワー」や「紫色のカリフラワー」なども珍しいが確かに実在する．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と考える．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，典型画

† 東京工科大学コンピュータサイエンス学部
School of Computer Science, Tokyo University of Technology

像と特異画像の両方ともが有用であると考える．

画像検索分野における次の課題として，対象オブジェクトを内容に含む適合画像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得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」が非常に重要であると考える．これまでの研究では第 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して来た．

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に対して画像内容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精確に切り分けることは容易ではない．全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得るからである．

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，テキスト解析技術により，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 から抽出して来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掛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．対象オブジェクト名を基に，特異な色名だけを，或いは，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して来た [4].

一方で，日本語の画像クエリによる特異画像の Web 検索だけでなく，多言語対応に向けて，システムの英語化も同時に行って来たが，英語という言語の特性と提案手法との相性の悪さのため，対象オブジェクトに関する Web 文書を解析して特異な色名を Web 抽出する部分の精度が良くない．つまり，これまでの提案手法のままでは，ある言語（例えば英語）では特異な色名を上手く Web 抽出できず，その結果，特異画像を Web から精度良く検索できない場合があり得るという問題点が依然として残っている．ここで，入力も出力もテキストである文書検索とは異なり，出力がテキストではなく画像である画像検索においては，必ずしも検索クエリ入力時の言語で出力する必要はなく，その言語以外で記述された Web 文書中の画像であっても検索条件に合致していれば良い．例えば，画像クエリとして英語で「Tokyo Tower」と入力されたとしても，日本語の「東京タワー」で検索した結果の画像集合を返しても問題は無い．また，動植物などの遍在するオブジェクトとは異なり，地物などの偏在するオブジェクトが検索対象の場合には，それが存在する国の言語で記述された Web 文書中により詳細で正確な情報（テキストも画像も）が載っていると推測される．例えば,「Tokyo Tower」は日本に存在する地物であるため，検索クエリ入力時の言語ではなく，その地の言語である日本語で記述された Web 文書集合をマイニングした方が，特異な色名をより精確に抽出できると期待される．そこで本論文では，これまでに提案した外観記述（色名）抽出および画像（色）特徴量変換を用いた特異画像の Web 検索手法に，クロス言語（翻訳）機能を組み込んだ拡張手法を提案し，複数の言語空間を超えることで検索精度（ロバスト性）が改善することを評価実験によって検証する．

2. 基 本 手 法

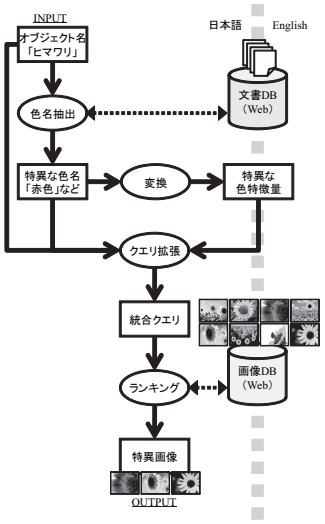
これまでの研究でも，画像内容解析だけでなく，Web 文書テキスト解析も併用して，オブジェクト名によって指定された対象オブジェクトの「特異画像」を Web から精度良く検索する手法について提案して来た．本章では，対象オブジェクト名が日本語の場合 [4]，及び，英語化した場合の基本手法について説明する．対象オブジェクト名が日本語で与えられた場合には，日本語の Web 文書だけを解析して日本語の特異な外観記述（色名など）だけを Web 抽出し，日本語の画像クエリを構成して日本語の画像検索エンジン（Google イメージ検索 [5] など）で処理することで特異画像を Web 検索している．対象オブジェクト名が英語で与えられた場合にも同様に，入力時の英語の言語空間から出る（日本語の言語空間に渡る）ことはない．

2.1 概要：日本語入力の場合

提案して来た基本手法（図 1）では，まず，ユーザから与えられた日本語の対象オブジェクト名を手掛かりに，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日本語の Web 文書から対象オブジェクトの特異な色名を日本語で Web 抽出する．次に，日本語の外観記述を画像特徴量に変換することで，対象オブジェクトの特異な色特徴量を得る．以上により，ユーザによって与えられた日本語の対象オブジェクト名（テキスト条件）に加えて，自動的に Web 抽出して来た対象オブジェクトの日本語の特異な色名（テキスト条件），及び，それを機械的に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 種類の手掛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，統合クエリ中の日本語テキスト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リランキングする．

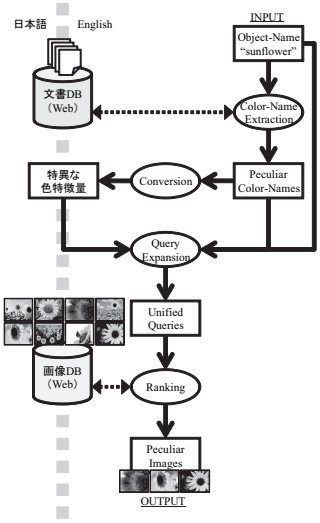
2.2 概要：英語入力の場合

上述をそのまま英語化した基本手法（図 2）では，まず，ユーザから与えられた英語の対象オブジェクト名を手掛かりに，対象オブジェクトに関する英語の Web 文書から対象オブジェクトの特異な色名を英語で Web 抽出する．次に，英語の外観記述を画像特徴量に変換することで，対象オブジェクトの特異な色特徴量を得る．以上により，ユーザによって与えられた英語の対象オブジェクト名に加えて，Web 抽出して来た対象オブジェクトの英語の特異な色名（テキスト条件），及び，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 種類の手掛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，統合クエリ中の英語テキスト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に基づいてリランキングする．



（J: 日本語のみ）

図 1　和名に対する特異画像検索の基本手法
Fig. 1　Basic Peculiar Image Search for Japanese.



（E: English のみ）

図 2　英名に対する特異画像検索の基本手法
Fig. 2　Basic Peculiar Image Search for English.

2.3 対象オブジェクトの特異な色名の Web 抽出

対象オブジェクトの様々な外観記述（色名や形状，質感など）を Web から精度良く抽出する手法に関する研究 [6]〜[9] で得られた知見を参考に，ユーザが入力した対象オブジェクトの名称 o_t に対して，そのオブジェクトの特異な色名を「〜色」という型付きの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，以下に挙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）」でフレーズ検索した最大上位 1000 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で切り出し，その全てを対象オブジェクトの特異な色名の候補とする．その上で，それぞれの色名候補 c_t 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をまず求める．

- 「（色名 c_t）色の（オブジェクト名 o_t）」
- 「（オブジェクト名 o_t）は（色名 c_t）色」

対象オブジェクト名が英語で入力された場合には，日本語の「〜色」に対応する「〜 colored」という型を用いた検索質問「colored (Object-Name o_t)」でフレーズ検索して特異な色名の候補を収集し，以下の両方向の構文パターン各々に合致する文書件数を求める．

- 「(Color-Name c_t) colored (Object-Name o_t)」
- 「(Object-Name o_t) is (Color-Name c_t)」

特異画像検索に必要なのは，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，不適合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．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，特異な色名の候補 c_t に対する対象オブジェクト o_t への相応しさの度合い $\mathrm{pcn}(c_t, o_t)$ (Peculiar Color-Name) を次のように定義する．

$$\mathrm{pcn}(c_t, o_t) := \begin{cases} 0 & \text{if } \mathrm{df}(\texttt{["}o_t\text{は } c_t\text{色"]}) = 0, \\ \dfrac{\mathrm{df}(\texttt{["}c_t\text{色の } o_t\texttt{"]})}{\mathrm{df}(\texttt{["}o_t\text{は } c_t\text{色"]})+1} & \text{others.} \end{cases}$$

但し，$\mathrm{df}(\texttt{[}q\texttt{]})$ は，検索質問 $\texttt{[}q\texttt{]}$ を日本語の文書検索エンジンとして Google ウェブ検索 [10] で処理した検索結果の件数を表している．英語入力の場合にも対応する両方向の構文パターンを用いて同様に定義する．

2.4 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 [11] 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もある．日本工業規格で規定されている全 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，特異な色名を表現する画像的な色特徴量を自動的に得ることが出来る．英語の特異な色名を特異な色特徴量に変換する場合も同様である [12].

2.5 特異画像を Web 検索するためのクエリ拡張

対象オブジェクトの名称，及び，その特異な色名が言語的な手掛かりとして，また，特異な色特徴量が画像的な手掛かりとして得られているとき，対象オブジェクトの「特異画像」を Web 検索するための画像クエリとして，以下のような組み合わせが考えられる．

q1. 対象オブジェクトの名称だけ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を内容条件として統合した画像クエリ

q2. 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条件とする画像クエリ

q3. 対象オブジェクトの名称と特異な色名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を内容条件として統合した画像クエリ

これらの画像クエリはいずれも，対象オブジェクトの名称だけをテキスト条件とする元々の画像クエリと比べて何らかの条件が自動的に拡張されている．

2.6 統合クエリに基づく重み付け

各々の種類の画像クエリ毎に，画像データベース中の各画像 i に対して，対象オブジェクトの「特異画像」としての相応しさの度合いの評価尺度を定義する．

第 1 の画像クエリ q1 は，対象オブジェクト名 o_t をテキスト条件として，特異な色特徴量 c_c を内容条件として持つ．対象オブジェクト名 o_t だけで画像検索した 1 本の結果系列の各画像 i に対して，名称が o_t である対象オブジェクトの特異画像としての相応しさの度合い $\mathrm{pis}_{q1}(i, o_t)$（Peculiar Image Search）を第 1 の画像クエリ q1 に基づいて以下のように重み付けする．

$$\mathrm{pis}_{q1}(i, o_t) := \max_{\forall(c_t, c_c)} \left\{ \mathrm{pcn}(c_t, o_t) \cdot \mathrm{content}(i, c_c) \right\}$$

但し，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 2.4 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，$\mathrm{content}(i, c_c)$ は，各画像 i 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．

$$\mathrm{content}(i, c_c) := \sum_{\forall c} \mathrm{sim}(c, c_c) \cdot \mathrm{prop}(c, i)$$

ここで，$\mathrm{sim}(c, c_c)$ 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 [13] を用いて算出し，色間の類似度が 0.8 以下である場合には無視している．また，$\mathrm{prop}(c, i)$ とは，各画像 i において，色特徴量 c が占有する画素面積の割合を表す．

次に，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 q2 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持つ．各画像 i に対して，名称が o_t である対象オブジェクトの特異画像としての相応しさの度合い $\mathrm{pis}_{q2}(i, o_t)$ を第 2 の画像クエリ q2 に基づいて以下のように重み付けする．

$$\mathrm{pis}_{q2}(i, o_t) := \max_{\forall c_t} \left\{ \mathrm{pcn}(c_t, o_t) \cdot \frac{1}{\mathrm{rank}(i, o_t, c_t)^2} \right\}$$

但し，$\mathrm{rank}(i, o_t, c_t)$ は，日本語の場合には検索質問 ["c_tの o_t"] を，英語の場合には検索質問 ["c_t o_t"] を，画像検索エンジンとして Google イメージ検索 [5] で検索した結果中での画像 i のランキング順位を表す．

最後に，第 3 の画像クエリ q3 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 を内容条件として持つ．3 種類の中では条件が最も強い．各画像 i に対して，名称が o_t である対象オブジェクトの特異画像としての相応しさの度合い $\mathrm{pis}_{q3}(i, o_t)$ を第 3 の画像クエリ q3 に基づいて以下のように重み付けする．

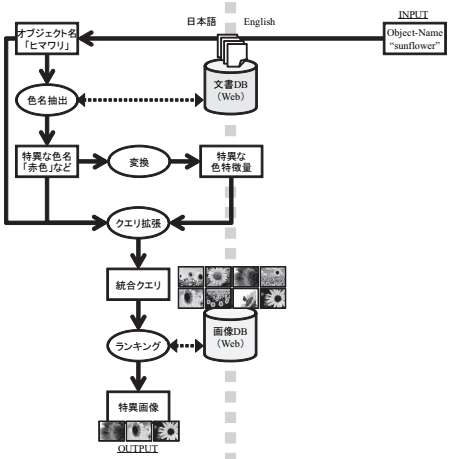
$$\mathrm{pis}_{q3}(i, o_t) := \max_{\forall (c_t, c_c)} \left\{ \mathrm{pcn}(c_t, o_t) \cdot \frac{\mathrm{content}(i, c_c)}{\mathrm{rank}(i, o_t, c_t)} \right\}$$

3. 拡張手法

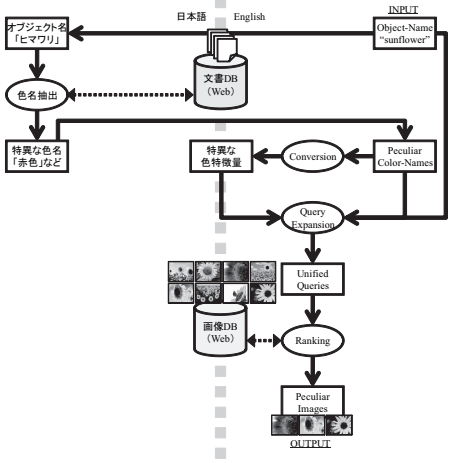
本章で提案する拡張手法では，対象オブジェクト名を入力した際の言語空間だけでは上手く外観記述を Web 抽出できない場合がある問題に対して，元の言語空間から別の言語空間に行ったり，戻って来たりもすることによって，特異画像検索の精度改善を図る．

拡張手法（図 3 (EJ)）では，まず，入力された英語の対象オブジェクト名を英和翻訳して日本語の対象オブジェクト名を得る．次に，日本語の Web 文書から対象オブジェクトの特異な色名を日本語で Web 抽出した後，対象オブジェクトの特異な色特徴量に変換する．最後に，日本語の対象オブジェクト名，日本語の特異な色名，及び，特異な色特徴量を用いて統合的に構成した画像クエリによって特異画像を Web 検索する．

さらに，拡張手法（図 3 (EJE)）では，拡張手法 (EJ) と同様にして日本語の特異な色名を Web 抽出した後，和英翻訳して英語の特異な色名を得る．最後に，元々の英語の対象オブジェクト名，英語の特異な色名，及び，それを変換した色特徴量を用いて画像検索する．



（EJ: English → 日本語）



（EJE: English → 日本語 → English）

図 3　クロス言語な特異画像検索
Fig. 3　Cross-language Peculiar Image Search.

4. 評価実験

前章では，画像内容解析だけでなく Web 文書テキスト解析も併用し，これまで提案して来た色名抽出および色特徴量変換を用いて「特異画像」を Web 検索する基本手法に，クロス言語（翻訳）機能を組み込んだ拡張手法について提案した．本章では，複数の言語空間を超えることで検索精度（ロバスト性）が改善するかを評価実験により検証する．

ユーザが入力として対象オブジェクト名を指定した言語の種類毎に特異画像検索システムの構成法として 3 種類ずつ，英語入力の場合には以下の 3 種類がある．

E.　English 空間のみ

EJ.　English 空間 → 日本語空間

EJE.　English 空間 → 日本語空間 → English 空間

また，特異画像検索のための画像クエリの条件拡張の方法として以下の 3 種類がある．

q1.　テキスト：対象オブジェクト名，
　　内容条件：特異な色特徴量

q2.　テキスト：対象オブジェクト名と特異な色名，
　　内容条件：なし

q3.　テキスト：対象オブジェクト名と特異な色名，
　　内容条件：特異な色特徴量

以上の組み合わせにより，入力言語毎に 9 $(= 3 \cdot 3)$ 組の特異画像の Web 検索手法を定義している．

表 1 は，英語入力の場合において，これまでの提案手法にクロス言語（翻訳）機能を組み込んで拡張することによる効果を検証するため，9 組の特異画像の Web 検索手法，及び，Google Image を用いて，特異画像の Web 検索を行った場合の上位 20 件適合率および上位 100 件適合率を比較している．太字は，対象オブジェクト毎，及び，平均に関して，9 組の構成法の中で最良のものである．図 7 (左) は，英語入力の場合において，Google Image，E*q2 手法，EJE*q2 手法，EJE*q3 手法を用いた特異画像の Web 検索の上位 k 件適合率を比較している．表 1 における最良（太字）の集まり具合で判断すると，EJE*q2 手法が最良のようであるが，図 7 を見ると EJ*q2 手法が最良である．これまでの基本（E*qX）手法の中では最良の E*q2 手法でも，Google Image と比較して，上位 20 件に関しては改善してはいるが依然として低く，上位 100 件では大差ない．一方，クロス言語（翻訳）機能を組み込むことによって，特異画像の Web 検索の平均適合率が大幅に改善されていることが分かる．

図 4 「Tokyo Tower」に対する Google 画像検索
Fig. 4 Google Image Search for “Tokyo Tower”.

No Image	No Image	No Image	No Image	No Image
No Image	No Image	No Image	No Image	No Image
No Image	No Image	No Image	No Image	No Image
No Image	No Image	No Image	No Image	No Image

図 5 「Tokyo Tower」に対する特異画像検索（基本手法）
Fig. 5 Basic Peculiar Image Search (E*qX).

図 6 「Tokyo Tower」に対する特異画像検索（拡張手法）
Fig. 6 Cross-Language Peculiar Image Search (EJE*q2).

表 1　英名に対する特異画像検索の適合率におけるクロス言語の効果
Table 1　Effect of cross-language text analysis on top 20 & 100 precision of English-targeted Peculiar Image Search.

		E English のみ		EJ English → 日本語		EJE English → 日本語 → English	
第 1 の画像クエリ q1	Tokyo Tower	0/20 (.00)	7/100 (.07)	5/20 (.25)	12/100 (.12)	3/20 (.15)	7/100 (.07)
	Sunflower	1/20 (.05)	2/100 (.02)	1/20 (.05)	9/100 (.09)	0/20 (.00)	2/100 (.02)
	Cauliflower	2/20 (.10)	40/100 (.40)	8/20 (.40)	40/100 (.40)	0/20 (.00)	40/100 (.40)
	(平均)	1.0/20 (.05)	16.3/100 (.16)	4.7/20 (.23)	20.3/100 (.20)	1.0/20 (.05)	16.3/100 (.16)
第 2 の画像クエリ q2	Tokyo Tower	0/20 (.00)	0/100 (.00)	9/20 (.45)	40/100 (.40)	**13/20 (.65)**	**43/100 (.43)**
	Sunflower	11/20 (.55)	37/100 (.37)	9/20 (.45)	**54/100 (.54)**	6/20 (.30)	29/100 (.29)
	Cauliflower	5/20 (.25)	20/100 (.20)	14/20 (.70)	61/100 (.61)	14/20 (.70)	**62/100 (.62)**
	(平均)	5.3/20 (.27)	19/100 (.19)	10.7/20 (.53)	**51.7/100 (.52)**	**11.0/20 (.55)**	44.7/100 (.45)
第 3 の画像クエリ q3	Tokyo Tower	0/20 (.00)	0/100 (.00)	1/20 (.05)	29/100 (.29)	7/20 (.35)	20/100 (.20)
	Sunflower	7/20 (.35)	36/100 (.36)	**12/20 (.60)**	50/100 (.50)	2/20 (.10)	18/100 (.18)
	Cauliflower	5/20 (.25)	13/100 (.13)	13/20 (.65)	51/100 (.51)	**16/20 (.80)**	48/100 (.48)
	(平均)	4.0/20 (.20)	16.3/100 (.16)	8.7/20 (.43)	43.3/100 (.43)	8.3/20 (.42)	28.7/100 (.29)
Google Image	Tokyo Tower	0/20 (.00)	7/100 (.07)				
	Sunflower	0/20 (.00)	2/100 (.02)				
	Cauliflower	6/20 (.30)	40/100 (.40)				
	(平均)	2.0/20 (.10)	16.3/100 (.16)				

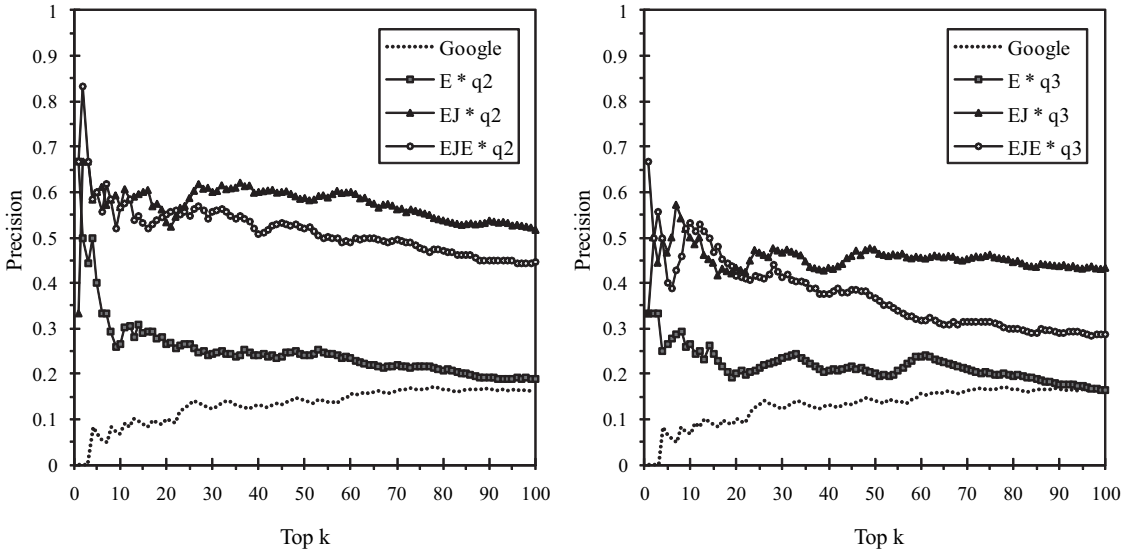


図 7　英名に対する特異画像検索の上位 k 件平均適合率
Fig. 7　Top k average precision of English-targeted Peculiar Image Search.

5. まとめと今後の課題

画像検索において，適合画像に洗練するだけでなく，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，第 2 段階は多種多様に存在し得る特異画像を網羅的に収集できることが重要であると考える．これまでの研究では，ユーザが指定した対象オブジェクトの名称に加えて，大量の Web 文書から自動抽出した対象オブジェクトの特異な色名，及び，それを自動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 Web から精度良く検索する基本手法を提案して来た．

しかしながら，日本語の画像クエリによる特異画像の Web 検索だけでなく，多言語対応に向けて，システムの英語化も同時に行って来たが，英語という言語の特性と提案手法との相性の悪さのため，対象オブジェクトに関する Web 文書を解析して特異な色名を上手く Web 抽出することが出来ず，その結果，特異画像を Web から精度良く検索できない場合があり得るという問題点が依然として残っていた．

そこで本論文では，色名抽出および色特徴量変換を用いて特異画像を Web 検索する基本手法に，クロス言語（翻訳）機能を組み込んだ拡張手法を提案し，システムを英語化した場合にも複数の言語空間を超えることで検索精度が改善することを検証した．クロス言語（翻訳）機能を組み込んだ拡張手法によって，日本語入力の場合に最良である適合率と同等レベルにまで大幅に改善することが出来ることが確認できる．

一方，日本語入力の場合には，上位 k 件平均適合率に関してはクロス言語する効果はあまり見られなかったが，平均ではなく個別の対象オブジェクト毎に見るとクロス言語を組み込んだ拡張手法が最良を獲得している場合もあり，対象オブジェクトに依ってはクロス言語する効果が多少見られる [14]．現行の拡張手法のように対象オブジェクトに依らず固定的に，3 種類の構成法の中から選定するのではなく，対象オブジェクトに依って，日本語空間のみで構成するか，或いは，英語空間へも渡るかを自動的に最適に切り替える機構を開発することが出来れば，日本語入力の場合にもクロス言語する効果が増すものと考える．

今後は,「適合画像の網羅性」を実現するための第 2 段階の課題に対する解法の考案，及び，これまでの基本手法やクロス言語（翻訳）機能を組み込んだ拡張手法の適合率だけでなく再現数の評価も行う予定である．

文　　献

[1] 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,” 情処学論，vol.33, no.11, pp.1373–1383, Nov. 1992.

[2] 木本晴夫，“感性語による画像検索とその精度評価,” 情処学論，vol.40, no.3, pp.886–898, March 1999.

[3] 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論文誌 (DBSJ Letters), vol.6, no.4, pp.9–12, March 2008.

[4] 服部峻，田中克己，“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,” 情処学論（データベース），vol.3, no.1, pp.49–63, March 2010.

[5] Google 画像検索, http://images.google.co.jp/

[6] 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,” 信学会 第 18 回データ工学ワークショップ (DEWS'07), L4-6, March 2007.

[7] 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,” 情処学論（データベース），vol.48, no.SIG11, pp.69–82, June 2007.

[8] S. Hattori, T. Tezuka, and K. Tanaka, “Mining the Web for Appearance Description,” Proc. 18th Int'l Conf. on Database and Expert Systems Applications (DEXA'07), LNCS vol.4653, pp.790–800, Sep. 2007.

[9] 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), A2-1, March 2008.

[10] Google ウェブ検索, http://www.google.co.jp/

[11] 日本工業規格，物体色の色名，JIS Z 8102:2001.

[12] Wikipedia - List of colors, http://en.wikipedia.org/wiki/List_of_colors

[13] J. R. Smith and S.-F. Chang, “VisualSEEk: A Fully Automated Content-Based Image Query System,” Proc. 4th ACM Int'l Conf. on Multimedia (ACM Multimedia'96), pp.87–98, Nov. 1996.

[14] 服部峻，“クロス言語テキスト解析による特異画像の Web 検索,” 第 13 回 画像の認識・理解シンポジウム (MIRU'10) 論文集，IS1-56, pp.424–431 (2010).

（平成 xx 年 xx 月 xx 日受付）

服部　　峻　（正員）

2004 京都大学工学部情報学科卒業．2006 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 日本学術振興会特別研究員 DC2．2009 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 埼玉大学地圏科学研究センター非常勤研究員．2009 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．情報処理学会，日本データベース学会，画像情報学フォーラム各会員．

Abstract As next steps of Image Retrieval, it is very important to discriminate between "Typical Images" and "Peculiar Images" in approvable images, and moreover, to collect many different kinds of peculiar images exhaustively, i.e, "Exhaustiveness" is one of the most important requirements in the next IR. As a solution to the 1st step, my previous papers have proposed a novel method to precisely retrieve Peculiar Images for a Japanese object-name by its peculiar color-names (text) extracted from the Web and/or color-features (image) converted from them. This paper proposes a refined method equipped with cross-language (translation) functions for English-targeted peculiar image search.

Key words Image Retrieval, Cross-Language, Text Analysis, Web Mining, Exhaustiveness.