対象領域限定型類似度計量系による画像メタデータ抽出方式

大森　裕介[†]　　川田　弘明[††]　　清木　康[††]

† 慶應義塾大学総合政策学部　〒 252-0011 神奈川県藤沢市遠藤 5322
†† 慶應義塾大学環境情報学部　〒 252–0011 神奈川県藤沢市遠藤 5322
E-mail: †{s03232yo,t02282hk,kiyoki}@sfc.keio.ac.jp

あらまし　本稿では，画像を独自に条件付けした類似度計量法を用いて画像検索を行い，その類似性によって，対応する対象物を判定し，画像メタデータを自動抽出する方式を示す．一般に，画像に含まれている物体は何であるかということを画像検索システムに認識させることは難しい．本方式では，あらかじめ対象物の分野を絞り，画像を理想的な状態 (対象の位置，向き，大きさを定形的にした状態) に揃え，その対象物に適した画像処理法を適用することにより，対象物を判定し，対応するメタデータを抽出する．ここでは，花の画像を対象とし，花の画像の場合に適した処理を施した上で類似度を計量し，検索する実験により，本方式の有効性を示す．本方式は花以外を対象とした画像を扱った場合でも適用可能である．

キーワード　CBIR，メタデータ自動抽出，画像データ，画像特徴量

An Image Metadata Extraction Method using Domain-Specific Similarity Calculation for Image Retrieval

Yusuke OMORI[†], Hiroaki KAWATA[††], and Yasushi KIYOKI[††]

† Faculty of Policy Management, Keio University　Endo 5322, Fujisawa-shi, Kanagawa, 252–0011 Japan
†† Faculty of Environmental Information, Keio University　Endo 5322, Fujisawa-shi, Kanagawa, 252–0011 Japan
E-mail: †{s03232yo,t02282hk,kiyoki}@sfc.keio.ac.jp

Abstract　Metadata creation for image and picture data is a significant porcess for creating image and picture databases. This paper presents an automatic metadata creation method for image and picture data. The basic idea of this method is to extract metadata automatically by the image retrieval process with similarity calculation in domain-specific conditions and the judging and recognizing process for the object appering in the image. Generally, it is difficult to judge and recognize the object appearing in the image. In this method, we fix a set of objects in a specific-domain in advance, arrange representations of those objects in a regular way, and perform the image retrieval process with appropriate calculation for the objects. In this paper, we show several experimental results in applying this method to a set of flower images to clarify the feasibility of our method. This method can be applied to other domains with domain-specific similarity calculation for images and pictures.

Key words　CBIR，Automatic Metadata Creation，Visual Features，Image Data

1. はじめに

今日，画像データは広く使われており，画像情報を効率よく管理・利用できることが求められている．キーワードによる文章，ウェブの検索は広く利用されている [1] [2].

キーワード検索は画像検索にも適用され，インターネット上でのイメージ検索などでも利用されている．

しかし，一般的に，キーワードによる検索では，求めている情報に対する知識が無い場合にはその情報を得ることは難しい．画像という異なるメディアを言葉 (キーワード) で表現することは難しく，画像の内容に関する知識も必要となる．このため，探している情報がうまく見つからない場合も多い．

画像の内容に関する知識がない場合や，探している画像が漠然としたイメージである場合に，画像をクエリ (問い合わせのためのデータ) として，類似した画像を検索する方式 (CBIR,Content-Based Image Retrieval) を用いることで，検索にキーワードは不要となり，画像に関しての知識情報を持っていない場合にも検索を行うことが可能となる．画像内の対象

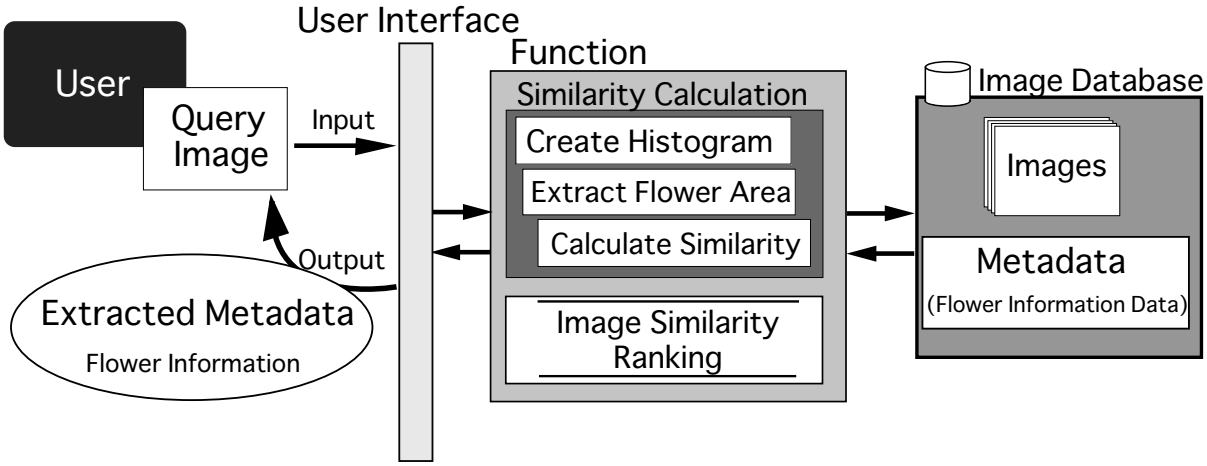

図 1　システム構成図

物に関する情報や,「空がある画像を探したい」などのイメージによる曖昧さを含んでいる情報などの画像検索特有の情報を得ることも可能となるなど，画像による検索方式は情報検索の手段を広げることができるものであり，研究が盛んに行われている [3]．スケッチによる検索インターフェース [4] や，画像の模様などのテクスチャ情報の特徴により類似度を計量する手法 [5]，多重解像度ウェーブレット分解を利用して求めた係数を画像検索に利用する [6] など，画像検索の手法の研究は多岐に渡っている．

本稿では，あらかじめ対象物の分野を限定し，画像を理想的な状態 (対象の位置，向き，大きさを定形的にした状態) に揃え，サンプルとして与えられた画像群にメタデータを付与しておき，理想的な状態に揃えた画像が入力として与えられた場合に，その分野に応じた処理により類似性の高いサンプル画像を獲得し，対応する画像データのメタデータを抽出するという方式を示す．

本稿で示す方式の特徴は，あらかじめ対象物の分野を限定し，理想的な状態に揃えた画像を扱うことで，その分野に応じた処理を施し，類似性の高い画像を獲得することが可能であり，それによって画像データのメタデータ抽出・生成の自動化を実現する点にある．

2. 研究背景

現在，写真の中の対象物の名前などの属性情報を知りたいという場合，これを調べるのは非常に大変な作業である．例えば，写真に写っている対象物に対しての知識がない場合，キーワードで検索する事は難しい．このような事から，辞書を総当りで参照するというような作業が必要となるが，これは困難な作業である．

これに対して，対象物の写真を用意し，その写真と類似した画像を探すことができれば非常に効率的に属性情報を調べることができる．これまでの類似画像検索の代表的な研究として IBM の QBIC [7] がある．これは色や形状などの特徴量を計量することで類似度を計量する技術を有しているが，このようなシステムも，利用において類似度を計量する技術を最適な場面に合わせることができないと，目的の明確な画像検索を行うことは難しい．なぜなら，様々な画像が存在する中で類似画像検索を行った場合，形状の似ている画像や色の似ている画像を見つけることはできるが，明確な意味を伴った成果が現れにくい．形状や色は似ているが，意味的に全く関係の無い画像も探してしまう．

例えば，ユーザが取得を行う対象が明確に決まっている場合に，類似したものを見つけるには，はじめにその対象が何であるのかの種類を見分け，明確に同じ種類の画像と類似度計量をする必要がある．

しかし，画像処理によって，その画像中に存在するものは何か，という種類を見分けるには種類毎のパターン１つ１つとマッチングを行っていき，どれに当てはまるのかを判断する必要がある．そのためには対象のの種類に応じた膨大なパターンを有している必要があり，あまり現実的でない．そのため，ウェブ検索システムとして現在普及しているキーワード検索システムのように，あらゆる種類の用途に対応させることは難しい．

そこで本論文の方式では，CBIR を用いる場合に，対象の種類をあらかじめ限定し，理想的な状態 (対象の位置，向き，大きさを定形的に) に揃えられた画像を扱うという条件を付け，その上で，その画像の対象にとって最適な処理を施した後，類似度計量を行うことにより，類似性の高い画像を獲得可能であることを示す．

ここでは分野を「花」の画像に限定して実験をとることとする．上に述べたとおり，画像処理によって画像中に存在するものが「花」であることを判断させることは非常に難しい．そのため，あらかじめ「花」の画像に限定しておき,「花」の中のどの種類のものかという類似度を計量する．

2.1 利用シーン

本稿では種類を限定する対象分野を花として，実験していくこととする．その場合，データベース上に花の画像と情報を登録してある「花画像検索システム」が利用できるシーンを示す．

旅先において，名前の分からない花に遭遇した場合に，その花をデジタルカメラや携帯のカメラで撮影しておき，あらかじめウェブに接続してある本方式による「花画像検索システム」

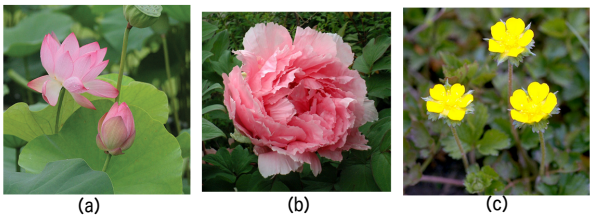

図 2　理想的な状態の画像

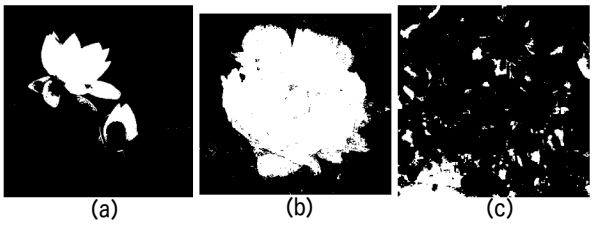

図 3　図 2 を色相によって二値化した画像

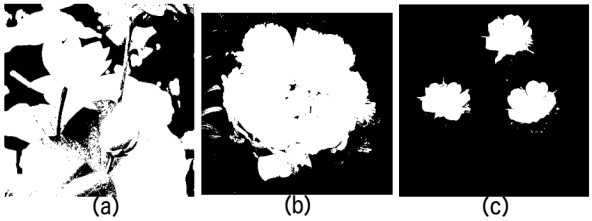

図 4　図 2 を明度によって二値化した画像

に画像を送ることで，花の名前や開花時期などの情報を探すことが可能となる．

なお，分野対象を変えることで，花の分野以外にも同様な画像検索システムを構築可能であると考えられる．

3.　本方式によるシステム概要

本方式の特徴は次のようにまとめられる．

（1）　対象の分野に応じた画像の定形化

（2）　あらかじめ関連付けたメタデータと画像を登録

（3）　対象の分野に特化した画像特徴抽出の運用

（4）　クエリ画像を対象とした特定分野内での画像類似度計量による対応画像の検索

（5）　検索した画像に対応するメタデータの抽出によるクエリ画像のメタデータ生成

3.1　本方式の花の分野への適用

本稿では，画像に写る対象物の分野を「花」に限定して本方式を実現する．画像を図 2 のように理想的な状態に揃え，画像ファイルのパスとメタデータをデータベースに登録しておく．さらに，データベースに登録した画像ファイルにメタデータや，情報テキストなども関連付けておく．ユーザはクエリ画像として，例えばカメラを用いて花を図 2 のような状態で撮影した画像を入力する．その後，対象分野が花の場合に特化した画像認識・処理を行い，類似度を計量する．システムの概要は図 1 のようであり，以下のような流れとなる．

（1）　クエリ画像 (Query Image) 入力 (図 2)

（2）　画像全体のヒストグラムを利用して画像の中から花の領域を抽出 (Create Histogram・Extract Flower Area)(図 3・図 4)

（3）　花の領域だけの色のヒストグラム作成 (Create Histogram)

（4）　同じ処理をかけたデータベース内の画像と類似度を計量 (Calculate Similarity)

（5）　類似度計量結果をランキング (Image Similarity Ranking)

（6）　データベースに蓄積した画像に対応したメタデータ抽出 (Create Metadata)

類似度計量結果をランキングし，ユーザがランキングされた画像から類似画像を選択することで，対応したメタデータ (例えば，花の名前や科目，花びらの枚数など) をクエリ画像のメタデータとして抽出する．

同時に，関連付けてある花に関しての情報テキストなどを出力することにより辞書ツールとして利用することが可能である．

クエリ画像が入力された後に行われる処理を第 4 章において示す．画像を二値化することで画像の中から花の領域抽出を行う方法を第 4.1 章で説明する．類似度計量の方法を第 4.2 章で説明する．

また，メタデータ抽出について第 5 章で説明する．

4.　画像の類似度計量の実現

本方式の特徴である，画像を理想的な状態に揃えておくことを適用することによって，花の領域を抽出するための画像処理を適切に行うことが容易になる．

花の色相による類似度計量を適切に行うには，花の領域を抽出必要があり，以下の方式を実装する．

4.1　判別分析法を用いた画像の二値化による花の領域抽出

画像から花の領域の抽出を行い，類似度を計量する際に不要となる領域を省く処理を行う．図 3, 図 4 は図 2 の二値化画像であるが，黒い部分が省かれた領域である．それは判別分析法を H(Hue, 色相),S(Saturation, 彩度),V(Value, 明度) によって構成された HSV カラーによる HSV ヒストグラムに適用することで行う．

判別分析法 (Discriminant Analysis) とは，双峰性のヒストグラムは 2 つのクラス (まとまりのある分布) が混ざったものであると捉え，そのクラス間の分散を最大にする点を閾値とすることで，最適な閾値を自動的に導出する方式である [8] [9]．図 2 のような理想的状態の花の画像の場合，カラーヒストグラム中の花の領域と背景の領域は明確に分離した双峰性の分布をすることが多いため，判別分析法を用いることができる．

HSV における明度は，画像の二値化を行う際に一般的に利用される．しかし，明度による二値化では，花びらの内側の暗い部分が花領域として見なされなくなってしまうなどの問題が生じることも多い．そこで，本方式では明度のヒストグラムによる二値化に加えて，ヒストグラム中の花の領域と背景の領域の分布の分離がより明確な場合の多い色相のヒストグラムも利用する．

4.1.1 明度のヒストグラムに対する判別分析法の適用

明度のヒストグラムに対する判別分析法により，閾値 $t(0 \leqq t \leqq 255)$ を求める．クラス 1 は明度 0〜t の範囲とし，平均明度 $\bar{f}_1$ とする．クラス 2 は明度 $(t+1)$〜255 の範囲とし，平均明度 $\bar{f}_2$ とする．全画素数を N とし，全画素の平均明度を $\bar{f}$ とする．明度 f を持つ画素数を n_f とすると，明度 f を持つ画素の出現確率 p_f は

$$p_f = \frac{n_f}{N} \tag{1}$$

と表される．それぞれのクラスの出現確率 ω_1，ω_2 は

$$\omega_1 = \sum_{f=0}^{t} p_f = \omega(t) \tag{2}$$

$$\omega_2 = \sum_{f=t+1}^{255} p_f = 1 - \omega(t) \tag{3}$$

また、各クラスの明度の分散 σ_1^2，σ_2^2 は、

$$\sigma_1^2 = \sum_{f=0}^{t} \frac{(f-\bar{f}_1)^2 p_f}{\omega_1},\ \sigma_2^2 = \sum_{f=t+1}^{255} \frac{(f-\bar{f}_2)^2 p_f}{\omega_2} \tag{4}$$

と表される．次に，閾値の判別基準として，

$$\lambda = \frac{\sigma_B^2}{\sigma_W^2},\ \kappa = \frac{\sigma_T^2}{\sigma_W^2},\ \eta = \frac{\sigma_B^2}{\sigma_T^2} \tag{5}$$

を求める．クラス内分散 σ_W^2，クラス間分散 σ_B^2 は次のように表される．

$$\sigma_W^2 = \omega_1\sigma_1^2 + \omega_2\sigma_2^2,\ \sigma_B^2 = \omega_1\omega_2(\bar{f}_2 - \bar{f}_1)^2 \tag{6}$$

また，全分散 σ_T^2 は，

$$\sigma_T^2 = \sum_{f=0}^{255} (f-\bar{f})^2 n_f \tag{7}$$

となる．σ_W^2 と σ_B^2 はそれぞれ t に依存しているが，σ_T^2 は t から独立している．すなわち，3 つの判定基準のうち η は 1 次の統計量から計算することができ，もっとも簡単な計算となり，クラス間分散 σ_B^2 が最大となる閾値 t を求めればよいことになる．

求められた閾値 t よりも低い明度の画素を黒にし，閾値よりも高い明度の画素を白にすることで二値化画像を作る．それにより，画像から花の領域を抽出する．

4.1.2 色相のヒストグラムに対する判別分析法の適用

判別分析法を色相に適用する場合においては，明度の場合と同じように適用することはできない．図 5 は色相のヒストグラムであるが，色相は循環したヒストグラムにより表現でき，360 以上の値になると，再び 0 に戻る．このように色相は循環したヒストグラムになるため，もし終了位置から開始位置にまたがる色相がある場合，上記の方式をそのまま適用するとまたがっている色相を同じ分布のクラスだと見なさず，別のクラスだと見なしてしまうのである．これは，ヒストグラムが双峰性でなくなってしまうということである．

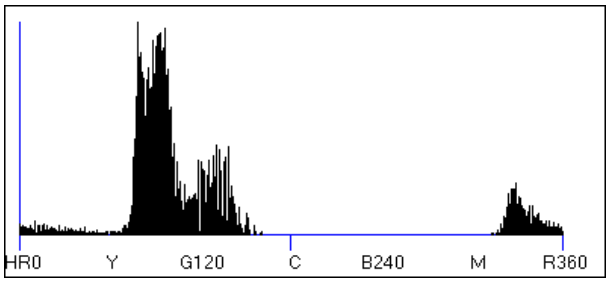

図 5　図 2 (a) の画像の色相のヒストグラム

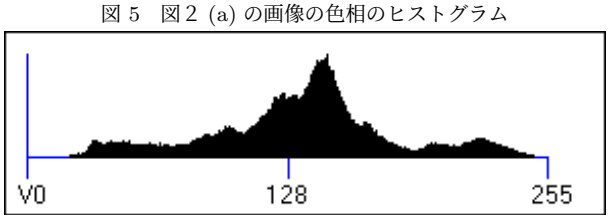

図 6　図 2 (a) の画像の明度のヒストグラム

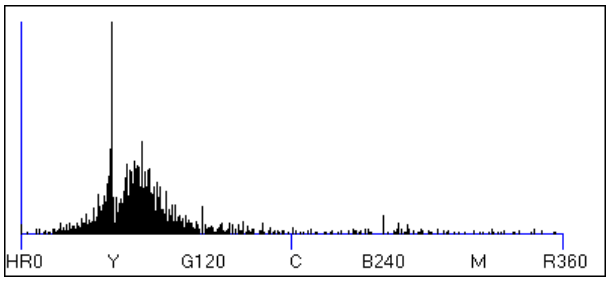

図 7　図 2 (c) の画像の色相のヒストグラム

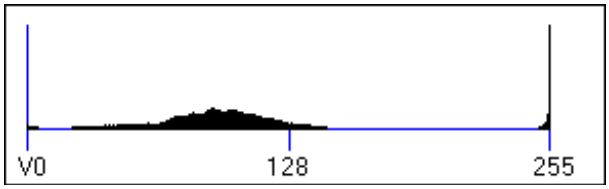

図 8　図 2 (c) の画像の明度のヒストグラム

本方式では，ヒストグラム中で開始位置と終了位置も順に移動させながら閾値を探す計算を行い，最適な開始位置・終了位置・閾値を求めることにより，画像の二値化を行い，花の領域を抽出する．ここでは，色相は 0 から 360 の値で表現する．また，色相は 360 以上の値となる場合は，0 に戻る．色相に対する判別分析法により，閾値を $t_1(0 \leqq t_1 \leqq 359)$，$t_2(0 \leqq t_2 \leqq 359)$ を求める．クラス 1 は色相 t_1〜t_2 の範囲とし，クラス 2 は色相 t_2〜t_1 の範囲とする．色相値 f を持つ画素数を p_f とすると，各クラスの出現確率 ω_1，ω_2 は，

$$\omega_1 = \sum_{f=t_1}^{t_2} p_f = \omega(t) \tag{8}$$

$$\omega_2 = \sum_{f=t_2+1}^{t_1} p_f = 1 - \omega(t) \tag{9}$$

閾値 t_1，t_2 に 0 から 360 までのすべての組み合わせを当てはめ，計算を行う．以降の計算は明度の場合と同様に行い，クラス間分散 σ_B^2 が最大となる閾値 t_1，t_2 の組み合わせを求める．

4.1.3 明度・色相ヒストグラムによる二値化の特性

図３は色相による二値化画像，図４は明度による二値化画像である．図２の画像とそれぞれ縦の列で対応した画像である．(b) の画像は，色相の画像，彩度の画像ともにあまり差が無いが，(a) の画像は明度による二値化がうまく花の領域を抽出できていない．これはヒストグラムの分布の特性によるものである．

図 5，図 6 は図２ (a) の画像のヒストグラムであるが，色相のヒストグラムは双峰性の分布になっているためうまく判別分析法が働くが，明度のヒストグラムは単峰性の分布になっているためうまく働かない．これは，画像中の花の明るさと背景の明るさが近い場合に起こる．明るさは撮影環境に左右されやすいため，しばしばこのような状態になり得る．一方，(c) の画像は色相による二値化がうまく花の領域を抽出できていない．図 7，図 8 は図２ (c) の画像のヒストグラムであるが，明度のヒストグラムは双峰性であるが，色相のヒストグラムは単峰性であるため，判別分析法がうまく働かない．このような現象は，花の画像と背景の画像の色相が近い場合に起こる．

本方式では，色相のヒストグラムと明度のヒストグラムに判別分析を行い，よりクラス間分散が大きい方を花の領域抽出のための二値化に適用している．

4.2 類似度計量

作成した二値化画像の白い部分のみを花の領域と見なし，ヒストグラムから対象領域以外の分布を削除する．そして，同様の処理を施した他の画像のヒストグラムに重ね合わせ，重なった部分を足し合わせていくことで類似度 $S(0 \leqq S \leqq 1)$ を計量する．また，類似度 S の値が 1 に近いほど類似度が高くなる．類似度計量は色相のヒストグラムを利用する．

色相を 360 階調のヒストグラムで表現し，レベル i(図 5，図 7 の横軸) の色相値を持つ画素数を正規化した値を n_i(図 5，図 7 の縦軸) とする．クエリ画像の色相ヒストグラムを Hq，データベース内にパスを登録してある画像の色相ヒストグラムを Hd とすると，類似度 S は，

$$S = \sum_{i=0}^{359} \min(Hq_i, Hd_i) \tag{10}$$

で求められる．

また，各画像のヒストグラムはあらかじめ対象領域のピクセル数で割っておくことで正規化しておく．そのため，大きさの違う画像に対しても一定の方法で類似度を計量できる．

同様の処理・計量をデータベース内の各画像に対しても行い，求めた類似度に基づいてランキングを行う．この際，データベース内の画像に関してはあらかじめ処理後のヒストグラムをデータベースに格納しておくことにより類似度計量が高速化できる．

5. メタデータ抽出

上記のような画像処理・類似度計量を行うことによって，最終的にメタデータを抽出する．

本方式は，あらかじめデータベースに画像を登録すると同時に，メタデータを関連付けて保存しておく．上で説明したように，求めた類似度に基づいてランキングを行った後，ユーザが画像を選択することでメタデータ抽出を行う．

ユーザが画像を選択すると，その画像に関連付けられている花のメタデータをクエリ画像のメタデータとして抽出する．

メタデータを抽出することの意味は，情報が無かった画像に対して，意味として情報を与えることができるということであり，例えば花を対象とした場合，花の名前のほか，科目や開花時期，学名，花言葉，花弁の数などの図鑑情報を得る事が可能であるということであり，それらの情報をクエリ画像と関連づけて置くことで検索・管理が容易となるということである．そのため，有効なメタデータをつけるということは非常に重要な事である．

6. 実　　験

本方式の有効性を示すために，図 1 に示したシステムを実装し，実際に類似度を計量，ランキングをする実験を行った．花の画像を蓄積するデータベースとして PostgreSQL8.0 を利用し，理想的な状態の花の画像 125 枚を登録した．

データベース中の画像の１枚と同じ花の別の画像をクエリとして渡すこととし，クエリ画像に対してデータベース中の画像との類似度を計量し，上位 10 位までの類似度と画像を示す．

6.1 実験１–花の領域を抽出を行わなかった場合

図 9　実験 1-クエリ画像 (問い合わせ 1)

まず，類似度の計量を行う際に花の領域の抽出をすることの効果を示すため，クエリ画像が与えられた後に花の領域の抽出を行わなかった場合の実験を行う．

図 9 の画像の花 (アネモネ) をクエリ画像として与え，データベース中に蓄積した画像との類似度を計量した結果を示す．以下，類似度によるランキングの順位の高い画像から類似度を添えて示すこととする．

図 10 がランキングされた画像である．画像に添えてある０〜１の範囲の値で表示された値が類似度である．類似度の下に表示してある花の名前はデータベースに蓄積しておいたこれらの画像にあらかじめ関連付けておいたメタデータの例である．

クエリ画像と同じ種類の花であるアネモネは 115 位にランキングされているが，データベース中にあるアネモネは，背景領域がクエリ画像と類似していなかったことが原因と考えられる．

さらに，花の領域抽出をしない場合，画像全体の色が類似しているかどうか，ということを判断してしまうため，花以外の領域の色も考慮することになり，正しく花の類似度を計量する事ができなくなると考えられる．そこで，花の領域抽出を行った実験を次に行う

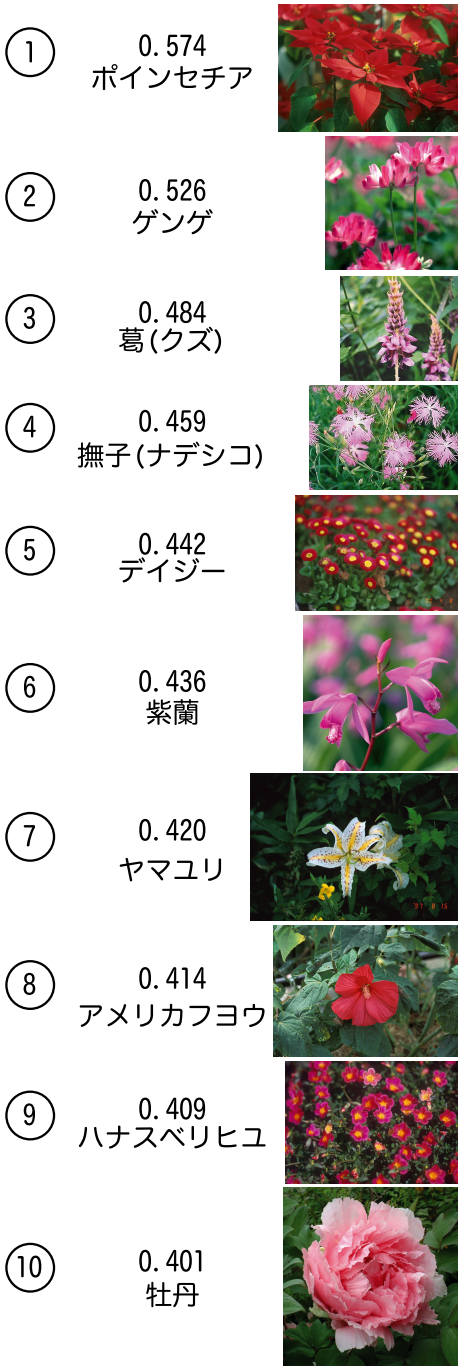

図 10　問い合わせ 1 によるクエリ画像との類似度計量結果にもとづいた画像のランキング (花の領域抽出無し)

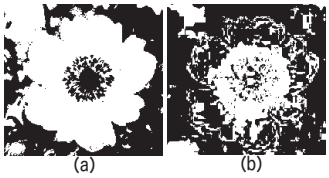

図 11　二値化による花の領域抽出 (問い合わせ 1)–(a) 明度による抽出,(b) 色相による抽出

6.2　実験 1–花の領域抽出を行った場合

章 6.1 の実験で示したとおり，花の領域抽出を行わない場合は，花の類似度ではなく画像全体の類似度を計量することになってしまう．本方式では正確に花の類似度を計量するために，考慮すべきでない花以外の領域を省く処理を行う．

図 9 の画像の花 (アネモネ) をクエリとして与え，データベース中の画像と類似度を計量した結果を示す．図 11 の (a) の画像は明度による花の領域抽出結果，(b) の画像は色相による結

図 12　問い合わせ 1 によるクエリ画像との類似度計量結果にもとづいた画像のランキング (花の領域抽出あり)

表 1　アネモネの画像を選択した時のメタデータ

名前	アネモネ
科	キンポウゲ科
開花時期	3〜5 月
学名	Anemone coronaria
花言葉	はかない恋
原産地	地中海沿岸

果である．この場合，自動的に明度による領域が選択される．

図 12 がランキングされた画像である．各画像に添えられた０〜１の範囲で示された数字はその画像の類似度を示す．

図 12 の画像のうち，クエリ画像と同じ種類の花であるアネモネは１位にランキングされている．

ユーザが画像を選択することで，例えば表 1 のような図鑑情報をクエリ画像のメタデータとして抽出できる．

6.3　実験２–色相によって花の領域を抽出する

同様に，花の領域を抽出する場合で，実験１の例は明度による領域抽出が選択されたが，ここでは色相による領域抽出が選択される例を示す．

図 13　実験 2-クエリ画像 (問い合わせ 2)

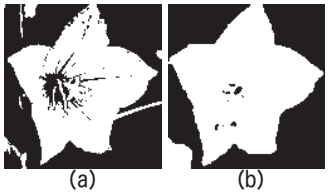

図 14　二値化による花の領域抽出 (問い合わせ 2)–(a) 明度による抽出,(b) 色相による抽出

図 13 の画像の花 (桔梗) をクエリとして与え，データベース中の画像と類似度を計量した結果を示す．図 11 の (a) の画像は明度による花の領域抽出，(b) の画像は色相による花の領域抽出である．この場合，自動的に色相による領域が選択される．

図 15 の画像のうち，クエリ画像と同じ種類の花である桔梗は３位と４位にランキングされている．ユーザが画像を選択することで，例えば表 2 のような図鑑情報をクエリ画像のメタデータとして抽出できる．

表 2　桔梗の画像を選択した時のメタデータ

名前	桔梗
科	キキョウ科
開花時期	6〜8 月
学名	Platycodon grandiflorus
花言葉	変わらぬ愛
原産地	日本，中国

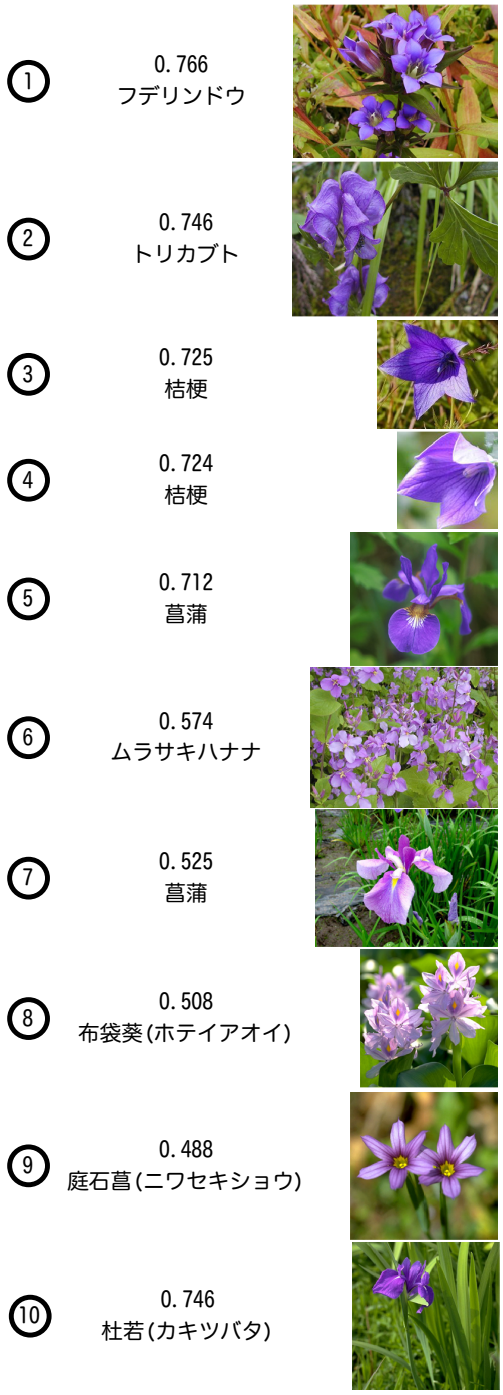

図 15　問合わせ 2 のクエリ画像との類似度計量結果に基づいたランキング

6.4　考　　察

問い合わせ１は期待した画像が１位にランキングされ，問い合わせ２は期待した画像が 3 位と 4 位にランキングされた．これはユーザが画像を選択するのに十分な結果である．本方式では，対象画像データを花の領域抽出を行いやすい状態に揃えているため，シンプルな画像処理手法を用いても期待した結果を得る事ができ，対象の花に関する有効な画像メタデータを抽出することが可能であることを確認した．これは，あらかじめ対象の分野を限定し，画像を理想的な状態にそろえておくことによって可能となるものである．本稿の実験では，対象を花に限

定したことで，花に関する有効なメタデータを引き出すことができた．

本方式は，花の領域を抽出することで正確に花に関してのみの類似度を計量しようとする意図がある．

花の領域を抽出するために，判別分析法を用いて二値化をするという方式を採用している．特に色相による判別分析を用いた場合，白い花を認識させることが難しい．また，複数の色で構成された花からはその大部分を占める１色のみ花の領域として認識され，それ以外の色は無視されてしまう場合が多い．これによって，花の色の特徴の差異を細かく認識することはできなくなっている．今後，花の領域認識の方式を改善することでさらに細かい類似度計量を行うことが期待される．

類似度計量の方式は，ヒストグラムを重ねるという方法を採用しているが，現在の方法に花の領域のテクスチャの分析方式などを加えていくことができれば類似度計量の質の向上を行うことができると考えられる．

本方式では形状によって類似度を計量する方式を採用していない．それは，花の形は個体差があり，また，写真を撮る角度によって大きく形が異なるため，形状による類似度計量を容易に信用することは難しいと思われるためである．しかしながら、形状による類似度計量は，色が異なっても同じ形であれば類似したものと認識することによる利点も持っている．花には同じ種類の花で様々な色の場合があり得るが，これについて本方式 (とりわけ対象を花に限定した場合) では１つの花につき複数の画像をデータベースに登録しておくことで補う．あくまで色によって類似度計量を行う．

7. おわりに

本稿では，あらかじめ理想的な状態に揃えた花の画像とそのメタデータをデータベースに登録しておくことによって，画像中の対象物に応じた処理を施すことができ，類似度計量を行うことにより対象物に関するメタデータを抽出することができるとする方式を示した．また，実験によって，分野を花に特定化することで，判別分析法を用いた類似度計量方式でも期待した結果を得ることができ，本稿で示す方式によるメタデータ抽出を行う事が可能であるということを確認した．

本方式を花以外の対象についても適用し，データベースを作り上げていくことにより，より広い対象のための画像管理・検索環境が構築されていくと考えられる．

また，今後は対象物の差異を認識する方式やその差異についての類似度を計量する方式を実現することにより，さらに細かく類似度計量を行うことができると考えられ，大規模な画像データベースを対象としたメタデータ抽出が可能であると考えられる．さらに，大規模なデータベースを対象とした定量的・解析的実験は今後の課題とする．

謝　　辞

本稿を執筆する際，慶應義塾大学政策・メディア研究科吉田尚史氏，佐々木史織氏に多くの助言を頂きました．ここに感謝の意を表します．

文　　献

[1] M. Kobayashi and K. Takeda, ”Information Retrieval on the Web” ACM Comp. Survey, 32(2), pp.144–173, June 2000.

[2] F.Sebastiani, ”Machine Learning in Automated Text Categorization” ACM Comp. Survey, 34(1), pp.1-47, March 2002.

[3] R.Veltkamp and M. Tanase, ”Content-based image retrieval systems: A survey, October 2000.

[4] K. Hirata and T. Kato, ”Query by Visual Example–Content based Image Retrieval–” In A. Pirotte, C. Delobel, and G.Gottlob, editors, Advances in Database Technology(EDBT ’92), pp.56–71, Vienna, Austria, 1992.

[5] H. Taruma, S. Mori, and T. Yamawaki, ”Textural Features Corresponding to Visual Perception” IEEE Trans. on Systems, Man, and Cybernetics, Vol.SMC-8, No.6, pp.460–473, 1978.

[6] C. E. Jacobs, A. Finkelstein, and D. H. Salesin, ”Fast Multiresolution Image Querying” In SIGGRAPH ’95: Proceedings of the 22nd annual conference on Computer graphics and interactive techniques, ACM Press, pp.277–286, New York, USA, 1995.

[7] W. Niblack, R. Barber, W. Equitz, M. Flickner, F. Glasman, D. Petkovic, P. Yanker, C. Faloutsos, and G. Taubin. The QBIC project: Querying images by content using color, texture, and shape. In Storage and Retrieval for Image and Video Databases. pp. 173–187. SPIE, 1993.

[8] N. Otsu, ”A threshold Selection Method from Gray-Level Histogram” IEEE Trans. on System, Man, and Cybernetics, Vol.SMC-9, No.1, pp.62–66, 1979.

[9] 大津 展之, ”判別および最小２乗基準に基づく自動しきい値選定法” 電子通信学会論文誌, Vol.J63-D, No.4, pp.349–356, 1980.

[10] 加藤絢一郎, 佐々木秀康, 清木康, 水野貴夫, ”画像データを対象とした特徴量類似度計量系によるメタデータ自動生成方式の実現” 電子情報通信学会第１４回データ工学ワークショップ（DEWS ２００３）論文集,March, 2003.

[11] H. Sasaki, and Y. Kiyoki, ”A Prototype Implementation of Adaptive Metadata Generation to Digital Images”, Information Modelling and Knowledge Bases, Vol.XVI, IOS Press, pp. 134–151, May, 2005.