

画像内のオブジェクトに注目した画像内容検索

森 拓矢† 松本 哲也† 大西 昇†

†名古屋大学大学院 情報科学研究科

〒 464-8603 名古屋市千種区不老町 名古屋大学情報科学研究科 メディア科学専攻

Tel. 052-789-5150

E-mail: mori@ohnishi.nuie.nagoya-u.ac.jp

本稿では、「このオブジェクトに類似したオブジェクトを含む画像を検索したい」といった要求に応えることを目的とした、画像内のオブジェクトの特徴を利用した画像検索手法について提案する。オブジェクトに基づく画像検索では、最初の段階で得られるオブジェクト候補領域の抽出精度が、最終的な類似画像検索精度に大きく影響を与えることが予想される。多様なオブジェクトの抽出に対応するためには、様々な種類の特徴量を組み合わせることによって、クラスタリングを行うことが必要となる。しかし、単純に複数の特徴量を組み合わせただけでは、今度は不要な特徴量の悪影響により、クラスタリング性能の劣化を招くこととなる。我々は、特にこの点に着目し、ユーザが提示した問い合わせオブジェクトの有する情報を利用して、領域分割時の特徴量の重要度を決定する手法を検討し、さらに様々な条件における提案手法の抽出精度を実験的に検証評価した。

キーワード：類似画像検索, 領域分割, 特徴抽出

Object Based Image Retrieval using the Information from the Query Image

Takuya Mori† Tetsuya Matsumoto† Noboru Ohnishi†

†Graduate School of Information Science, Nagoya University

Graduate School of Information Science, Nagoya University, Furo-cho,

Chikusa-ku, Nagoya 464-8603 Japan

Tel. 052-789-5150

E-mail: mori@ohnishi.nuie.nagoya-u.ac.jp

There is a demand that "I want to look for the images including a similar object like this". The purpose of this research is to realize the content-based image retrieval system like this effectively. For this purpose, it is necessary to obtain the object candidate areas at an initial stage and the final image retrieval performance would be sensitive to the precision of these areas. It is necessary to obtain the object area by combining the various kinds of the features for the extraction of various objects. However, it comes to cause deterioration in the extraction performance due to the adverse effect of the unnecessary features if we simply combine two or more amounts of the features. In this research, we paid the attention especially on this point. we proposed a method to determine the importance degree of the feature for the area extraction by using the information of the inquiry object that the user presented, and achieved the appropriate area division.

key words : Content-based image retrieval, segmentation, feature extraction

1 はじめに

近年の情報化社会では、デジタルカメラやスキャナといったデジタル機器やインターネットの普及によって、デジタル画像に触れる機会が増加している。また、

計算機の処理能力の向上や記憶装置の大容量化により、多量のデジタル画像を蓄積し、様々な用途に利用するような場面が一般的になってきている。こうした中、簡単な操作のみで画像の分類や検索を行うことができる

ようなシステムが求められている．画像内容検索としては，画像全体の色や構図から得られる特徴を用いた手法と，画像内に写っているオブジェクトの特徴を用いた手法が存在する．前述の手法は風景画像等を対象とする場合には有効であるが，目的とするあるオブジェクトが写っている画像を検索したいといった要求には応えることが難しい．一方，後述の手法では，そのような要求に応えることが可能であり，実用化が望まれている．そこで，我々は，データベース内の画像を領域分割することによりオブジェクトを抽出し，ユーザが提示した問い合わせオブジェクトとの類似度を計算することによって，類似オブジェクトを含む画像を検索するような画像内容検索システムの実現について検証した．

上記のようなオブジェクトに基づく画像検索システムにおいては，初期の段階でオブジェクト候補領域を得ることが必要となるが，その抽出精度は，最終的な類似画像検索精度に大きく影響を与えることが予想される．多様なオブジェクトの抽出に対応するためには，様々な種類の特徴量を組み合わせることによって，クラスタリングを行うことが必要となる．しかし，単純に複数の特徴量を組み合わせただけでは，今度は不要な特徴量の悪影響により，クラスタリング性能の劣化を招くこととなる．本研究では，特にこの点に着目し，ユーザが提示した問い合わせオブジェクトの有する情報を利用して，領域分割時の特徴量の重要度を決定し，適切な領域分割を実現する．また，領域数についても，分割対象の各画像に対して予備的な領域分割処理を施すことによって最適なものを計算することとし，領域分割に関してユーザがパラメータを設定する必要がないようにした．

2 画像領域分割

オブジェクトを定義する特徴量には様々なものが考えられる．主要なカテゴリとして「色」「形状」「テクスチャ」が考えられるが，本研究では，これらのうち「色」と「テクスチャ」を多次元特徴量とした領域分割を行い，オブジェクト候補領域を作成している．しかし，実際のオブジェクト抽出においては，多次元特徴量の各成分の重要度は異なってくる．どの成分に注目すればよりよい領域分割が行えるかは，オブジェクト画像の性質・背景の性質・画像の撮影状況等の諸要因により，各画像でそれぞれ異なってくる．従って，各成分に対する重み係数（式 (3) の行列 W ）を各画像に適

した値に設定することが必要となる．本研究では，2.2 節で述べる手法により，重み係数の値を決定している．

2.1 重みつき K 平均クラスタリング

本研究における K 平均法によるクラスタリング手法を具体的に述べる．領域分割に利用する特徴量特徴量は，色相 p_H ，彩度 p_S ，明度 p_V ，X 座標 p_X ，Y 座標 p_Y 及び注目画素近傍の局所エネルギー（テクスチャに関する特徴量） p_{E_i} ($i = 1, \dots, 6$) である．局所エネルギーの計算は，Haar Wavelet 変換により領域分割対象の画像についてレベル 2 の多重解像度解析を行った．その後，低周波数帯域以外の 6 つの各周波数帯域について，次式を用いて計算する．

$$E_i(x, y) = g(x, y) \otimes h(M_i(x, y)) \quad (i = 1, \dots, 6) \quad (1)$$

ここで， $M_i(x, y)$ は，画素 (x, y) におけるウェーブレット係数である．また， $h(t) = t^2$ とし， $g(x, y)$ を局所的な窓とした．

なお，クラスタリングには以下に述べる重みつき K 平均法を利用した．

1. クラスタリングの対象となるパターン（画素）集合を $P = \{\vec{P}_1, \vec{P}_2, \dots, \vec{P}_N\}$ とする．各パターンは，上で述べた特徴量からなる要素の組 $(p_H, p_S, p_V, p_X, p_Y, p_{E_1}, \dots, p_{E_6})$ を持つ．なお，これらは全て同じスケールに正規化しておく．
2. クラスタ中心 $C = \{\vec{C}_1, \vec{C}_2, \dots, \vec{C}_K\}$ をとる．
3. 以下の処理を， $k = 1, 2, \dots$ に対して反復する．
 - (a) 全パターン \vec{P}_i ($i = 1, 2, \dots, N$) とクラスタ中心 \vec{C}_j ($j = 1, 2, \dots, K$) との距離を次式で計算する．

$$d^2(\vec{P}_i, \vec{C}_j) = (\vec{P}_i - \vec{C}_j)^T \mathbf{W} (\vec{P}_i - \vec{C}_j) \quad (2)$$

$$\mathbf{W} = \text{diag}(w_H, w_S, w_V, w_L, w_L, w_E, w_E, w_E, w_E, w_E, w_E) \quad (3)$$

ここで， w_H, w_S, w_V, w_L, w_E はそれぞれ色相，彩度，明度，位置情報，テクスチャ情報に対する重み係数である．また， diag は対角行列を表す．

- (b) 各パターン \vec{P}_i について，距離 $d(\vec{P}_i, \vec{C}_j)$ が最小となるクラスタ中心 \vec{C}_j を求め，そのクラスにクラスタリングする．

(c) 新しいクラスタ中心を次式によって計算する．

$$\vec{C}_j^{(k+1)} = \frac{1}{N_j^{(k)}} \sum_i \vec{P}_i \quad (4)$$

ここで、 \sum_i は $\vec{C}_j^{(k)}$ に属したパターンについての和、 $N_j^{(k)}$ はそのパターンの個数である．

(d) 次式で表される $diff$ が閾値以下になったら繰り返し処理を終了する．

$$diff^2 = \left\{ \sum_j |\vec{C}_j^{(k)} - \vec{C}_j^{(k-1)}|^2 \right\} / K \quad (5)$$

さらに微小領域の併合を除去するため、画素数が 100 以下の領域については周囲の領域のうち最も画素数の大きいものに併合した．

2.2 重み係数の設定

領域分割結果が得られる前の時点では、オブジェクト特徴量に関する事前情報としては、問い合わせオブジェクトの有する情報しか利用することが出来ない．そこで本研究では、K 平均クラスタリングを行う際の重み係数のうち、 w_H, w_S, w_V については、ユーザがシステムに与えた問い合わせオブジェクトから得られる情報を用いて決定することとする．具体的には次式のように計算する．

$$w_H = \frac{medium(Var_H, Var_S, Var_V)}{Var_H} \quad (6)$$

$$w_S = \frac{medium(Var_H, Var_S, Var_V)}{Var_S} \quad (7)$$

$$w_V = \frac{medium(Var_H, Var_S, Var_V)}{Var_V} \quad (8)$$

ここで、 $medium$ は各要素の中間値を表し、 Var_H, Var_S, Var_V はそれぞれ問い合わせオブジェクト内における各画素の持つ H, S, V 値の分散である．これにより、問い合わせオブジェクト内の分散値が大きい特徴については小さな重み係数が与えられ、逆に分散値が小さい特徴については大きな重み係数が与えられることになる．すなわち、式 (2) の距離測度において、 H, S, V 各成分の距離を問い合わせオブジェクトの H, S, V 成分の標準偏差との比によって計算していることとなる．従って、問い合わせオブジェクトと同一ヒストグラムの領域が得られた場合には領域境界が球状となる．このようにすることで、問い合わせオブジェクトと類似した特徴量の分布を持つ領域が一つの領域として抽出されやすくなり、問い合わせオブジェクトと類似したオブジェクトの抽出精度の向上が期待できる．

2.3 最適クラスタ数判定

K 平均法では、あらかじめクラスタ数 K を決めておかなければならないが、ここでは最適な K の値を以下の手法によって自動的に決定している．まず最初にクラスタ数 K を 1~20 まで変えながら各 K に関してクラスタリングを行い、その後各 K に対して式 9 を計算する．ただし、処理の高速化のために HSV 空間を H, S, V の各方向に均等に 10 分割し、全部で 1000 ブロックに区切り、各ブロックの平均 H, S, V をそのブロックの代表値としてクラスタリングを行う．

$$A(K) = \log V_{mean} + \frac{K}{2} \quad (9)$$

$$V_{mean} = \left\{ \sum_j \sum_i \frac{|\vec{C}_j - \vec{P}_i|^2}{N_j} \right\} / K \quad (10)$$

ここで、 V_{mean} は分散の全クラスタ平均を表している． \sum_j は全クラスタについての和を、また \sum_i は \vec{C}_j を中心とするクラスタに属したパターンについての和をとることを表す．

$K = 1$ から 20 までの $A(K)$ のうち、最小となった時の K の値を最適クラスタ数とする．

3 画像内容検索システム

本研究で構築した画像検索システムにおける処理の流れは次の図 1 の様になっている．

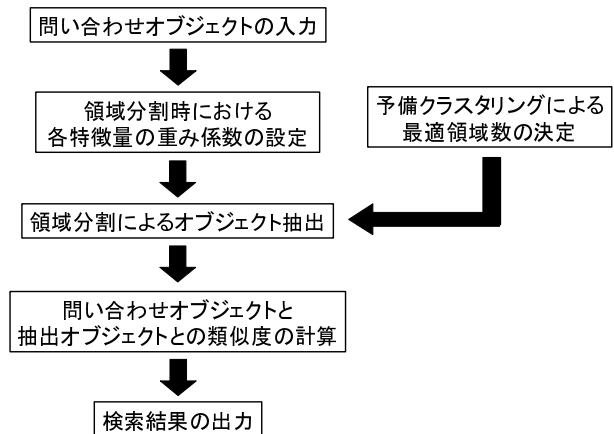


図 1: 処理の流れ

本システムでは、オブジェクト領域が切り出された画像を問い合わせオブジェクトとしてユーザが与える．ユーザが、あるオブジェクト画像をシステムに与えると、その問い合わせオブジェクトから得られる情報を基に領域分割の際の各特徴量の重み係数が決定され、そ

の重み係数によってデータベース内の各画像が領域分割される。なお、データベース内の各画像に最適な領域数は2.3節で示した方法によってあらかじめ計算されている。このようにして得られた各部分領域をオブジェクト候補とし、問い合わせオブジェクトとの類似度を計算する。そして、問い合わせオブジェクトとの類似度が高いオブジェクトを含む上位数枚の画像をシステムの出力とする。

3.1 領域分割によるオブジェクト抽出

領域分割によるオブジェクト抽出の流れは2章で述べた通りである。検索キーとしてユーザが与えたオブジェクト画像から、領域分割の際の各特徴量の重み係数を計算し、データベース内の全画像を領域分割し、オブジェクト候補を抽出する。本研究では、領域分割によって得られた部分領域のうち、画素数が5000以上のものをオブジェクト候補とした。

3.2 オブジェクト間の類似度計算

画像からオブジェクト候補を抽出した後、問い合わせオブジェクトと抽出されたオブジェクト候補との類似度を計算する。

オブジェクトを定義する特徴量には様々なものが考えられるが、主要なカテゴリとして「色」「形状」「テクスチャ」の3種類を挙げることができる。本研究では、これらのそれぞれに対し、以下の3種類の特徴量を利用してオブジェクト間の類似度の測度とした。

1. 色相のヒストグラム

オブジェクト領域の各画素の色相成分に対して、48段階の正規化されたヒストグラムを作成し、48次元の特徴量とする。なお、2つのヒストグラム間の類似度を表す測度としては、ヒストグラム重なり率を利用することとした。ヒストグラムを比較する対象の画像を O_1, O_2 とし、 L をヒストグラムのビン数、 $h_i^{O_1}, h_i^{O_2}$ をそれぞれ O_1, O_2 の正規化されたヒストグラムの i 番目のビンの値であるとき、ヒストグラム重なり率は次式で定義される。

$$I_{O_1, O_2} = \sum_{i=1}^L \min(h_i^{O_1}, h_i^{O_2}) \quad (11)$$

2. 円形度

オブジェクトの形状を表す特徴量としては円形

度を利用した。

$$c_O = \frac{4\pi \times (\text{面積})}{(\text{周囲長})^2} \quad (12)$$

3. テクスチャ特徴量

テクスチャ特徴としては、各画素について式(1)で求めた局所エネルギーのオブジェクト内平均を用いた。回転不変な特徴量とするため、局所エネルギーを計算した全周波数帯域についての和を取り、局所エネルギー平均 e_O は次式のようになる。

$$e_O = \sum_i \left\{ \frac{1}{N} \sum_x \sum_y E_i(x, y) \right\} \quad (13)$$

ここで、 $E_i(x, y)$ は、画素 (x, y) における局所エネルギーである。また、 $\sum_x \sum_y$ はオブジェクト O 中の全画素についての和を、 \sum_i は全周波数帯域についての和を表す。このようにして計算された局所エネルギー平均は、オブジェクトの内部エッジの度合いを反映した値となり、内部エッジが強い、あるいは多いほど大きい値となる。

以上の3種類の特徴量を用いてオブジェクト O_1, O_2 間の類似度 S_{O_1, O_2} を次式で定義する。

$$S_{O_1, O_2} = 0.6I_{O_1, O_2} + 0.2 \left(1 - \frac{|r_{O_1} - r_{O_2}|}{r_{O_1}} \right) + 0.2 \left(1 - \frac{|e_{O_1} - e_{O_2}|}{e_{O_1}} \right) \quad (14)$$

第一項、第二項、第三項はそれぞれヒストグラム、円形度、局所エネルギー平均に対応しており、式(14)はそれぞれの類似度に対して重み係数を掛けたものになっている。類似度 S は、比較対照のオブジェクトが完全に一致した時、最高値1.0をとる。

検索時には、上記類似度の値が上位のオブジェクトを含む画像をシステムの出力画像とする。

4 オブジェクト抽出実験

4.1 実験方法

本実験では、3.1章で述べたオブジェクト領域抽出手法によるオブジェクト抽出精度の評価を行った。

実験で使用する画像データとして、まず魚10枚、花25枚、動物10枚の計45枚の画像と各カテゴリ毎に5種類ずつの背景用画像を用意した。次に、45枚の各画像中のオブジェクト領域を抜き出し、それに背景用画像を組み合わせることにより、225枚の合成画像を得

た．これら原画像 45 枚と合成画像 225 枚の計 270 枚の画像を実験に使用した．合成画像は，同一オブジェクトが異なる背景の下で撮影されたような場合を想定したもので，これにより，背景の異なる場合についても上手くオブジェクト抽出できるか否かを調べる．

本実験では，領域分割対象の画像に含まれるオブジェクトの情報を利用して重み係数の設定を行った上で，その画像自身を領域分割する．用意した 270 枚の画像について，2.2 節で提案した重み係数の設定法によって H, S, V に対する重み係数 w_H, w_S, w_V を設定した手法 1 と，提案手法を利用せず w_H, w_S, w_V を全て 1.0 と設定した手法 2 の 2 通りのオブジェクト抽出実験を行い，結果を比較した．なお，今回は位置情報に対する重み係数 w_L は 1.0，テクスチャ情報については利用しなかったため，重み係数 w_E は 0 と設定した．

4.2 分割結果の評価方法

結果の評価には，重なり率と誤抽出率の 2 種類の評価値を用いた．重なり率は正解オブジェクト領域がどれだけ漏れなく抽出されたかをあらわす値で，

$$\frac{(\text{正解オブジェクト領域と抽出領域の共通画素数})}{(\text{正解オブジェクト領域の画素数})}$$

で計算される．誤抽出率は抽出されたオブジェクト領域のうち正解オブジェクト領域ではない余分な領域がどれだけ存在するかを表す値で，

$$\frac{(\text{余分な領域の画素数})}{(\text{抽出されたオブジェクト領域の画素数})}$$

で計算される．

4.3 実験結果及び考察

抽出されたオブジェクト領域の正解オブジェクト領域との重なり率が 0.9 以上かつ誤抽出率が 0.1 以下のものと，重なり率が 0.8 以上かつ誤抽出率が 0.2 以下となった画像の枚数をまとめると表 1 のようになった．括弧内はオブジェクト抽出元の原画像と合成画像についての枚数をこの順で分けて記述したものである．なお，本実験で領域分割対象とした 270 枚の画像では，2.3 節で述べたクラスタ数判定により，領域数は 2～5 に設定された．

提案手法を利用して領域分割の際の重み係数の設定を行った場合には，提案手法を利用せず重みを単純に 1.0 と設定した場合に比べて，全体的にオブジェクト抽出の精度が向上していることが分かる．また，提案手

表 1: オブジェクトの抽出精度

	重なり率 0.9 以上 誤抽出率 0.1 以下	重なり率 0.8 以上 誤抽出率 0.2 以下
手法 1	119 枚 (17+102)	170 枚 (26+144)
手法 2	98 枚 (14+84)	130 枚 (25+105)

法を利用しない場合，重なり率が 0.8 以上かつ誤抽出率が 0.2 以下のものは，原画像全体のうち 55.6 %ある一方，合成画像では 46.7 %と低くなっている．しかし，提案手法を利用した場合は，原画像については 57.8 %，合成画像では 64 %となり，提案手法によって合成画像からのオブジェクト抽出の精度が向上したことが分かる．重なり率が 0.9 以上かつ誤抽出率が 0.1 以下の場合も同様で，提案手法によって合成画像からのオブジェクト抽出の精度が向上している．これにより，提案手法は，同一オブジェクトが異なる背景の下で撮影されたような画像に対して有効であると言える．また，領域数 K の設定についても，領域分割結果を見たところ，領域数の設定ミスが原因の過分割や過併合は起きておらず，2.3 節で示した領域数決定法が上手く働いていることが分かった．

5 オブジェクトによる画像検索実験

5.1 実験方法

ここでは，実際にユーザが問い合わせオブジェクトとしてあるオブジェクト画像を入力した場合を想定した画像検索実験を行い，検索精度の評価を行った．

実験には次の 3 種類の画像を用いた．

1. オブジェクト抽出実験 (4 章) で用いたものと同様の原画像 45 枚と，合成画像 225 枚の計 270 枚．
2. 1. の画像中のオブジェクト領域内の画素について，彩度及び明度の値を +20 % した画像 270 枚．
3. 1. の画像中のオブジェクト領域内の画素について，彩度及び明度の値を -20 % した画像 270 枚．

また，問い合わせオブジェクトとして，魚 10 枚，花 25 枚，動物 10 枚の計 45 枚の画像からオブジェクト領域を手動で抽出したオブジェクト画像 45 枚も用意した．オブジェクト領域の彩度・明度の値を変更した画像は，

撮影条件の違いを想定した実験を行うために用意したものであり、これによって異なる条件下で撮影された同一オブジェクトについても上手く検索されるかどうかを調べる。

上記の画像を使い、次の6通りの場合について、45種類の全画像を問い合わせオブジェクトとして与えた場合の画像検索実験を行った。

Case1: 前述 1. を検索対象, 提案手法を利用

Case2: 前述 2. を検索対象, 提案手法を利用

Case3: 前述 3. を検索対象, 提案手法を利用

Case4: 前述 1. を検索対象, 提案手法を利用せず

Case5: 前述 2. を検索対象, 提案手法を利用せず

Case6: 前述 3. を検索対象, 提案手法を利用せず

提案手法を利用しない場合の w_H, w_S, w_V は全て 1.0 と設定した。また、位置情報に対する重み係数 w_L 、テクスチャ情報に対する重み係数 w_E はそれぞれ 1.0, 0 と設定した。

5.2 検索結果の評価方法

画像検索結果の評価には再現率と適合率を用いた。再現率は全適合画像中の検索された適合画像の割合で、検索モレの度合いを表す。また、適合率は検索された全画像中の適合画像の割合で、検索ノイズの度合いを表す。検索モレとは適合画像のうち検索されなかった画像のことであり、検索ノイズとは検索された画像のうち適合画像でないもののことである。一般的にこの2つの指標はトレードオフの関係にある。なお、本実験ではある問い合わせオブジェクトを入力した場合の適合画像は、そのオブジェクトを手動で抽出した元の画像1枚と抽出したオブジェクトを用いて作成した合成画像5枚の計6枚である。

5.3 実験結果

ここでは、5.1節で示した6通りのそれぞれの場合について、45種類の全オブジェクトを問い合わせオブジェクトとして入力した場合の再現率、適合率の平均値を求めた。出力する画像は、問い合わせオブジェクトとの類似度が上位のオブジェクトを含む画像としたが、この枚数を1~20枚まで変えながら、それぞれの場合についての値を求め、横軸に画像検索数をとったグラフとして結果を示す。

オブジェクト領域の彩度・明度を变化させた場合の比較

Case1 と Case2 及び Case3 との比較のための結果のグラフを図2に示す。検索数を6とした場合の再現率及び適合率は共に、Case1では0.67, Case2では0.66, Case3では0.57となった。

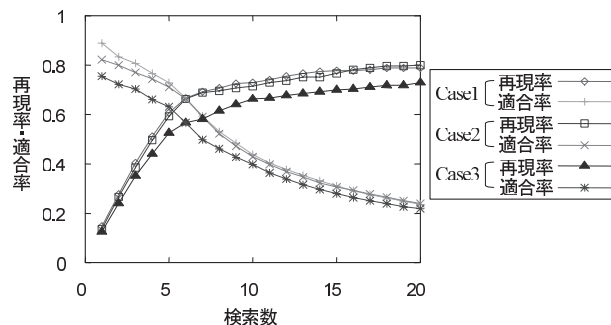


図2: 彩度・明度を变化させた場合の結果の比較

提案手法を利用する場合としない場合との比較

Case1 と Case4 との比較のための結果のグラフを図3, Case2 と Case5 との比較のための結果のグラフを図4, また、Case3 と Case6 との比較のための結果のグラフを図5に示す。検索数を6とした場合の再現率及び適合率は共に、Case4では0.62, Case5では0.63, Case6では0.54であった。

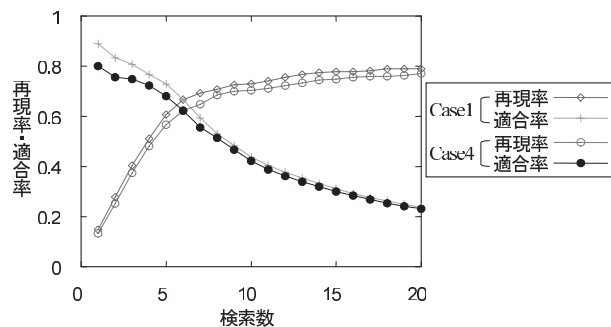


図3: Case1 と Case4 の結果の比較

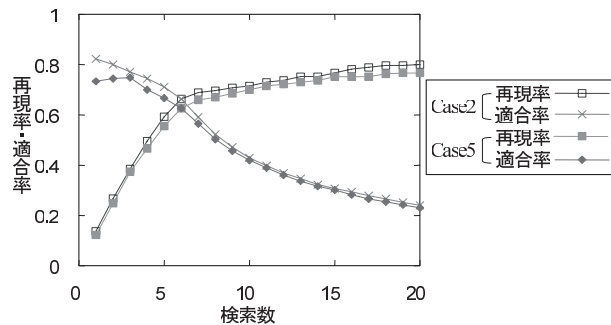


図4: Case2 と Case5 の結果の比較

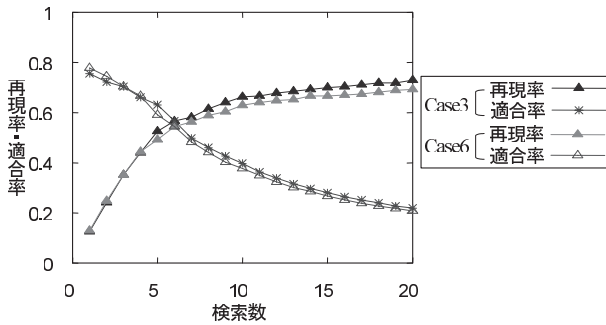


図 5: Case3 と Case6 の結果の比較

オブジェクトによる画像検索の例

実際に問い合わせオブジェクトを入力して得られた検索結果を類似度 S の高いもの順に並べて示す．ここでは，Case1 について，魚の問い合わせオブジェクトを入力した時の結果を示す．また，比較のため，Case4 について同じ魚のオブジェクト画像を入力した場合の結果も示す．

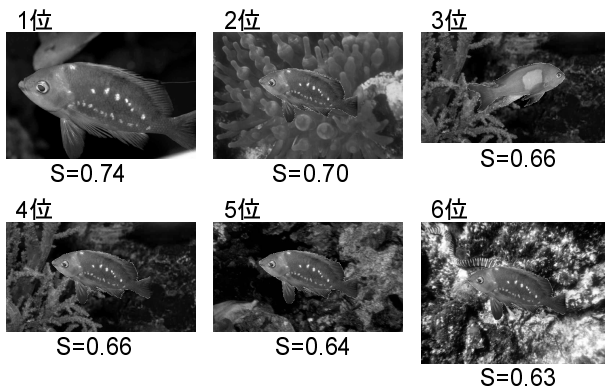


図 6: オブジェクトによる検索例 (Case1, 魚画像)

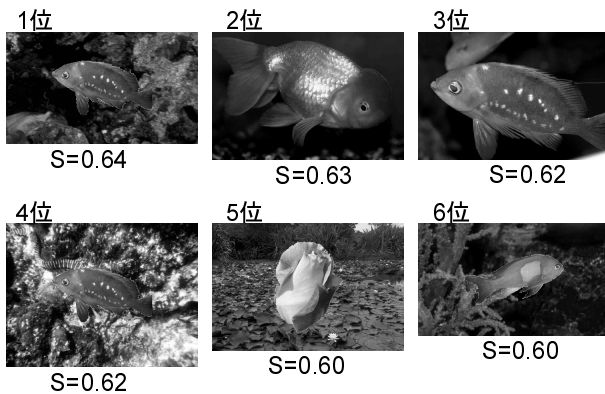


図 7: オブジェクトによる検索例 (Case4, 魚画像)

5.4 考察

5.4.1 彩度・明度の変化の影響

彩度・明度を変化させない Case1 では検索数 6 の時点で再現率，適合率が 0.67 であり，彩度・明度を共に +20% 変化させた場合の Case2 では 0.66 であった．また，グラフ全体を見てみても，Case1 と Case2 では検索数の少ない場合に Case2 で適合率がやや低くなるものの，ほとんど変わらず，彩度・明度を +20% 変化させたことが検索精度に影響を与えていないことが分かる．一方，彩度・明度を -20% させた場合の Case3 では，検索数 6 の場合の再現率・適合率が 0.57 と Case1,2 の場合と比べて約 0.1 低くなった．これは，画像枚数に換算すると $0.6 (= 0.1 \times 6)$ 枚である．この差は，検索数を変化させた場合でも完全に無くなることはなく，ほぼ全域で Case1 と比較すると低い値となり，検索精度がやや低下したことが分かる．原因は，彩度・明度を -20% することによって，オブジェクト領域の明度が背景領域の明度と同じような値となり，領域分割の時点で失敗してしまったからであった．しかし，彩度・明度を 20% 変化させた Case2, Case3 を合わせて総合的に判断すると，検索精度の劣化は一回の検索あたり 0.5 枚未満で済んだことはなく，提案した画像検索手法によって，異なる条件下で撮影されたオブジェクトも検索することが十分可能であると言える．

5.4.2 重み係数設定手法の効果

図 3~5 を見てみると，いずれも提案手法を利用する場合の方が全体的に検索精度が高くなっていることが分かる．検索数 6 での差は，Case1 と Case4 で 0.05，Case2 と Case5 及び Case3 と Case6 で 0.03 であり，それほど大きい変化ではないが，提案した重み係数設定法によりオブジェクト抽出の段階で改善が見られるものが多く，オブジェクト間の類似度計算を工夫することによってさらに検索精度を向上させることが可能であると思われる．

5.4.3 画像検索結果に対する考察

図 6 は問い合わせオブジェクトに魚を用いた場合で，おおよそ上手く検索が行われた例である．オブジェクトを抽出した原画像の類似度が 1 位であり，2,4,5,6 位は問い合わせオブジェクトを含む合成画像となっている．3 位は異なるオブジェクトを含んだ画像となった．

本実験のように、合成画像を用いている場合、検索結果上位6位に適合画像の全てが含まれることが望ましいので、3位に異なるオブジェクトを含む画像が現れたことはマイナス点ではあるが、3位の画像に含まれるオブジェクトは問い合わせオブジェクトと類似しており、一般の画像を用いた実験においては検索されても全く問題のない画像であると思われる。なお、適合画像のうち一枚は領域分割の段階で失敗したため、上位20位以内に含まれなかった。

図7を見てみると、同じオブジェクト画像を問い合わせオブジェクトとして与え、提案した重み係数設定法を利用した図6の場合と比較して、検索精度が悪いことが分かる。提案手法を利用した図6の場合では、適合画像が検索結果の1,2位及び4~6位に現れている一方、提案手法を利用していない図7の場合では1,3,4位である。また、1位の適合画像中のオブジェクトとの類似度を見てみても、図6では0.74である一方、図7では0.64とかなり低い値となっている。このように、本実験において、画像検索の段階においても提案した重み係数設定法は検索精度の向上に効果を発揮していることが確認できた。

6 おわりに

本研究では、画像内のオブジェクトに注目した検索が出来るようなシステムの実現について検証を行った。まず、画像内からオブジェクトを抽出するための領域分割について、検索時にユーザが与える問い合わせオブジェクトから各特徴量の重み係数を設定し、問い合わせオブジェクトと類似した領域がオブジェクト候補として抽出されやすいようにした。また、抽出されたオブジェクト候補と問い合わせオブジェクトとの類似度を計算することで、類似オブジェクトを含む画像を検索するような検索システムを構築した。実験では、提案した重み係数の設定法を利用した場合、それを利用しない場合に比べ、オブジェクトの抽出精度が改善されることが確認できた。また、検索精度についても提案手法を利用した場合は、利用しない場合に比べ高くなる上、撮影条件が異なる状況を想定した場合においても検索精度の低下が小さな範囲に抑えられることが確認できた。

今後については、オブジェクト抽出の精度向上に関して、何が有意なオブジェクトであるかをシステムに判断させるのは難しいことではあるが、ある段階のオブジェクト抽出結果の良し悪しを類似度等によりシス

テムが自動的に判定し、悪い場合には重み係数を変更して領域分割をやり直し、最終的に得られるオブジェクト抽出結果を向上させるような機能を追加することを目指したい。

参考文献

- [1] 中田 雄一郎, 小早川 倫広, 星 守, 大森 匡 “ウェーブレット変換を用いたテクスチャ特徴量”, 電子情報通信学会技術研究報告, PRMU, パターン認識・メディア理解, Vol.96 Num.563 pp.45-52 (1997)
- [2] 境田 慎一, 鹿喰 善明, 田中 豊 “領域修正処理を伴う画像の領域分割手法の検討”, 電子情報通信学会技術研究報告, IE, 画像工学, Vol.96 Num.44 pp.25-30 (1996)
- [3] 狩野 芳正, 大町 真一郎, 阿曾 弘具 “特徴選択によるテクスチャ画像の教師なし領域分割”, 電子情報通信学会論文誌, D-II, 情報・システム II-パターン処理, Vol.J86-D-II Num.7 pp.988-995 (2003)
- [4] 山崎 達也 “多次元ヒストグラムを用いたカラー画像領域分割手法の一提案”, 電子情報通信学会技術研究報告, IE, 画像工学, Vol.100 Num.283 pp.9-14 (2000)
- [5] Robert Porter, Nishan Canagarajah “A Robust Automatic Clustering Scheme for Image Segmentation Using Wavelets”, IEEE Transaction On Image Processing, Vol.5, No.4 (1996)
- [6] B.G. Prasad, S.K. Gupta, and K.K. Biswas “Color and Shape Index for Region-Based Image Retrieval”, Proceedings published in Lecture Notes in Computer Science, Vol.2059, Springer Verlag, pp.716-725 (2001)