

ピンぼけ領域削除による類似画像検索の検索精度向上

栃原 康介[†] 吉本 祐真^{††} 中川 祐治^{†††}

[†] 愛媛大学大学院理工学研究科博士前期課程数理物質科学専攻数理科学コース

〒790-8577 愛媛県松山市文京町2番5号

^{††} 愛媛大学理学部数学科 〒790-8577 愛媛県松山市文京町2番5号

^{†††} 愛媛大学総合情報メディアセンター 〒790-8577 愛媛県松山市文京町3番

E-mail: [†]w848006x@mails.cc.ehime-u.ac.jp, ^{††}ci15c0vercia0n@gmail.com, ^{†††}yuji@cite.ehime-u.ac.jp

あらまし 近年、デジタルカメラの普及や記憶媒体の大容量化などにより、デジタル画像の取り扱いが一般化し、個人が扱うデジタル画像の量が増大している。それに伴い、デジタル画像の分類・検索システムの需要が高まっている。本研究では、画像検索システムの一手法である類似画像検索の検索精度向上を目的とし、検索対象の特徴量を高精度に抽出するため、デジタル画像の対象物体領域と背景領域を自動で切り分けるピンぼけ領域削除処理を開発した。また本手法と、過去の研究における手動による領域の切り分け手法とを、類似画像検索への導入という点で比較、評価し、さらに本手法を導入した類似画像検索の検索精度の評価を行った。

キーワード 類似画像検索、画像データベース、ピンぼけ領域削除

Improvement of Retrieval Efficiency on the Similarity Image Retrieval with Deletion of Background Region

Kosuke TOCHIHARA[†], Yuma YOSHIMOTO^{††}, and Yuji NAKAGAWA^{†††}

[†] Graduate School of Science and Engineering, Mathematical Sciences, Ehime University

Bunkyo-cho 2-5, Matsuyama city, Ehime, 790-8577 Japan

^{††} Department of Mathematics, Faculty of Science, Ehime University

Bunkyo-cho 2-5, Matsuyama city, Ehime, 790-8577 Japan

^{†††} Center for Information Technology, Ehime University

Bunkyo-cho 3, Matsuyama city, Ehime, 790-8577 Japan

E-mail: [†]w848006x@mails.cc.ehime-u.ac.jp, ^{††}ci15c0vercia0n@gmail.com, ^{†††}yuji@cite.ehime-u.ac.jp

Abstract Currently we use digital images easily by currency of digital camera and the amount of the digital images have increased by improvement of storage medium. Therefore demand of image retrieval systems has increased. We developed an effective algorithm for image retrieval system. The algorithm divide a digital image into foreground region and background region automatically. And it makes retrieval efficiency of the system improved. We compared our algorithm with other manual algorithm, and we appreciated retrieval efficiency of image retrieval system with our algorithm.

Key words Similarity Image Retrieval, Image Database, Deletion of Background Region

1. 研究背景

近年、デジタルカメラの普及によりデジタル画像の取扱いが一般化するとともに、記憶媒体の大容量化により、個人の扱うデジタル画像の量が急増している。これに伴って、画像の分類・検索システムの需要が高まっている。

画像検索システムには、画像にキーワードを付与し、文字列での検索を行うキーワード検索と、画像そのものを検索キュー

とする類似画像検索が存在する。本研究では、検索のためのキーワードが分からないような対象でも検索することのできる類似画像検索に焦点を絞った。また、過去に類似画像検索の検索精度向上のための研究を行ってきた [1] [2] [3] [4] [5] [6] [7]。

類似画像検索では、検索キューである画像の持つ特徴量を算出し、データベース内に予め格納されている画像の特徴量群と比較することで画像の類似性を算出し、検索を行う。この時、特徴量の算出は、検索キューである画像内の全ての領域に対し

て行われる．そのため，同じ対象が撮影された画像でも，背景が異なれば算出される特徴量が異なり，検索精度が下がる．そこで，図 1 に示すように背景領域の違いに起因する特徴量差を軽減することができれば，類似画像検索の検索精度は向上する．

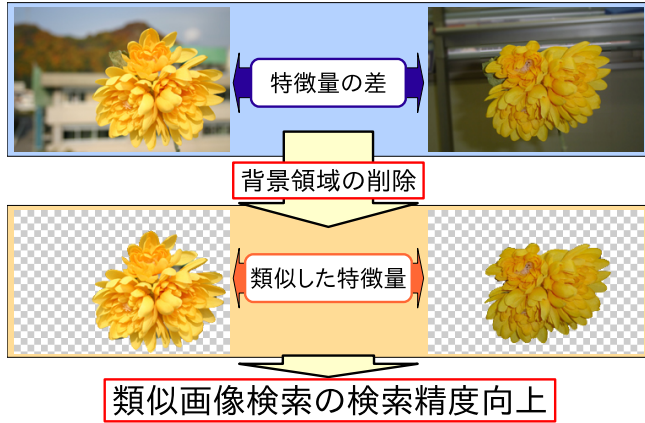


図 1 背景領域の有無と検索精度

Fig.1 Retrieval Efficiency with Background Difference

過去の研究で，物体領域と背景領域を切り分ける手法が提案されている [8] が，その多くはユーザに何らかの操作を求めるもので，大量の画像を取り扱う類似画像検索に適用するには不適当である．また，類似画像検索の検索精度向上を狙った過去の研究でも，検索精度の向上には至っていない [9] ．

本論文では，大量の画像を取り扱う類似画像検索に適用できる，物体領域と背景領域の切り分け手法について詳細に述べ，領域削除の度合いおよび類似画像検索の検索精度それぞれについて評価を行った．

2. デジタル画像のピンぼけ領域削除

本研究ではデジタル画像を物体領域と背景領域に分割する手法を，フーリエ変換による領域削除 (Based on Fourier transform Deletion:BFD) とエッジ情報を用いた領域削除 (Based on Edge strength Deletion:BED) の 2 段階に分けて処理している (図 2) ．本節ではこの分割手法それぞれについて述べる．

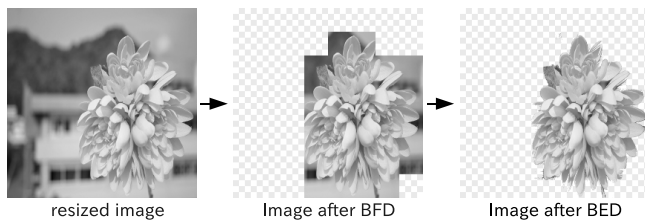


図 2 物体領域と背景領域の分割

Fig.2 Digital image into foreground and background

2.1 フーリエ変換による領域削除 (BFD)

デジタル画像のピンぼけ領域削除の第 1 段階として，フーリエ変換による領域削除 (Based on Fourier transform Deletion:BFD) について述べる．

撮影を行う際，通常対象物体に焦点を合わせて撮影が行われ

るので，焦点を合わせた物体領域は精細に写り，それ以外の背景領域はピンぼけすると考えられる．ピンぼけした背景領域は，空間周波数として低周波数を多く含み，高周波数を含まない領域である．そこで，デジタル画像を小領域に分割し，分割した小領域毎に空間周波数を算出し，小領域毎に削除するか否かの決定を行う．

図 3 に，BFD の処理の流れを示す．

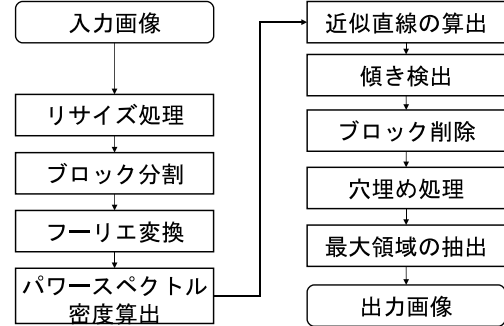


図 3 フーリエ変換による領域削除の処理の流れ

Fig.3 Flowchart of BFD

2.1.1 Gray Scale 変換

画像処理の前処理として，デジタル画像の Gray Scale 変換を行う．Gray Scale 変換にはいくつかの種類があるが，本研究では，NTSC 係数を用いた加重平均法を用いた．入力画像の R 成分，G 成分，B 成分をそれぞれ R ， G ， B とすると，Gray Scale 変換後の輝度値 Y は式 1 で求められる．

$$Y = 0.298912 * R + 0.586611 * G + 0.114478 * B \quad (1)$$

2.1.2 解像度変換と小領域分割

BFD では，まずデジタル画像を小領域に分割し，その後その小領域それぞれについてフーリエ変換を行う．さらにその結果をもとに，小領域をそれぞれ削除するか否かを決定する．離散値をフーリエ変換する際用いるアルゴリズムは，離散フーリエ変換と呼ばれる．デジタル画像の離散フーリエ変換においては，画像の解像度が 2 の累乗である時に最も高速に計算できる事が知られており，これを高速フーリエ変換と呼ぶ．本研究はこの高速フーリエ変換を用いて周波数の算出を行った．

通常，検索に用いられる画像の解像度は一定でなく，高速フーリエ変換の拘束条件を満たすとは限らない．そこで，図 4 に示すとおり画像の解像度を変換し，条件を満たす必要がある．

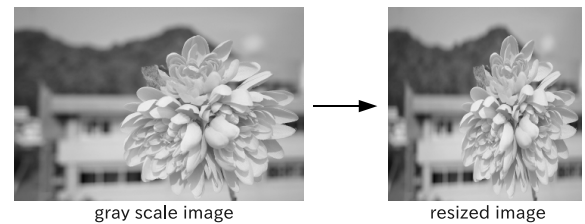


図 4 解像度変換

Fig.4 Resolution Transform

高速フーリエ変換による処理を行うのは分割された小領域に

対してなので、この小領域が 2 の累乗になるように変換を行う。本研究では小領域の解像度が $32 \times 32pixels$ とし、さらに画像全体の解像度が $256 \times 256pixels$ となるよう変換し、図 5 に示すとおり画像を小領域に分割した。

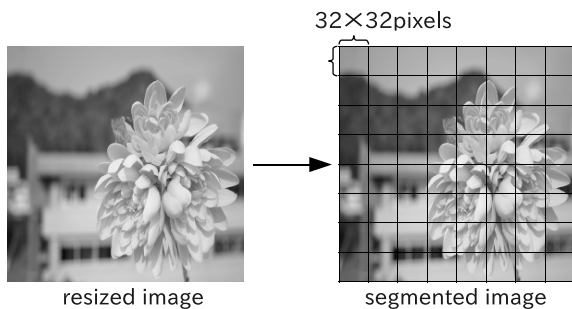


図 5 小領域への分割
Fig. 5 Segmentation into small regions

2.1.3 高速フーリエ変換

デジタル画像に対しフーリエ変換を行う場合、デジタル画像が離散値であり、また 2 次元のデータであることから、2 次元離散フーリエ変換を用いる。2 次元離散フーリエ変換の結果として、図 6 に示すように Spectrum Image $S(u, v)$ が得られる。この $S(u, v)$ をスペクトルと呼び、スペクトル $S(u, v)$ の平方 $|S(u, v)|^2$ をパワースペクトルと呼ぶ。

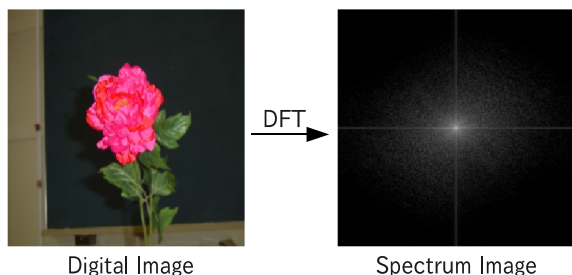


図 6 デジタルフーリエ変換
Fig. 6 Digital Fourier Transform

得られた $S(u, v)$ から、周波数 w のパワースペクトル密度 $PSD(w)$ を式 2 により算出する。パワースペクトル密度は、パワースペクトル $|S(u, v)|^2$ を、周波数 w によって定まる経路 $Path(w)$ によって経路積分し、さらに積分の結果を $Path(w)$ で割ることで算出される。

$$PSD(w) = \frac{1}{||Path(w)||} \sum_{(u,v)}^{Path(w)} |S(u, v)|^2 dudv \quad (2)$$

この時、積分経路は図 7 に示すように、正形状である。

図 8 に分割された画像に対する、高速フーリエ変換による領域削除の流れを示す。解像度が $32 \times 32pixels$ である各小領域に対し、それぞれ高速フーリエ変換を用いて周波数成分を算出し、パワースペクトル密度のヒストグラムを得る。さらにヒストグラムに対し最小二乗法を用いて近似直線を求め、この近似直線の傾きからその領域を削除するか否かの判断を行う。

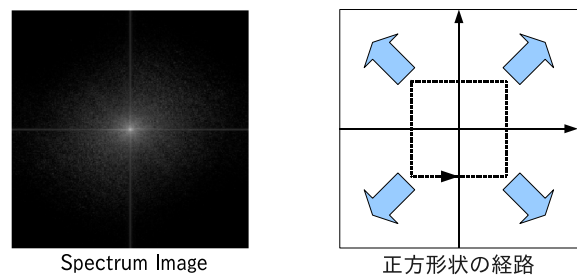


図 7 積分の経路
Fig. 7 Path of Integration

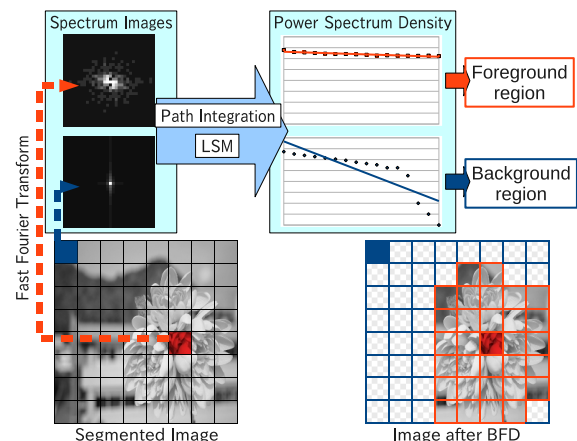


図 8 高速フーリエ変換による領域削除
Fig. 8 Deletion with FFT

2.2 エッジ強度を用いた領域削除 (BED)

デジタル画像のピンぼけ領域削除の第 2 段階として、エッジ強度を用いた領域削除 (Based on Edge strength Deletion:BED) について述べる。

前節で述べたフーリエ変換を用いた領域削除では、小領域ごとに削除が行われるため、物体の輪郭に沿った削除が行えず、図 8 の Image after BFD のように背景領域の一部が残ってしまう。この残った領域は類似画像検索の検索精度に影響を及ぼす。そこで、残った領域を削除するために、画像からエッジ強度を算出し、物体領域の輪郭に沿って領域の削除を行う。

図 9 に、エッジ強度を用いた領域削除の処理の流れを示す。

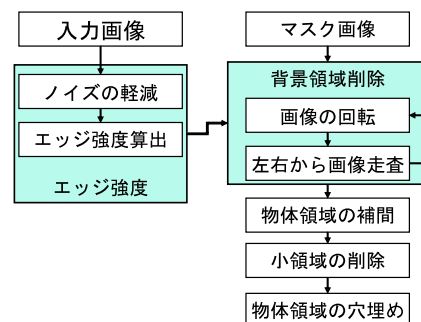


図 9 エッジ強度を用いた領域削除の処理の流れ
Fig. 9 Flowchart of BED

2.2.1 Median Filter によるノイズ軽減

エッジ強度は、画像の輝度値が大きく変化する箇所では算出される。そのため、画像にノイズが存在するとき、ノイズのある箇所がエッジとして抽出されてしまう。物体領域の輪郭に沿って削除するために、このノイズを除去する必要がある。

デジタル画像のノイズ除去には、主に平滑化フィルタが用いられる。平滑化フィルタは、対象画素を中心とした画素群を用いた重み付けによる平均化を行うフィルタである。しかし平滑化を行った画像は、エッジ情報が損なわれてしまうため、BEDを行うには不適當である。そこで、本研究では Median Filter を用いた。Median Filter は、対象画素を中心とした画素群を画素値に従って降順、もしくは昇順に並び替え、その中央値を対象画素とするフィルタである(図 10)。範囲内の画素を平均化してしまう平滑化フィルタと違い、エッジ情報を保持しつつノイズ除去を行うため、エッジを抽出する前処理として適當である。

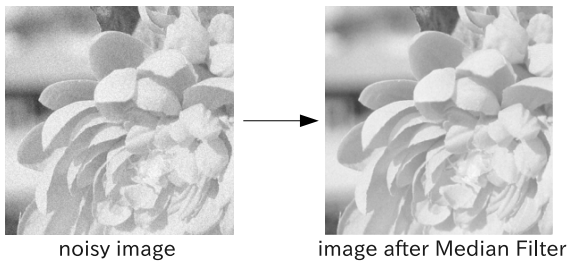


図 10 Median Filter によるノイズ除去
Fig. 10 Noise Erasion with Median Filter

2.2.2 Laplacian Filter によるエッジ強度算出

対象物体の輪郭を抽出するため、ノイズを除去したデジタル画像に対し、エッジ強度の算出を行う。エッジ強度は、画素値の変化の度合いにより算出される値が異なり、変化の度合いが大きいほどエッジ強度も大きく算出される。

エッジ強度の算出は、波形の変化が大きい箇所を見つける処理のことであり、微分による処理が用いられる。離散値における 1 次微分は、隣り合うデータの差分となり、デジタル画像においても同様である。

本研究では、離散の微分処理を行うフィルタとして、Laplacian Filter を用いた。Laplacian Filter は 2 次の離散微分フィルタであり、特に 3×3 のフィルタには 8 近傍距離と 4 近傍距離に応じたフィルタが存在する。図 11 に、Laplacian Filter によるエッジ強度算出処理の結果を示す。

2.2.3 エッジ強度を用いた領域削除

算出されたエッジ強度を用いて、領域の削除を行う。BFD 後の画像に対し、画像の両端から 1 画素ずつ削除の判定を行う。この際、参照画素と同座標のエッジ強度が閾値を超えなければその画素を削除し次の画素の判定を行う。閾値を超えた場合はその行での削除の判定を終了する。図 12 に示すように、1 行ごとにこの処理を繰り返すことで、領域を削除する。

物体の輪郭に沿って削除を行うためには、物体領域の周囲から、物体領域の中心に向かって様々な角度から削除を行うこと



図 11 Laplacian Filter によるエッジ強度算出
Fig. 11 Edge Strength with Laplacian Filter

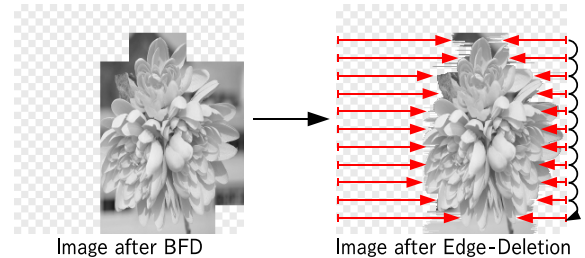


図 12 エッジ強度を用いた領域削除
Fig. 12 Deletion with Edge Strength

が望ましい。しかし、デジタル画像でこういった処理を実装することは困難である。そこで、図 13 に示すように、一連の処理を画像を回転しつつ行う事で、複数の角度から領域の削除を行うことが可能となる。

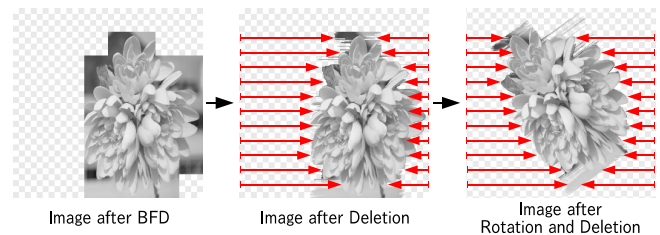


図 13 回転と領域削除
Fig. 13 Deletion background region with edge strength

複数角度からの領域削除の結果得られた、削除された画素の情報を図 14 のように統合することで、エッジ強度を用いた背景領域削除が実現する。

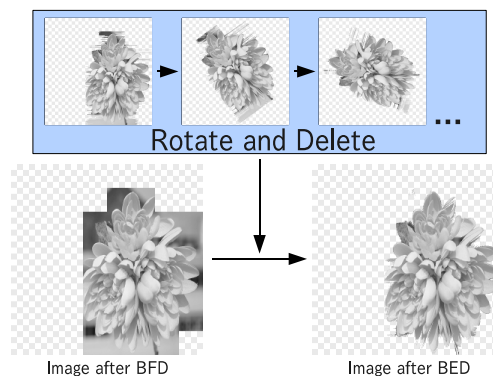


図 14 エッジ強度を用いた背景領域削除
Fig. 14 Deletion with Edge Strength

2.2.4 物体領域の補間

エッジ強度を用いた領域削除では、物体領域まで削除が及ぶ場合がある。図 15 に示すように、物体領域が削除されたままでは、類似画像検索の検索精度に影響を及ぼす。この問題を解決するため、物体領域の補間を行う。

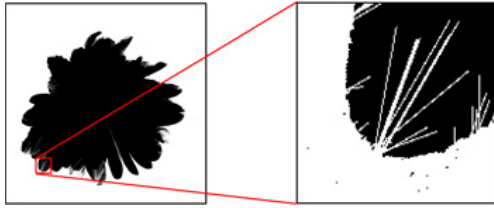


図 15 削除された物体領域
Fig. 15 Damaged Foreground Region

本研究では、物体領域の補間を行うため、画像中の領域を 1 画素太らせる操作を行った。これにより、図 16 に示すとおり、削除された物体領域をほぼ補間することができる。

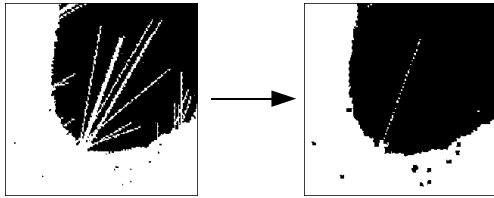


図 16 物体領域の補間
Fig. 16 Interpolation of Foreground Region

2.2.5 ラベリング

物体領域の補間を行った画像は、物体領域以外の小領域が残っている。これらの領域を削除するため、領域のラベリングを行う。さらに、ラベリングを行った領域に対し、ラベルごとの面積を算出し、面積が閾値以下である領域の削除を行うことで、小領域の削除を行う (図 17)。

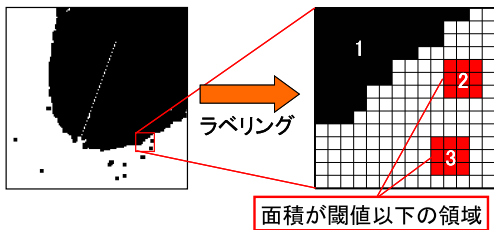


図 17 ラベリングによる小領域の削除
Fig. 17 Deletion Small Region with Labeling

3. 特 徴 量

本節では、類似画像検索のメタデータとして用いる特徴量について述べる。画像の特徴を示す特徴量には様々な種類があるが、本研究では色特徴量と形状特徴量を用いた。

3.1 色 特 徴 量

画像が持つ特徴量として色特徴量がある。一般に、同じ対象物体は類似した色特徴量を持っている。本研究では RGB 特徴量と HSV 特徴量の 2 種類の特徴量を用いた。

3.1.1 RGB 特徴量

RGB 特徴量は、RGB 色空間をもとにした特徴量である。RGB はそれぞれ赤 (Red)、緑 (Green)、青 (Blue) の三原色の要素を表す。通常デジタル画像で表現される RGB は、それぞれ 0 から 255 の値を持つが、本研究では RGB それぞれを 3 つの領域に区分し、計 27 階調に分類した特徴量として扱った。

3.1.2 HSV 特徴量

HSV 特徴量は、HSV 色空間をもとにした特徴量である。HSV はそれぞれ色相 (Hue)、彩度 (Saturation)、明度 (Value) を表す。本研究では、色相を 12 分割し、さらに明度を 3 分割し、合計 15 階調に分類した特徴量として扱った。

3.2 形状特徴量

画像が持つ特徴量として、形状特徴量がある。形状特徴量は、画像からエッジ強度を算出し、そのエッジ強度から形状情報を抽出し、数値化したものである。本研究では、12 方向特徴量と高次局所自己相関関数 (HLAC) 特徴量を用いた。

3.2.1 12 方向特徴量

12 方向特徴量は、画像から抽出されたエッジから、そのエッジの方向を求め、12 階調に分類した特徴量である。エッジの方向を算出するためには、縦エッジと横エッジの情報が必要となる。そこで、12 方向特徴量の算出には Sobel Filter を用いた。Sobel Filter は 1 次の離散微分フィルタであり、x 方向と y 方向それぞれのエッジを抽出するためのフィルタが存在する。

3.2.2 HLAC 特徴量

HLAC 特徴量は、2 値画像において、注目画素を中心とした 3×3 の局所領域における、画素間の相関関係の特徴量としたものである。平行移動に不変であることから等価な特徴が存在するため、それらを除いた全ての特徴数は 25 となる。この 25 パターンの画素の配置と、画像から抽出したエッジを 2 値化したものとを比較し、25 パターンそれぞれに合致する局所領域をそれぞれ計算し、25 階調の特徴量とした。

4. 類似度の算出

本節では、本手法を用いた類似画像検索における類似度の算出法について述べる。

本研究で用いる類似度は、画像間の特徴量を比較し、数値化したものである。また、ここで用いた特徴量は n 階調のベクトルであるため、特徴量の比較とは、ベクトルの比較である。本研究では、類似度をベクトル間の距離を用いて定義し、ベクトル間の距離を算出する距離関数として、ユークリッド距離と方向余弦距離を用いた。

4.1 ユークリッド距離による類似度

類似した画像の特徴ベクトルは、ユークリッド空間においてベクトル間の距離が小さいと考えられる。そこで、ユークリッド距離を類似度として用いた。 n 階調をもつ特徴量について、画像 A の特徴ベクトルを式 3、 B の特徴ベクトルを式 4 で定義

する．

$$C_A = [a_1, \dots, a_n] \quad (3)$$

$$C_B = [a_1, \dots, a_n] \quad (4)$$

さらに，ユークリッド距離 $d_v(C_A, C_B)$ を式 5 で定義する．

$$d_u(C_A, C_B) = \sum_{i=1}^n \sqrt{(a_i - b_i)^2} \quad (5)$$

4.2 方向余弦距離による類似度

類似した画像から算出された特徴ベクトルにおいて，そのベクトル間の角度は小さくなると考えられる．そこで，方向余弦距離による類似度を用いた．方向余弦距離による類似度では，ベクトル間の角度を類似度として用いる．方向余弦距離 $d_v(C_A, C_B)$ を式 6 で定義する．

$$d_v(C_A, C_B) = \arccos \frac{C_A \cdot C_B}{\|C_A\| \cdot \|C_B\|} \quad (6)$$

4.3 画像類似度

本研究では，デジタル画像から抽出される特徴量は色特徴量と形状特徴量の 2 つである．従って，2 枚のデジタル画像から類似度を算出する際，色に関する類似度と形状に関する類似度の 2 種類が算出される．本研究では，これら 2 つの類似度を組み合わせた類似度を画像類似度 d_{image} として用いた．

画像類似度 d_{image} を式 7 で定義する．ただし，色特徴量による類似度を色類似度 d_{color} ，形状特徴量による類似度を形状類似度 d_{edge} とし， α を重み係数とする．なお，色類似度および形状類似度は，前述の式 5 もしくは式 6 によって算出される．

$$d_{image} = \alpha \times d_{color} + (1 - \alpha) \times d_{edge} \quad (7)$$

5. 実験

本論文では，背景領域削除についての評価と，類似画像検索の検索精度の評価の 2 点について実験を行った．実験には情景画像約 2700 枚を登録した画像データベースを用意した．この画像データベースには，予め全ての画像に対し，本手法による領域削除を行った後抽出した特徴量と，領域削除を行わず抽出した特徴量のそれぞれをメタデータとして格納した (図 18)．

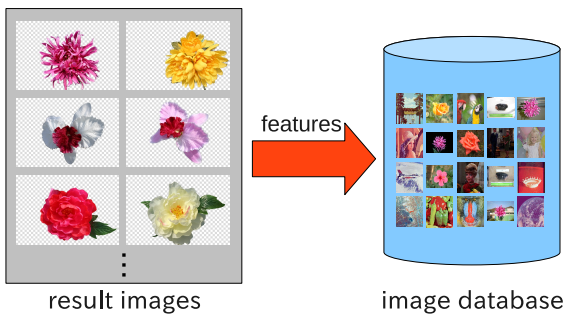


図 18 メタデータと画像データベース

Fig. 18 Image Database with Meta Data

なお，実験に用いる画像のうち，検索キューとして用いる画

像をキュー画像とする．キュー画像として，図 19 に示すとおり，6 種類の花をそれぞれ条件を変えて 7 枚ずつ撮影した合計 42 枚のデジタル画像を用いた．また，図 20 に示すとおり，キュー画像 42 枚それぞれに対し，手動による背景領域の削除を行い，対象物体の領域を残した画像を作成し，これを対象画像とした．



図 19 キュー画像

Fig. 19 Queue Images



図 20 対象画像

Fig. 20 Foreground Images

5.1 背景領域削除の評価

本手法の類似画像検索への有効性を評価するにあたり，まず本論文で述べた BFD と BED によるピンぼけ領域削除の有効性を検証する事が必要である．そこで，Lazy Snapping などの手動による背景領域削除との比較を行った．ただし，手動による背景領域削除を用いた場合，デジタル画像の物体領域と背景領域の切り分けにおいて，常にユーザの意図する処理結果となったという前提のもと実験を行った．

実験にあたって，キュー画像 42 枚と対象画像 42 枚を使用し，キュー画像に対し本手法による背景領域削除を行い，これを結果画像とした．この対象画像と結果画像とを比較・評価した．

ここで，評価のための指標として，画像間の差異 D ，背景領域削除率 Del_{Back} ，物体領域保存率 Con_{Fore} を定義する．

対象画像を I_{ans} ，結果画像を I_{res} とし，対象画像において，物体領域の面積を $Area_{Fore}$ ，背景領域の面積を $Area_{Back}$ とし，物体領域の座標の集合を C_{Fore} ，背景領域の座標の集合を C_{Back} とする．また，画素間の差 $dist$ を

$$dist(x, y) = \begin{cases} 1 & (I_{ans}(x, y) = I_{res}(x, y)) \\ 0 & (other) \end{cases} \quad (8)$$

と定義する．

$$D = \frac{\sum dist(x, y)}{Area_{Fore} + Area_{Back}} \quad (9)$$

$$Del_{Back} = \frac{\sum_{(x,y) \in C_{Back}} dist(x, y)}{Area_{Back}} \quad (10)$$

$$Con_{Fore} = 1 - \frac{\sum_{(x,y) \in C_{Fore}} dist(x, y)}{Area_{Fore}} \quad (11)$$

仮に対象画像に対しこれらを算出した場合、 $D = 0.0$ 、 $Del_{Back} = 1.0$ 、 $Con_{Fore} = 1.0$ となる．

実験はキュー画像 42 枚全てに対して行い、6 種類の花それぞれの主要な画像 1 枚の実験結果と、42 種類の実験結果の平均値を図 21 に示した．

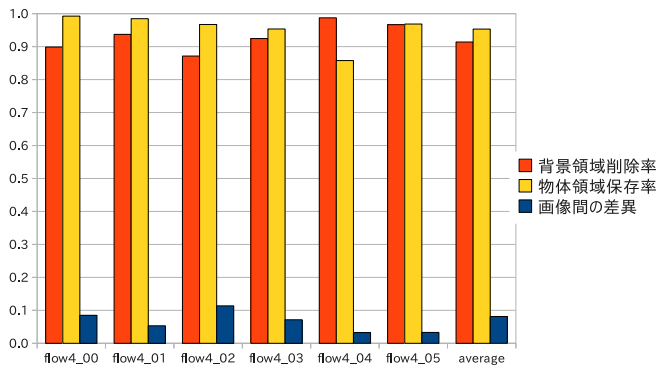


図 21 本手法によるピンぼけ領域削除の評価
Fig. 21 Appreciation of our algorithm

図 21 によると、結果画像と対象画像の全体の差分の割合である D は概ね低い値を示している．これは対象画像と結果画像全体の差が小さい事を示しており、良好な結果と言える．ただし、 D の値だけでは、例えば物体領域が削られてしまっているのか、背景領域が残ってしまっているかなどの判別ができない．そこで、対象画像と結果画像の背景領域の差を示す背景領域削除率 Del_{Back} 、同様に物体領域の差を示す物体領域保存率 Con_{Fore} を見ると、それぞれが高い値を示している． Del_{Back} が高い値を示すほど、背景領域が正解画像と同様に削除されているということであり、 Con_{Fore} が高い値を示すほど、物体領域が削られず、正解画像に近い形で残っていると言える．つまり、この 2 つの値は、それぞれが高い値を示す事で初めて良い結果であると言える．図 21 の結果から、画像ごとに多少のばらつきはあっても、 Del_{Back} と Con_{Fore} はそれぞれ高い値を示している．

今回設定した 3 つの指標に関して、それぞれが良い結果を出しており、本手法の背景領域削除に対する有効性が示された．

さらに、図 22 に、同じ対象物体が写ったデジタル画像 12 枚

に対し、背景領域を削除せず特徴量を抽出した結果を示す．ここで用いた特徴量は HSV 特徴量である．また、比較対象として、手動で背景領域を削除した画像から HSV 特徴量を抽出した結果を、対象の特徴量と定義し、最上段に示す．

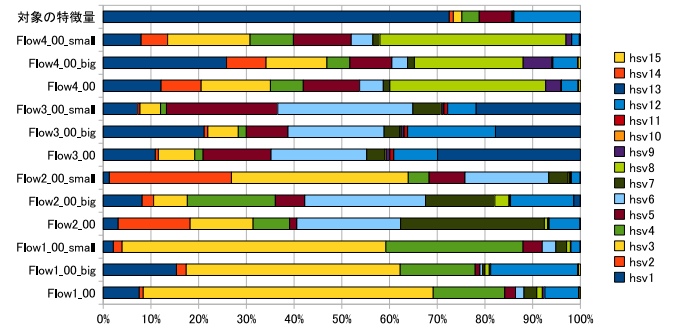


図 22 デジタル画像の特徴量
Fig. 22 Feature value

抽出された特徴量がバラバラで、類似性を見出し難い．これは、同じ対象物体が写っていたとしても、背景が異なるために全く違う特徴量が抽出されてしまった結果である．

これに対して、本手法による背景領域削除を行った上で同様の特徴量を抽出した結果を図 23 に示す．また、図 22 と同様に、比較対象として対象の特徴量を最上段に示す．

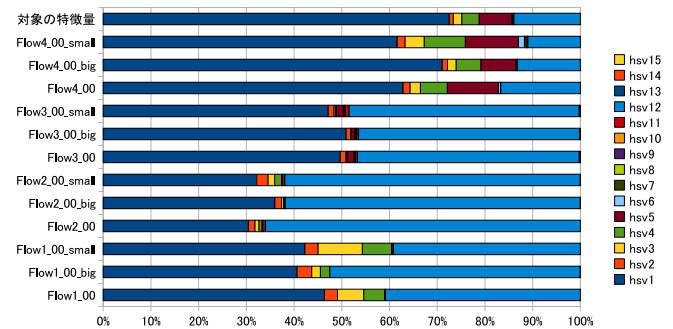


図 23 本手法による特徴量
Fig. 23 Feature value with our algorithm

図 22 に比べ、図 23 では HSV 特徴量の 15 階調の中でも、1 番と 12 番の特徴が目立って抽出されている．対象の特徴量においても同様の特徴が目立って抽出されていることから、本手法による背景領域削除で、対象物体の特徴量をより高精度に抽出できていることが確認できた．

以上のことから、BFD と BED が背景領域削除において有効な手段であり、デジタル画像の特徴量抽出に関して、対象物体の特徴量を高精度に抽出できる点で有効であることが示された．

5.2 検索精度の評価

背景領域削除についての評価に続き、類似画像検索の検索精度の評価を行う．検索精度の評価においては、キュー画像を用いて検索を行い、その結果から適合率および再現率を算出し評価した．適合率および再現率の算出については、検索結果 1 ～ 50 件に対して行った．

検索に用いた画像は図 19 に示したキュー画像 42 枚である．また，正解画像として，キュー画像 1 枚に対して正しい検索結果を示すデジタル画像が 28 枚用意され，画像データベースに格納されている．

5.2.1 適合率による評価

適合率とは，検索結果画像の数に対する，正解画像の数の割合である．検索結果の上位 n 件における正解画像の数を Cor_n とすると，検索結果の上位 n 件における適合率 P_n は，式 12 で定義される．

$$P_n = \frac{Cor_n}{n} \quad (12)$$

本手法による領域削除を行った場合の類似画像検索の結果から算出される適合率を”適合率 (本手法)”，領域削除を行わない場合の適合率を”適合率 (処理無し)”，さらに理想的な検索結果の場合の適合率を”適合率 (理想)”として，図 24 に示す．

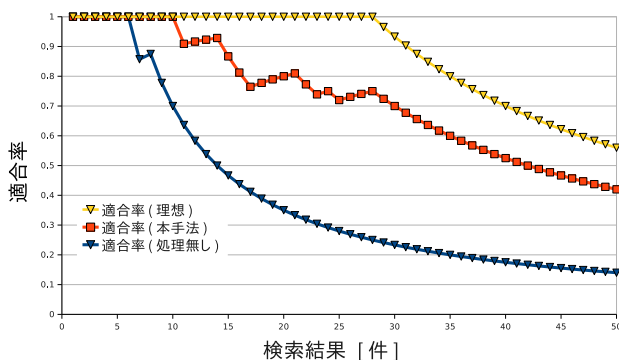


図 24 適合率
Fig. 24 Precision

適合率 (理想) では，検索結果 28 件まで適合率の上限値である 1.0 を保持し，その後緩やかに下降していく．つまり，検索結果の上位に多くの正解画像が出力されている事が分かる．適合率 (処理無し) は早い段階で下降を始め，ほぼそのまま下降し続けており，検索要件を満たす検索結果が数件上位に見られるのみで，非常に少ない事が分かる．それに対し適合率 (本手法) は適合率 (理想) より低いものの，適合率 (処理無し) に対し明らかに良い値を示し，正解画像の件数が多いことが分かる．

5.2.2 再現率による評価

再現率とは，画像データベースに存在している，検索要件を満たす正解画像の総数に対する検索結果に含まれる正解画像の数の割合である．検索結果の上位 n 件における正解画像の数を Cor_n とし，画像データベースに存在する検索要件を満たす正解画像の総数を Cor_N とすると，検索結果の上位 n 件における再現率 R_n は，式 13 で定義される．

$$R_n = \frac{Cor_n}{Cor_N} \quad (13)$$

本手法による領域削除を行った場合の類似画像検索の結果から算出される再現率を”再現率 (本手法)”，領域削除を行わない場合の再現率を”再現率 (処理無し)”，さらに理想的な検索結果の場合の再現率を”再現率 (理想)”として，図 25 に示す．

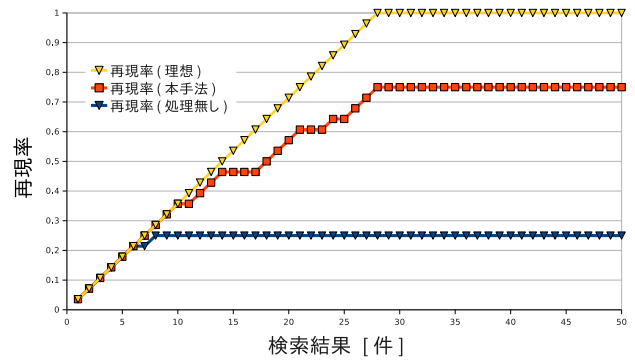


図 25 再現率
Fig. 25 Recall

再現率 (理想) では，検索結果 28 件まで常に値が上昇し続け，28 件に到達した時点で，上限値である 1.0 になる．つまり，検索結果の上位 28 件が全て正解画像であり，全ての正解画像が出力されている事を示す．再現率 (処理無し) は，検索結果 8 件以降値が変わらないままであり，検索結果の上位 50 件に含まれる正解画像が非常に少ない事が分かる．それに対し再現率 (本手法) では，最終的な値が 0.75 を示している事から，検索結果の上位 50 件に 75% の正解画像が出力されている事が分かる．

適合率および再現率の示すとおり，本手法を用いた類似画像検索の検索精度が，本手法を用いない場合の類似画像検索に対して大きく向上した事が分かった．

6. おわりに

画像の特徴量抽出のための BFD および BED を用いた領域削除手法を開発し，評価した．また，本手法を用いた類似画像検索の検索精度評価を行った．結果、検索精度の向上が認められ、類似画像検索における本手法の有効性が示された。

文 献

- [1] 濱岡圭，上田和章，中川祐治：動的計画法を用いた類似画像検索における検索効率の向上，IEICE Technical Report DE2006-52(2006-7)，pp.13-18，2006.
- [2] 井原修，上田和章，中川祐治：色と形の特徴量を用いた類似画像検索，平成 18 年度電気関係学会四国支部連合大会講演論文集，p.160，2006．
- [3] 大塚秀之，中川祐治：HSV 色情報を用いた類似画像検索，平成 19 年度電気関係学会四国支部連合大会講演論文集，p.205，2007．
- [4] 井原修，中川祐治：色と形の特徴量による類似画像検索，平成 19 年度電気関係学会四国支部連合大会講演論文集，p.204，2007．
- [5] 大塚秀之，中川祐治：ピンぼけ領域削除を用いた類似画像検索，平成 20 年度電気関係学会四国支部連合大会講演論文集，p.204，2008．
- [6] 柝原康介，中川祐治：類似画像検索のための背景領域削除，平成 22 年度電気関係学会四国支部連合大会講演論文集，p.148，2010．
- [7] 柝原康介，中川祐治：背景領域削除による類似画像検索の検索精度向上，第 3 回楽天研究開発シンポジウム論文集，2010.
- [8] Yin Li, Jian Sun, Chi-Keung Tang and Heung-Yeung Shum: Lazy Snapping, SIGGRAPH 2004. (ACM Transaction on Graphics, Vol 23, No.3, April 2004.)
- [9] 荻原健太，小枝正直：被写界深度に存在する主体物体の自動検出法の提案，情報処理学会研究報告 Vol.2010-CVIM-172，No.18，pp.1-6，2010．