

# モルフォロジ演算を用いた領域画像の分類

川内貴志<sup>†</sup> 牧之内顕文<sup>‡</sup>

<sup>†</sup>九州大学大学院システム情報科学府知能システム学専攻

<sup>‡</sup>九州大学大学院システム情報科学研究院

<sup>†‡</sup>〒812-8581 福岡市東区箱崎 6-10-1

Email: † kawauchi@db.is.kyushu-u.ac.jp ‡ akifumi@is.kyushu-u.ac.jp

**あらまし** 近年、さまざまな方法を用いてコンピュータによって画像の分類、検索を行うシステムが研究されている[1][4]。本研究室は色、テクスチャ、エッジの 3 種類の特徴による画像の分類、検索システムの研究を行ってきた[9]。しかし、これらの特徴による領域画像の分類、検索では、ある程度の検索の能力を持つものの、改善の余地が見られた。本論文ではこの点を踏まえ、[9]の検索システムに新たに導入するための特徴量としてモルフォロジ演算を用いた特徴量を提案する。

**キーワード** マルチメディアデータベース、画像分類、SVM、画像処理、領域画像

## Classification of region images using morphology operation

Takashi Kawauchi<sup>†</sup> Akifumi Makinouchi<sup>‡</sup>

<sup>†</sup>Graduate school of Information Science and Electrical Engineering, Kyushu University

<sup>‡</sup>Graduate school of Information Science and Electrical Engineering, Kyushu University (prof.)

<sup>†‡</sup>Hakozaki 6-10-1, Higashi-ku, Fukuoka City 812-8581 Japan

Email: † kawauchi@db.is.kyushu-u.ac.jp ‡ akifumi@is.kyushu-u.ac.jp

**Abstract** Recently, there are various work for image classification and image retrieval[1][4]. We research for image retrieval and image classification using three kind of features; color, texture, edge[9]. But, in these way, they classified truly in some degree, but it admits of improvement.

Considering this point, we propose a new feature to implement image retrieval system; using morphology operation.

**Keywords** multimedia database, image classification, SVM, image process, region images

### 1 . はじめに

近年、コンピュータを用いて動画画像や静止画像を検索、分類させるシステムの研究、開

発が世界各地で行われている。特に、画像の内容に基づく検索(Content Based Image Retrieval)はここ数年で、多くの研究者に関

しての研究課題として注目されている。CBIRの例としては Visual SEEK[ 1 ]などがある。

また、画像検索や画像分類のための特徴量に関しても、ウェブレットを用いた解析や[2]、領域分割を行い、領域からの特徴抽出を行う方法[3]、モルフォロジを用いた画像の特徴抽出[4]など、さまざまな特徴抽出を行う方法が研究されている。

本研究室では、先行研究[9]を基に画像検索のための領域分割に関する研究を行っている。[9]では、色、テクスチャ、エッジの特徴量を用いて画像の分類、検索を試みたが、実験を行った結果、自然の領域画像と人工物の領域画像の分類、および自然画像をさらにいくつかのクラスに分割して分類を行う際に改善の余地が見られた。そこで、この検索システムに新たに導入する特徴量として、画像の輪郭の方向性の抽出に注目しモルフォロジを用いた特徴量を考えた。

本論文ではモルフォロジを用いた特徴量の性能を評価することを目的とし、2章で分類の手法、3章でモルフォロジやその他用いた特徴量に関する説明を行い、4章で実際に行った実験およびその実験結果について述べる。そして、5章で実験結果の考察、および今後の課題について述べる。

## 2．領域画像の分類

### 2．1 分類の手法

本分類手法では分類、および学習に用いる画像にあらかじめ領域分割を行い、その結果得られた画像を学習用画像と分類用画像に分けて分類実験を行う。

図1に、学習用と分類用の各領域画像について行う作業を示す。

画像の特徴抽出では3章で述べる特徴抽出法を用いて、領域画像を高次元ベクトルに変換する。

SVMによる学習ではサポートベクターマシンと呼ばれる学習機械を用いて、領域画像より抽出された高次元ベクトルを学習させる。

SVMによる学習を行うことで、分類のためのモデルが生成される。これに基づき、分類用の領域画像を分類させる。

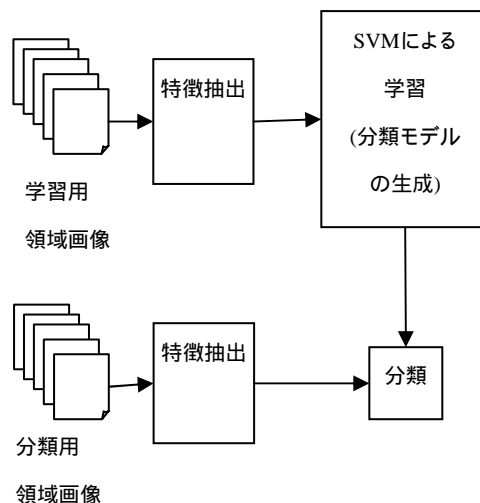


図1．画像分類の流れ

### 2．2 SVM(サポートベクターマシン)

学習に用いる SVM(サポートベクターマシン)は Vapnik ら[10]によって提案された学習用データを2クラスに分類する学習機械である。ニューロンモデルの最も単純な線形しきい素子を用いた学習機械で、学習データすべてを分類面導出に使うのではなく、分類面に近いと考えられる一部のデータのみを用いる。このデータをサポートベクターと呼ぶ。分類面はサポートベクターと分類面間の距離を最大にするように導出される。(マージン最大化)

分類面は分類モデルとしてファイルに記録される。この分類モデルを用いることで未知のデータ(コンピュータに学習をさせていないデータ)を分類させることが出来る。

本研究では、SVMの分類モデルを分類する対象の領域画像がそのクラスに「属するか」、「属さな

いか」を判定するために用いる。

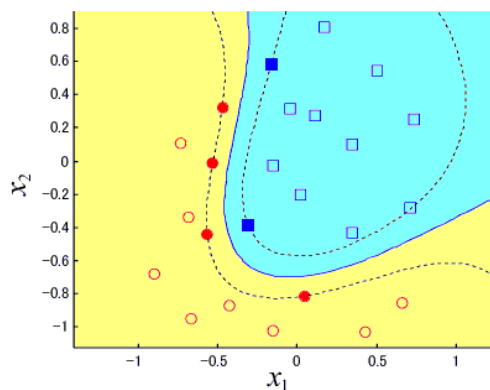


図2．サポートベクターマシンの分類の様子  
と がそれぞれ学習データ。塗りつぶされたデータがサポートベクターと呼ばれる。分類面導出に関してはある程度のエラーを含む事がある。[7]

### 3．特徴抽出

本実験では画像の特徴抽出として、モルフォロジを用いた領域画像の方向性の抽出に関して考えた。[4]で提案されているモルフォロジによる特徴抽出では、エッジの方向のみを扱っているが、本手法では、構造要素を増やすことで、エッジの形状に関する特徴も抽出できるよう、拡張を施した。

#### 3．1 モルフォロジを用いた画像の方向性の抽出

##### 3．1．1 画像のエッジ検出

特徴抽出の対象とする画像にモルフォロジ演算を行う前に、画像のエッジを検出する必要がある。エッジ検出には Canny のエッジ検出法などがあるが、本研究では画像にラプラシアンフィルタをかけ、適度な閾値を用いてエッジを検出する方法を選んだ。

ラプラシアンフィルタのフィルタ係数は図3のように定義され、このフィルタ係数を使った場合の各画素の値は次の式で表される。

$$g(i, j) = -8 * p[5] + p[1] + p[2] + p[3] + p[4] + p[6] + p[7] + p[8] + p[9] \quad \dots(1)$$

$i, j$  : 画像の  $x$  座標、 $y$  座標の値

$p[1]$ 、 $p[2]$ 、... $p[9]$  :  $p[5]$ が画像の座標 $(i, j)$ における画素の明度で、その他8つの値は[図3]で示される位置にある画素の明度を表す

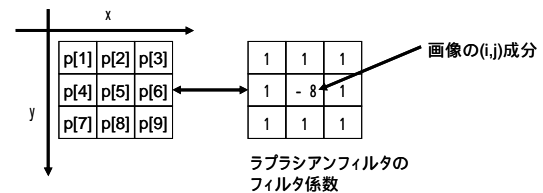


図3．ラプラシアンフィルタのフィルタ係数

ラプラシアンフィルタを用いて、各画素に関して  $g(i, j)$  を求めた後、 $g(i, j)$  が閾値(人が与える定数)より高い画素を白、 $g(i, j)$  が閾値よりも低い画素を黒と定義し、画像を二値化すると画像のエッジが検出された二値画像が求められる。

図4に、領域画像にラプラシアンフィルタを用いた結果と閾値を用いてエッジを検出した結果を示す。

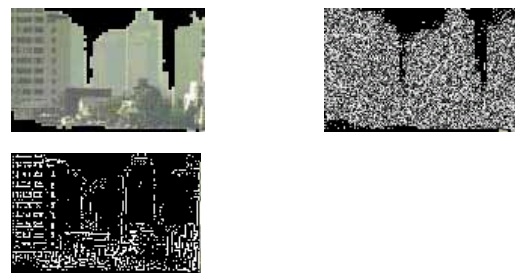


図4．ラプラシアンフィルタを用いた領域画像のエッジ検出

左上の画像が原画像、右上の画像が画像にラプラシアンフィルタを書いた結果(色は各画素の  $g(i, j)$  の値)、左下の画像は左上の画像より検出されたエッジ

##### 3．1．2 モルフォロジ演算

モルフォロジを用いた画像の方向性の抽出では、3．1．1で述べた方法で求められた領域画像のエッジを二値画像に関するモルフォロジ演算を用いて方向性を計算する。

モルフォロジ演算は次の二種類の計算を行う。

### 1) Erosion

領域の縮小を行う演算。領域 A を構造要素 B の方向に平行移動させたものを重ねあわせ、全方向に関して重なっている領域をとる。構造要素 B に原点が含まれる場合は領域 A 自身も重ね合わせる。(白=1、黒=0とすると and 演算で定義される。図5では、Aを右方向、下方向にそれぞれ1つ平行移動させたものとA自身の3つの領域に関する and 演算)

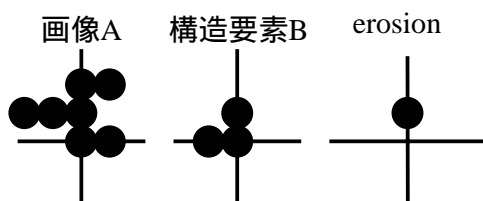


図5 . erosion

### 2) dilation

領域の拡大を行う演算。領域 A を構造要素 B の方向に平行移動させたものを重ねあわせ、少なくとも1つ以上の方向に関して重なっている領域をとる。構造要素 B に原点が含まれる場合は領域 A 自身も重ね合わせる。(白=1、黒=0とすると or 演算で定義される。図6では、Aを上方向、下方向にそれぞれ1つ平行移動させたものとA自身の3つの領域に関する or 演算)

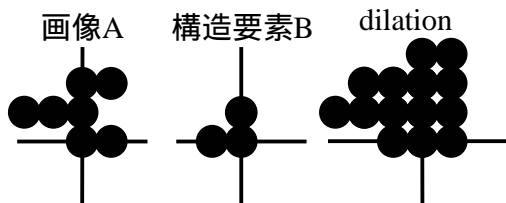


図6 . dilation

### 3.1.3 エッジの方向性の抽出

領域画像の方向性は、opening (erosion を行った後、同じ構造要素を用いて dilation を行う) を用いることで抽出することが出来る。

図7にエッジの横方向を抽出するためにエッジ画像に対し opening を行った例を示す。

本研究で用いるエッジの方向性を表す特徴ベクトルは、20次元のベクトルで定義した。

図8に示される20の構造要素に関して opening を行い、

$$\frac{\text{モルフォロジ演算後の残存画素数}}{\text{領域画像の全画素数}} \dots (4)$$

をそれぞれ計算し、それらを20次元のベクトルの要素とした。



図7 . opening によるエッジの方向性の検出

左上の画像は元の画像、右上の画像は右下に示す構造要素に関して erosion を行った結果。エッジに関して演算を行うので、白が1、黒が0としている。左下の画像は右上の画像に関して右下に示す構造要素に関して dilation を行った結果。結果として、エッジの横方向が検出された。

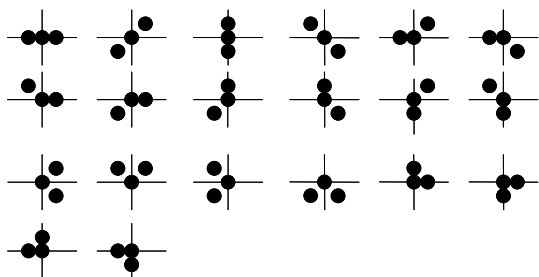


図8 . 方向性の抽出に用いる構造要素

### 3.3 表色系

本研究では一般に用いられる画像の赤、緑、青成分を軸とした RGB 表色系だけでなく、YIQ 表色系を用いている。

YIQ 表色系は Y が画像の明度、I、Q が色成分を表す。RGB 表色系から YIQ 表色系への変換は次の式で行われる。

$$Y = 0.299 \times R + 0.587 \times G + 0.114 \times B$$

$$I = 0.596 \times R - 0.274 \times G - 0.322 \times B \dots (3)$$

$$Q = 0.211 \times R - 0.522 \times G + 0.311 \times B$$

(R,G,BはRGB表色系の赤、緑、青成分を表す。)

#### 4. 実験

本論文では図1の流れの通り、3節で述べた手法を用いて学習用画像の特徴抽出を行い、SVMを用いて学習させた。その後、分類用の画像に関して特徴抽出を行い、SVMによる学習の結果得られた分類モデルを用いて分類を行った。

学習用、分類用の領域画像はいずれも人の手で分類されており、分類用の画像が人の手で分類した結果と、実験でコンピュータが分類した結果を比較することで実験結果の評価を行う。

実験の評価基準は次の3つを用いる。

$$Accuracy = \frac{100 * (TP + TN)}{TP + TN + FP + FN} \dots (5)$$

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \dots (6)$$

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \dots (7)$$

ただし、TP,TN,FP,FNは次の表のように定義されるとする

実験結果 人が分類した結果	対象クラスに分類される	対象クラスに分類されない
	TP	FN
対象クラスに分類される	FP	TN
対象クラスに分類されない		

表1. TP,TN,FP,FNの定義

Accuracyは実験の結果、コンピュータが分類した結果と、人が分類した結果がどれだけ異なるかを表す基準である。

Precisionは実験の結果、コンピュータが対象クラスに属すると判断した画像のうち、人が分類しても対象クラスに属する画像が含まれる割合を示す。

Recallは、人が分類した結果、対象クラスに属するもののうち、実験でコンピュータが対象クラスに属すると判断した画像が含まれる割合を示す。

##### 4.1 実験環境

画像の特徴抽出のプログラムはC言語で記述し、画像の読み込みに関してはGlibw32[8]を用いた。学習に用いるSVMはlibsvm(ver.2.6)を用いた。学習用の領域画像は約770枚である。

グループ番号	クラス名	画像数	合計画像数
1	bluesky	60	305
	blueocean	68	
	cloud	67	
	snow	50	
	waterfall	60	
2	rock	51	105
	sand	54	
3	sunset sky	53	104
	sunset ocean	51	
4	nature	546	615
	artificial	69	

表2. 実験で用いた分類用の領域画像

分類用の画像は4つのグループに分けて用意した。各グループが含むクラスは次の通りである。

- ・グループ1: bluesky、blueocean、cloud、snow、waterfall
- ・グループ2: rock、sand
- ・グループ3: sunsetsky、sunsetocean
- ・グループ4: nature、artificial

各グループのそれぞれのクラスについて、同グループの全てのクラスの画像を用いて分類実験を行った（例えば、blueskyのクラスの分類では bluesky、blueocean、cloud、snow、waterfall の5つのクラスの画像を用いた）。

学習用画像は Stanford 大学の画像集[12]より選択された画像で、Hill-Climbing アルゴリズムを用いた領域分割法[11]で、領域分割して生成された領域画像である。分類用画像は、エイチツーソフトの画像[13]、および Stanford 大学の画像集より選択された画像で、同様に Hill-Climbing アルゴリズムを用いた領域分割法により生成された領域画像である。

ラプラシアンフィルタを計算する際には、領域画像の各画素を YIQ 表色系に変換し、計算の結果得られた Y の値（明度）を用いた。ラプラシアンフィルタをかけた後のエッジ検出の際に用いる閾値は 55 とした。

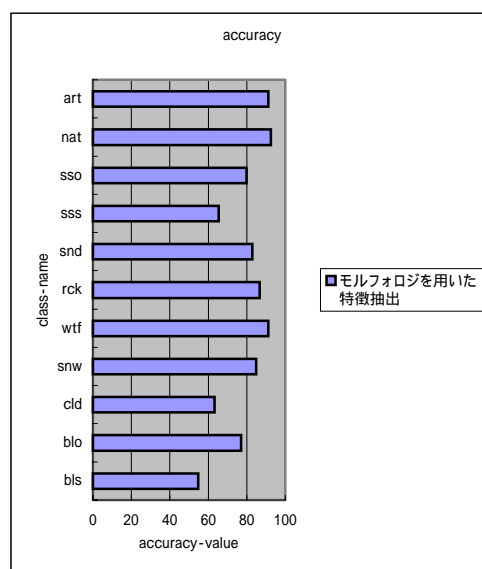
Class	Accuracy	Precision	Recall
blo	77.0	0.444	0.118
bls	54.8	0.209	0.467
cld	63.3	0.268	0.388
snw	84.9	0.750	0.120
wtf	91.1	0.840	0.700
rck	86.7	0.803	0.961
snd	82.9	0.909	0.741
sss	65.4	0.620	0.830
sso	62.86	0.778	0.824
nat	92.5	0.934	0.985
art	91.1	0.646	0.449

表 4 . 実験結果

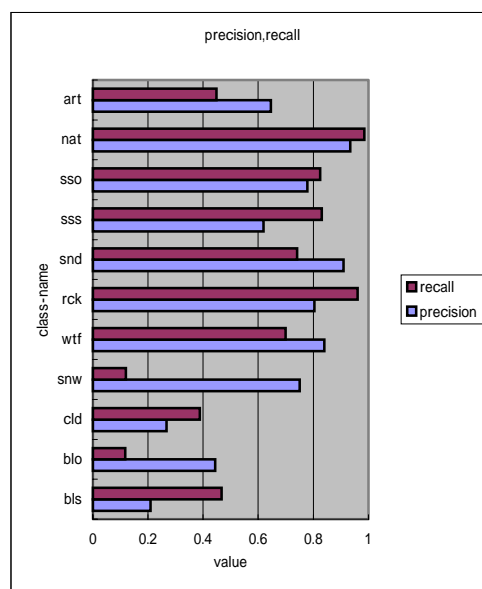
(表 4、グラフ 1、グラフ 2 では、blueocean は blo、bluesky は bls、cloud は cld、snow は snw、waterfall は wtf、rock は rck、sand は snd、sunsetsky は sss、sunsetocean は sso、nature は nat、artificial は art と略記する。)

## 4 . 2 実験結果

4 . 1 で述べた実験環境を用いて、学習用の領域画像を SVM で学習させた後、分類用の領域画像を各クラスごとに分類実験を行った。実験の結果を表 4 およびグラフ 1、グラフ 2 に示す。



グラフ 1 . 実験結果(Accuracy)



グラフ 2 . 実験結果(Precision、recall)

実験結果では waterfall、sunsetsky、sunsetocean、rock、sand、nature のクラスについて precision、recall が高い値を示し、人の視覚

による規準に近い分類が出来たといえる。blueocean と bluesky、及び cloud と snow は同グループに属するほかのクラスとの違いが特徴量にうまく現れなかったのか、識別がうまくいかなかった。

### 5 . まとめおよび今後の課題

本論文では、[4]で提案されたモルフォロジ演算によるエッジの方向性の抽出法をエッジの形状の情報に合わせて抽出できるように拡張した手法を提案し、領域画像の分類にこの方法を用いた実験を示した。実験では、自然物の識別、岩や砂地、滝の識別等に関して人の知覚規準に近い分類を行うことが出来た。この結果は、画像検索のための領域画像の分類としてこの特徴量を用いることの可能性を示している。

本論文では、ラプラシアンフィルタを用いたエッジ検出を行い、エッジ検出の時に用いる閾値を固定して実験を行ったが、用いるフィルタや閾値を変えることで、より細かなエッジを検出でき、エッジの形状も詳細に分析できるようになると考えられる。この点を踏まえ、エッジ検出法を変えての実験や、エッジ検出の際の閾値を変えて実験を行うことが今後の課題といえる。

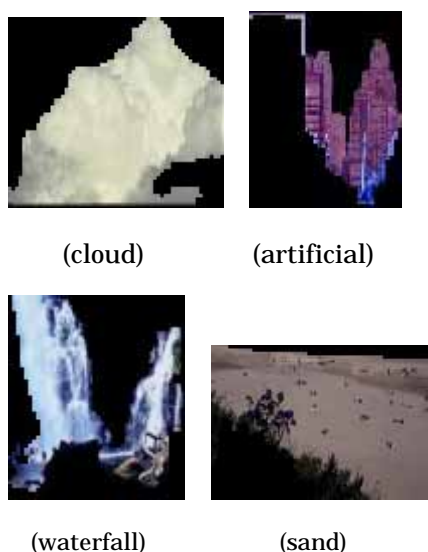


図9 . 分類が出来た領域画像

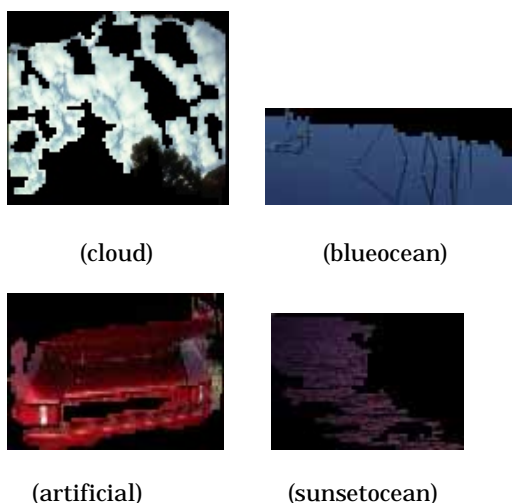


図10 . 分類が出来なかった領域画像

### 6 . 参考文献

- [1] J. R. Smith, S.-F. Chang Proc. "VisualSEEk: a fully automated content-based image query system," ACM Intl. Conf. on Multimedia (ACM-MM), Boston, MA, Nov., 1996 pp. 87-98.
- [2] P F C de Rivaz and N G Kingsbury "Complex wavelet features for fast texture image retrieval" Proc. IEEE Int. Conf. on Image Processing, Kobe, October 25-28, 1999. University of Cambridge, UK (October 2000).
- [3] Kap Luk Chan, Xuejian Xiong, Fan Liu, Ricky Purnomo "Content-Based Image Retrieval Using Regional Representation." Theoretical Foundations of Computer Vision 2000: 238-250
- [4] 上田悦子、土井俊介、土井滋貴 "モルフォロジーフィルタを用いた風景画像の解析" 信学技報 PRMU98-210、pp.135-142 (1999.01.22 講演)
- [5] Patricia G. Foschi, Deepak Kolippakkam, Huan Liu, Amit Mandvikar "Feature Extraction for Image Mining." Multimedia Information Systems 2002: 103-109
- [6] C. Burges, "A Tutorial on Support Vector Machines for Pattern Recognition." Data

Mining and Knowledge discovery,2(2):121-167, 1998

[7]<http://arx.ee.utsunomiya-u.ac.jp/research/svm/>

[8] Yamada. K “GLIBW32 ver1.36”

Copyright(c)1998-2003

<http://www.asahi-net.or.jp/~uc3k-ynd/>

[9] Zaher Aghbari and Akifumi Makinouchi, “Semantic Approach to Image Database Classification and Retrieval” NII Journal, no. 7, September, 2003

[10] C. Cortes and V. Vapnik. “Support vector networks.” Machine Learning, 20:1--25, 1995

[11] 大橋 巧, Zaher AGHBARI, 牧之内 顕文. “Hill-Climbing を用いたイメージセグメンテーション” 第 14 回データ工学ワークショップ (DEWS 2003) , 2003.3

[12]<http://www-db.stanford.edu/IMAGE>

[13] エイチツーソフト “マスターフォト 75,000.” <http://www.h2soft.co.jp>