

画像クラスタリングによる類似検索システム

福井 佳紀, 小西 修
高知大学理学部数理情報科学科
780-8520 高知県高知市曙町 2-5-1
{98ss072, konishi}@is.kochi-u.ac.jp

概要

本稿は、いくつかの特徴量抽出アルゴリズムと自己組織化マップを組み合わせた画像クラスタリングによる、視覚的対話型画像類似検索システムを提案する。特徴量抽出アルゴリズムには、(1) ウェーブレット変換を形状情報の抽出、(2) 主成分分析を色ヒストグラムの相関情報の抽出、(3) 特異値分解を色ヒストグラムの潜在的情報の抽出に用いた。得られた特徴量ベクトルを自己組織化特徴マップでクラスタリング・索引付けをする。特徴量は単独だけではなく、組み合わせて利用することで検索精度をあげようと考えた。さらに、自己組織化マップのクラスタ情報を3次元空間で視覚化し表示することによって、検索画像へのアクセス効率化を計った。精度評価実験を行った結果、特徴量を単独で用いても有効な精度ではあったものの、特徴量を組み合わせることにより、非常に高い精度を実現した。これにより、本システムの有用性を示した。

キーワード：ウェーブレット, PCA, SVD, SOM, クラスタリング, 類似検索, コンテンツベース検索, 視覚化, 3次元, VRML

Content-based Image Retrieval System based on Image Clustering Approach

Yoshiki FUKUI, Osamu KONISHI
Dept. of Information Science, Faculty of Science, Kochi University
2-5-1 Akebono-cho Kochi 780-8520 JAPAN
{98ss072, konishi}@is.kochi-u.ac.jp

Abstract

In this paper we propose a visual interactive image retrieval system. The algorithms for extraction of image features are followings: (1)Wavelet transform : extracting edge and position data of images, (2)Principal Component Analysis(PCA) : extracting correlation features based on the color histogram of images, (3)Singular Value Decomposition(SVD) : extracting potential features based on the color histogram of images. After extraction by each method, we use the Self-Organizing Map(SOM) as a clustering and indexing algorithm. For the purpose of enabling effective access of image in database, this system can visualize 3-dimensional space, through VRML. Which consists of x-axis:Wavelet transform, y-axis:PCA, and z-axis:SVD. The experimental result on the database in the pictures drawn by people are presented which show the effectiveness of the proposed approach compared to the other similarity search in method.

Keyword : Wavelet , PCA , SVD , SOM , Clustering, Similarity Search, Content-based Retrieval, Visualization, 3D, VRML

1 はじめに

今日、コンピュータ技術の進歩に伴い、WWWの普及や記憶媒体の大容量化が進み、画像データの生成・収集が日常的に行われるようになった。画像データは日々刻々と生成・蓄積されており、その数は膨大になりつつある。そのため、画像データを効率よく運営・管理する技術が求められるようになった。その技術のひとつとして、画像データの内容検索技術(Content-Based Retrieval: CBR)が注目を浴びており、研究が盛んに行われている。

画像の内容検索技術には、検索精度、検索時間、検索結果の表示方法、システムの複雑性といったような課題が残されている。本稿では、この問題を解決するために、ウェーブレット変換、主成分分析(Principal Component Analysis: PCA)、特異値分解(Singular Value Decomposition: SVD)の3種類の特徴量抽出アルゴリズムと、T.Kohonenの自己組織化マップ(Self-Organizing Map: SOM)[1][10]によるクラスタリング・索引付けを組み合わせた視覚的対話型画像類似検索システムを提案する。そして、本システムの検索能力について性能評価実験を行い、有効性を検証する。

2 関連研究とその問題

内容に基づく画像類似検索では、ユーザは検索したい画像の内容、たとえば、描かれている色や形などの情報を表現する画像を検索キー(以後、検索キーとして指定される画像をクエリ画像と呼ぶ)として検索を行う。システムでは、クエリ画像から抽出した特徴量とデータベースに登録されている画像の特徴量を比較し、類似する特徴量を持つ画像を検索結果とする方法が一般的である。代表的な画像類似検索の研究として、IBMのQBIC[4]、NTTのExsight[6]などが有名である。これらのシステムでは、画像ごとに様々な画像処理技術を生かした特徴量抽出を行なっている。主に用いられる特徴量抽出アルゴリズムとして、色ヒストグラム、色レイアウト、テクスチャ、オブジェクト形状などが挙げられる。このような場合、それぞれの特徴量に対して、特徴量抽出系と検索系の処理部を用意する必要があり、検索システムが複雑になるという問題がある。

もうひとつの問題として、画像から抽出する特徴量の選択問題がある。一般に、検索に利用される特徴量は高次元であるため、そのままデータベースに格納すると大量の記憶媒体を要するだけでなく、検索時の比較処理に膨大な時間がかかってしまう。また、上手に情報を縮約しなければ検索の精度も下がってしまうため、可能な限り多くの情報を低次元で表現する特徴量を選択する必要があり、さらには、その効率的な索引付け方法も要求される。

次に、検索画像へのアクセス方法に関する問題がある。一般的な検索結果の表示方法である、類似度の高い順に上位 k 件だけを表示する従来の k 近傍検索では、検索精度が低いと所望の画像に辿りつけないだけでなく、ユーザは検索に漏れてしまった画像の存在すら知ることはできない。従って、検索結果を視覚化し、画像にアクセスしやすい検索結果の表示方法も要求される[5]。

3 本システムの特徴

本稿では、画像データベースに様々な特徴量抽出アルゴリズムを適用した後、SOMによるクラスタリング・索引付けというアプローチをとる。これにより、システムではSOMに対応した検索系の処理部のみを用意すればよく、新しい特徴量を追加する場合に、柔軟に対応できる。基本の特徴量抽出アルゴリズムとして、ウェーブレット変換、主成分分析、特異値分解の3種類を選択し、それぞれの手法から、画像の形情報、色の相関情報、色の潜在情報の特徴量を抽出できる。

様々な特徴量のクラスタ結果と索引を用意しておくことにより、ユーザは、検索に利用する特徴量を自由に選択することができる。また、検索精度の向上を目的として、検索に利用する特徴量は、単独ではなく組み合わせることも可能であり、これにより、精度の高い画像類似検索を行うことができる。たとえば、ウェーブレット変換の特徴量だけでは、精度が低くユーザは所望する画像に辿りつけない可能性が生じる。この場合、ウェーブレット変換に主成分分析や特異値分解の特徴量を加えて再度検索を行うことにより、精度は上がり、ユーザは目的の画像を得やすくなる考えた。

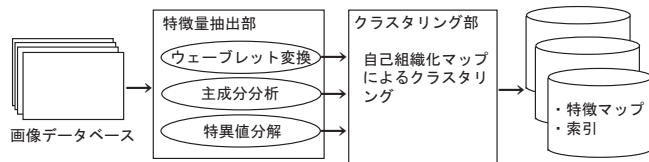
また、検索結果の視覚化と検索画像へのアクセス向上を目的として、従来の k 近傍検索に加えて、SOMクラスタ近傍検索を行う。SOMクラスタ近傍検索とは、クエリ画像が最も適合するSOMクラスタ内のユニットを検索し、その近傍情報を結果として表示する方法である。複数の特徴量を組み合わせた場合、それぞれのSOMクラスタにおける適合ユニットを検索し、その近傍情報を距離関数に変換し、2次元空間と3次元空間で統合・視覚化する方法をとった。さらに、本システムの特徴として、ユーザは検索結果の画像を再びクエリ画像として選択し、段階的に検索対象を絞っていくことができる。

4 システムの実装

構築した視覚的対話型画像類似検索システム(図1)は、大きく分けて特徴量抽出・クラスタリング部とユーザインタフェース・検索部から構成され、それぞれ次のような機

能を持っている。

特徴量抽出・クラスタリング部



ユーザインタフェース・検索部

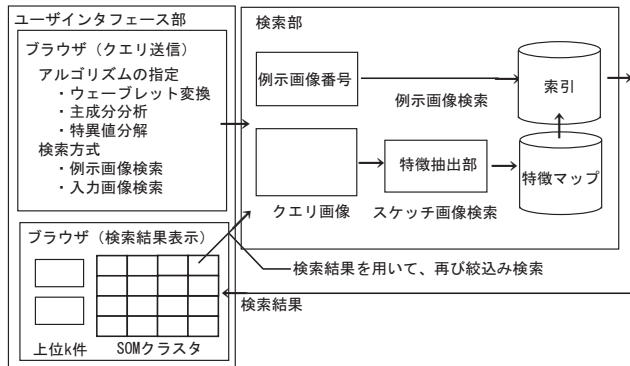


図 1: 視覚的対話型類似画像類似検索システム

る。しかし、我々は画像類似検索に Daubechies' Wavelet を利用する有効性について研究してきた [9]。そこで今回は、Haar Wavelet と Daubechies' Wavelet の性能比較実験も行った。

画像に対してウェーブレット変換を行えば、図 2 のように 4 つの成分に分解できる。分解された成分のうち、左上の成分は原画像の縮約された色情報を、残りの 3 つの成分は原画像の形状 (エッジ) 情報を表現している。後でも述べるが、主成分分析と特異値分解で色に関する情報を抽出できると期待するため、ウェーブレット変換は形状情報の抽出を目的として利用した。従って、4 つの成分のうち、左上の成分を除く、3 つの形状成分のみを特徴量とした。



図 2: 原画像 (左) とウェーブレット変換後の画像 (右)

4.1 特徴抽出部

特徴量抽出部では画像データベースに登録されているすべての画像に対してウェーブレット変換、主成分分析、特異値分解を用いた 3 種類の特徴量を抽出し、特徴量ベクトルを生成する。画像から抽出される画像の特徴量は画像類似検索で精度がよいとされる YIQ 表色系を用いて行った [3]。画像のサイズは抽出される特徴量が均一になるように画像の縦横比を保持したまま 60000 画素 (300 × 200 画素など) に統一した。

本稿では 1 枚の画像から抽出される特徴のことを特徴量 F 、データベース内すべての画像から抽出された特徴量 F の集合を特徴量ベクトル $FV = \{F_1, F_2, \dots, F_{num}\}$ と定義する。ここで、 num は画像枚数を表す。

4.1.1 ウェーブレット変換

ウェーブレット変換は、画像の色・テクスチャ・形状・位置情報を同時に抽出することができるだけでなく、画像の伸縮・回転・平行移動に柔軟に対応する新しい特徴量抽出アルゴリズムとして、多くの研究が報告されている [2][7][8]。本稿では、ウェーブレット変換で使用するマザーウェーブレットには Haar Wavelet と Daubechies' Wavelet を用いた。Haar Wavelet は、画像処理に使用すると歪が生じるという問題点はあるが、実装が容易であり、画像類似検索の精度としては十分であることが報告されている [3]。そのため、一般では Haar Wavelet が用いられるのが主流であ

4.1.2 主成分分析

主成分分析は多次元の情報において次元間で相関関係にあるいくつかの要因を縮約して、その総合力や特性を求める手法である。 $m \times n$ の多次元の情報を m 次元空間の互いに n 個の独立な点として表現する (図 3)。そのため、可能な限り少ない次元でお互いが相関関係を持たない多くの情報を保持することができる。画像から抽出される特徴量は一般に高次元となるため、有効な手法であると考えられる。

1 枚の画像を 25 × 25 画素のコンポーネント 96 個に分解し、各コンポーネントから 100 段階のヒストグラムを YIQ 表色系に基づき 300 次元抽出した。この 96 [Component] × 300 [Color] 次元の特徴量を主成分分析の入力とした。得られた主成分得点を第 4 主成分まで選択し、96 × 4 次元の特徴量を主成分分析の特徴量とした。これにより、主成分分析は、コンポーネント間の色の相関情報を抽出できる。

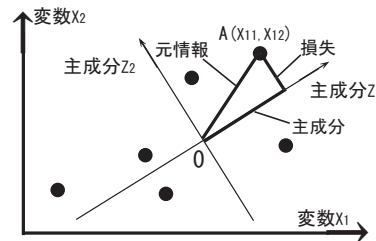


図 3: 主成分分析

4.1.3 特異値分解

特異値分解 [11] は主にテキスト検索に用いられ、統計的な方法によりテキスト内の潜在的な意味構造を自動分解するという手法である。これを画像に用いることで、画像の潜在的な特徴を抽出できる。特異値分解は、任意の $m \times n$ 次元の行列 (情報) X を低次元の 3 つの行列、 $m \times r$ 行列 U 、 $r \times r$ 行列 D 、 $r \times n$ 行列 V に分解することができる (図 4)。ここで、 r は行列 X の階数である。分解された行列 U は、行列 X の行 (ROW) 間の縮約された情報を、行列 V は、行列 X の列 (COLUMN) 間の縮約された情報を表現している。

特異値分解は主成分分析と同様に画像をコンポーネントに分解した後、それぞれからヒストグラムを求める。そして、その 96×300 次元の特徴量を特異値分解の入力とした。分解後、得られた 3 つの行列のうち、コンポーネント間の縮約情報を表現する行列 U の第 4 列までを選択し、 96×4 次元の特徴量を特異値分解の特徴量とした。これにより、特異値分解で、コンポーネント間の潜在的な特徴量を抽出できる。実際には、主成分分析と特異値分解は似たような特性を持つアルゴリズムであるが、その両者を比較する価値はあると考え、実験を行う。

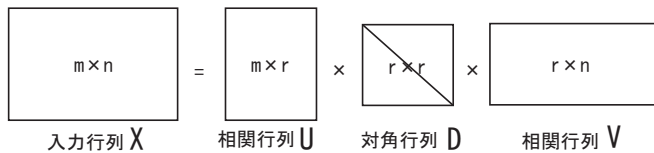


図 4: 特異値分解-相関特徴ベクトルを取得

4.2 クラスタリング部

クラスタリング部では 4.1 で得られたそれぞれの特徴量ベクトルを SOM でクラスタリングを行い、特徴マップと索引ベクトルを生成する。SOM は学習アルゴリズムが単純である上に、教師なし学習であるので自動的 (自己組織的) に学習を行うことができるというメリットを持っている。また、SOM を応用した画像類似検索の研究も多数行われており、その有効性が報告されている [12]。

SOM は多次元からなる特徴量ベクトル FV (入力層) を、一般に 2 次元の格子状に配置された複数のユニットから成る競合層に学習を繰り返しながら投影する。各ユニットは結合荷重 W を持っており、これが学習によって更新される。最初に SOM は、入力である特徴量と最も類似度が高い勝者ユニットを検索する (図 5)。勝者ユニットは、入力パターンとユークリッド距離で最も近いものであり、次の

ように求められる。

$$Distance = \min \| F - W_i \| \quad (1)$$

ここで i はユニット番号である。SOM は勝者ユニットを検索するとその結合荷重を調節するだけではなく、勝者ユニットの近傍で類似度の大きい隣接ユニットの結合荷重も調節してトポロジ的写像を形成する。はじめに結合荷重はランダムに与えられ、入力パターンが提示されたときに近傍ユニットがそのパターンに応答するように、次第に整列される。学習が進行すると、勝者ユニットの近傍のサイズは減少する。はじめは大量の出力ユニットが更新されるが、次第に更新される数は減少していく。

学習後の競合層の各ユニットの結合荷重は、一般的に特徴マップ、またはコードブックベクトルと呼ばれ、次のように表される。

$$CBV = \{W_1, W_2, \dots, W_{unit}\} \quad (2)$$

ここで $unit$ はユニット数である。学習後、各画像から抽出した特徴量 F が、どのユニット W に属するか、つまり、最も類似するかを式 1 により求め、それを索引ベクトルとし、学習後の特徴マップとあわせてデータベースに保存しておく。この 2 つの情報を保存しておくことによって、検索は非常に高速に行われる。

実際に SOM でクラスタリングを行うためには、いくつかの学習パラメータを指定する必要がある。本稿では、学習回数 $T = 15000$ 、学習近傍の初期値を $N = 5$ 、学習率の初期値を $\alpha = 0.5$ 、競合層の大きさを 10×10 とした。

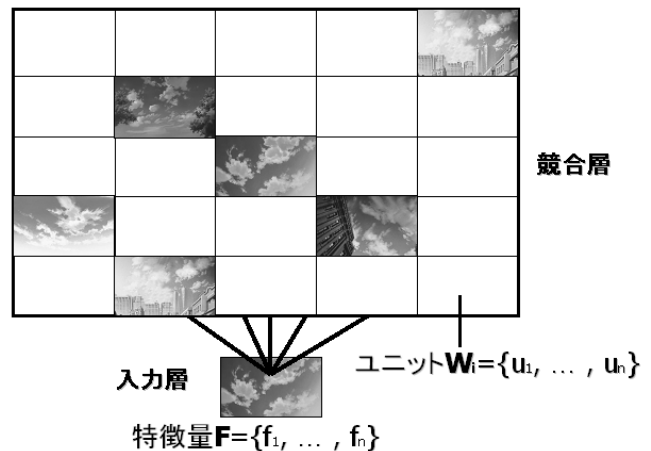


図 5: 自己組織化マップの概略

4.3 ユーザインタフェース部

ユーザインタフェース部 (図 6) では、ユーザが実際に検索を行うためのインタフェースを WWW ブラウザを介し

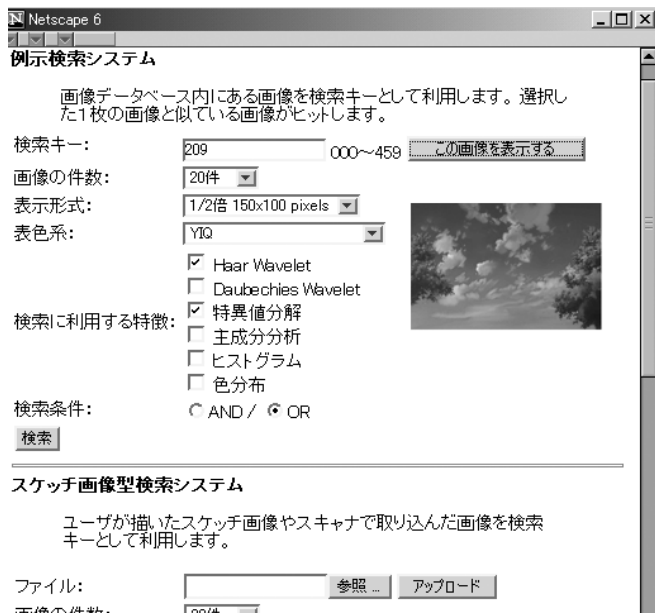


図 6: 検索画面

て提供し、その検索結果を表示する。ユーザは次のような設定を自由に選択しながら、検索を行う。

1. 検索に利用する特徴量の種類
ウェーブレット変換、主成分分析、特異値分解を単独、あるいは組み合わせて選択する。
2. 検索結果表示方法
 k 近傍検索、SOM クラスタ近傍検索を選択する。
3. 検索方式
 - (a) 例示画像類似検索方式
ユーザはデータベースに登録されている画像をクエリ画像として利用でき、画像を用意する必要がない。
 - (b) スケッチ画像類似検索方式
ユーザ自身が描いたスケッチ画像やスキャナで取り込んだ画像などをクエリ画像として利用する。

4.4 検索部

検索部ではユーザインタフェース部から送られたクエリ画像に対して実際に画像類似検索を行い、その結果を視覚化し、WWW ブラウザを介して表示する。検索部の処理の流れは次のようである。

4.4.1 クエリ画像の属する最適ユニットの取得

例示画像類似検索

例示画像類似検索ではデータベース中に登録されている

画像番号が渡されるので、索引ベクトルに問い合わせ、その画像番号が属しているユニット番号を取得する。索引ベクトルには、それぞれの画像番号に対応するユニット番号があらかじめ格納されているため、非常に高速に行われる。

スケッチ画像類似検索

クエリ画像として渡された画像を特徴抽出部に送り、その特徴量を抽出する。これを特徴マップに投影し、式 1 の方法で最適ユニット番号を取得する。

4.4.2 最適ユニットからの近傍検索

SOM クラスタの特徴マップでは、類似度の高い画像が互いに距離の近いユニットに配置されているので、この性質を利用した検索を行う。

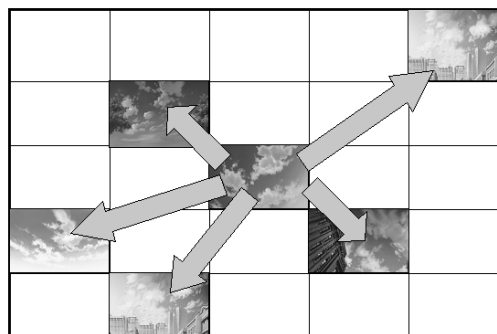


図 7: クエリ画像から他の画像への距離

k 近傍検索

k 近傍検索では、最適ユニットからの距離が最小となる上位 k 件の画像をリストアップする (図 7)。特徴量が複数選択された場合は、それぞれの特徴量に対する k 近傍検索結果を取得し、AND 条件または OR 条件で統合する (図 8)。

1次元 SOM クラスタ近傍検索

特徴量がひとつの場合の SOM クラスタ近傍検索では、最適ユニット周辺のユニット情報を表示する。図 9 では、ウェーブレット変換を特徴量として検索を行ったものである。図中の丸印がクエリ画像であり、この画像から距離が近いものほど類似性が高い画像である。この表示方法により、ユーザは SOM クラスタの情報を知ることができ、視覚的にデータベース内の画像を把握できる。

n 次元 SOM クラスタ近傍検索

特徴量が複数選択された場合の SOM クラスタ近傍検索では、それぞれの特徴量ごとにクエリ画像の属する最適

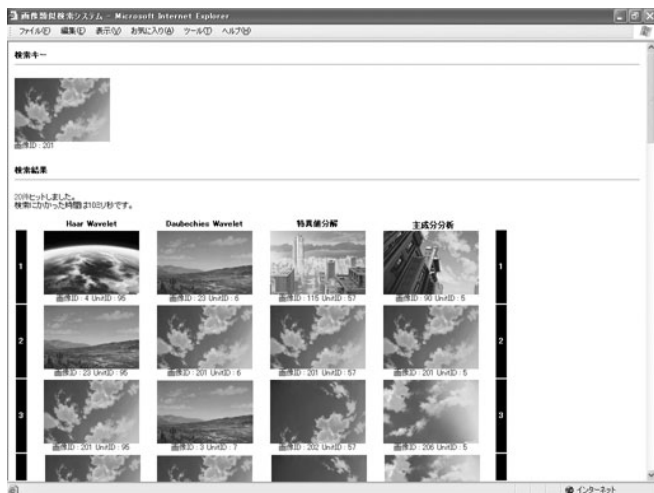


図 8: k 近傍検索 (OR 条件)

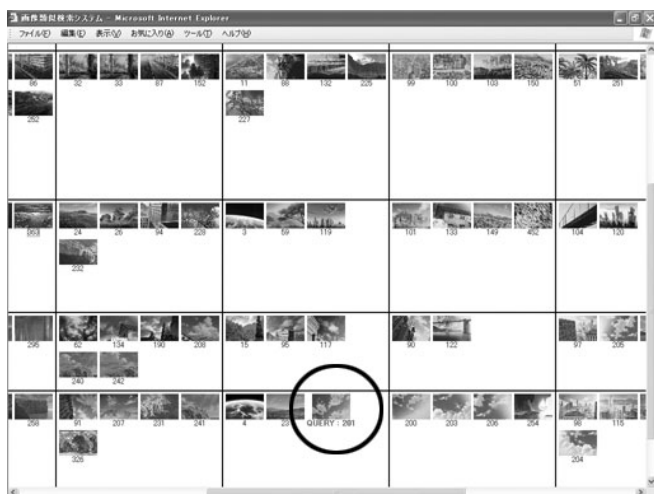


図 9: ウェーブレット変換の 1 次元 SOM クラスタ近傍検索

ユニットを検索し、その近傍画像への距離を求める。求めた各距離情報を x 軸, y 軸, z 軸に対応させ、ひとつの空間上に射影した。

図 10 は、ウェーブレット変換-主成分分析を特徴量とした、2 次元 SOM クラスタ近傍検索の結果である。図中の x 軸はウェーブレット変換, y 軸は主成分分析の類似度を距離で表現している。丸印がクエリ画像であり、右方向にある画像ほどウェーブレット変換による類似度は低くなり、下方向にある画像ほど主成分分析による類似度は低くなる。したがって、左上方にある画像は総合的な類似度が高く、右下方向にある画像ほど総合的な類似度は低い。また、ユーザは表示されている画像を選択し、これをクエリ画像とし、再度検索を行うことで、目的の画像を絞っていくことができる。

図 11 は、ウェーブレット変換-主成分分析-特異値分解を特徴量とした、3 次元 SOM クラスタ近傍検索の結果で

ある。選択した特徴量はそれぞれ, x 軸, y 軸, z 軸に対応している。表示方法は、WWW ブラウザを介して表示できる VRML を採用した。原点に位置するクエリ画像 (図中の丸印) からそれぞれの軸方向に距離が離れるほど、クエリ画像との類似度は低くなる。この検索方法は、たとえば、ウェーブレット変換-主成分分析を組み合わせたクラスタ結果を知りたいければ, x - y 軸を中心に見ればよいし、ウェーブレット変換-特異値分解を組み合わせたクラスタ結果を知りたいければ, x - z 軸を中心に見ればよい。また、総合的な類似度を知りたいければ、原点に位置するクエリ画像周辺の画像を見ればよい。このように、複数の特徴量をひとつの統合された 3 次元空間で表現することにより、ユーザはいろいろな角度からデータベース内の画像を観察でき、データベースの全体構造を把握しやすくなる。さらに、複数の特徴量を組み合わせたことにより、検索精度が向上する。

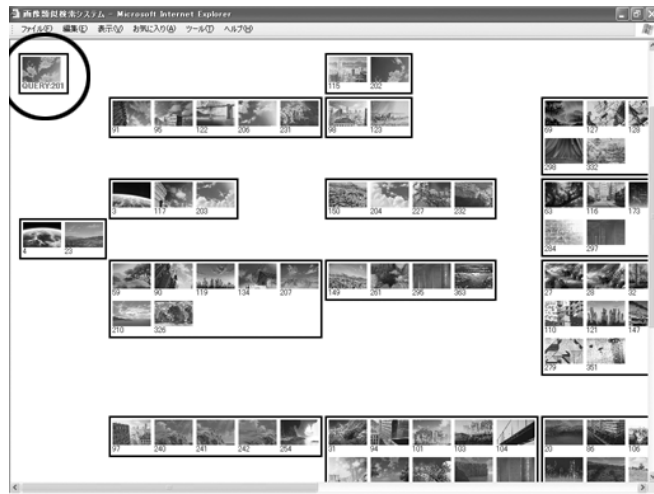


図 10: ウェーブレット変換-主成分分析の 2 次元 SOM クラスタ近傍検索

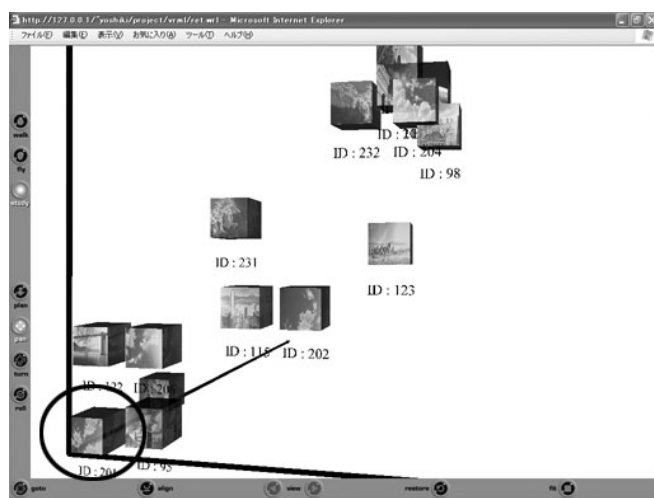


図 11: ウェーブレット変換-主成分分析-特異値分解の 3 次元 SOM クラスタ近傍検索

5 性能評価実験

5.1 実験方法

システム性能評価の指標には適合率 (Precision Rate), 再現率 (Recall Rate) という指標を用いた。適合率, 再現率は次のように定義される。クエリ画像に対する画像データベース内の適合画像枚数を Rr (Relevant Retrieved), 実際の検索結果を Ar (Actual Retrieved) と定義すると,

$$\text{適合率} = \frac{Rr \cap Ar}{Rr} \quad (3)$$

$$\text{再現率} = \frac{Rr \cap Ar}{Ar} \quad (4)$$

で表される。適合率は検索結果に不適合画像 (ノイズ) が多いほど, 再現率は検索結果に漏れた適合画像が多いほど低い値をとり, 精度は下がる。

性能評価実験を行うために, 人間の手によって描かれた絵画像データベースを用意した。絵画像データベースは, 美峰の販売する著作権フリーの画像素材集 CD-ROM (8 カテゴリからランダムに 300 枚) と, 名画 (ゴッホのひまわりなどの写真 160 枚) [13] の合計 460 枚から構成されている。

評価実験に用いるクエリ画像はデータベースの中からランダムに 20 枚の画像を選んだ。20 枚のクエリ画像すべてに対して, 特徴量を変更しながら例示画像類似検索を行い, 類似度の高い上位 20 件を k 近傍検索で表示する。検索結果の上位 20 件の範囲で, 不適合画像や検索に漏れた画像を判断し, 各特徴量ごとに 20 枚の適合率, 再現率をもとめた。

5.2 実験結果

それぞれの特徴量ごとの再現率, 適合率の平均値は図 12-13 のようになった。

特徴量	平均再現率	平均適合率
Haar Wavelet	76.58%	68.37%
Daubechies' Wavelet	72.50%	76.41%
主成分分析	40.50%	50.67%
特異値分解	53.95%	80.71%

図 12: 特徴量を単独に用いた検索精度

5.2.1 特徴量を単独に用いた検索精度

図 12 の実験結果から, 単独に特徴量を用いた場合, ウェーブレット変換の精度が最も高かった。これは, ウェーブレッ

特徴量	平均再現率	均適合率
Wavelet-主成分分析	78.58%	62.30%
Wavelet-特異値分解	82.58%	70.70%
主成分分析-特異値分解	53.12%	73.18%
Wavelet-PCA-SVD	73.12%	74.20%

Wavelet : Daubechies' Wavelet

図 13: 複数の特徴量を組み合わせた検索精度

ト変換がさまざまな特徴量を同時に抽出できる手法であり, 期待した形状情報をうまく抽出したためであろう。また, 精度が高い上, 抽出された特徴量の次元は低いため, ウェーブレット変換は有効な特徴量抽出アルゴリズムであることが分かった。Haar Wavelet と Daubechies' Wavelet との比較では, Haar Wavelet の方がやや Daubechies' Wavelet に劣るものの, それほど精度は変わらなかった。Daubechies' Wavelet の係数 N を最も計算の容易な $N = 2$ としたため, Haar Wavelet と Daubechies' Wavelet の計算時間がほぼ同じであった。そのため, 両者の抽出法に差が出ず, このような結果になったと考えられる。今後, Daubechies' Wavelet の係数を変化させる実験も行ってみる必要があるだろう。

また, ウェーブレット変換に比べ, 主成分分析, 特異値分解は単独で用いるには精度が低かった。色ヒストグラムを主成分分析, 特異値分解の入力とし, その相関関係を求めたのだが, 色だけの情報では, 複雑な形や構成の画像を含む今回の画像データベースでは上手く分類できなかった。

5.2.2 複数の特徴量を組み合わせた検索精度

特徴量を単独ではなく, 組み合わせた検索では, 図 13 のようであった。最も精度の高いウェーブレット変換に精度のそれほど高くない主成分分析, 特異値分解を組み合わせた検索では非常に高い精度を得られた。これはウェーブレット変換が有効な形状情報の特徴量抽出法であるのに加えて, 主成分分析, 特異値分解で抽出した色の相関・潜在情報が相互に上手くマッチしたためだと考えられる。また, 主成分分析と特異値分解を組み合わせた検索では, 同じ色情報を組み合わせたものであるため, 単独で用いた場合の精度とそれほど差は見られなかった。この実験により, 特徴量は単独で用いるよりも, 適切に組み合わせることにより, その精度が上がることを示された。

6 おわりに

本稿では、従来の画像類似検索システムの複雑性、検索速度、検索精度、検索画像へのアクセスなどといった問題を解消するため、SOM でさまざまな特徴量ベクトルをクラスタリングし、その索引を生成・保存するというアプローチをとり、システムを構築した。

ユーザは、クエリ画像に対して、最も精度の良い特徴量をシステムと対話しながら選択し、検索を行う。検索は、保存してある索引情報を利用するため、非常に高速に行われる。性能評価実験の結果、利用する特徴量は単独でも十分な精度を得られたが、複数組み合わせることにより、高い精度を得られることが分かった。特に3つの特徴量を組み合わせる検索では、非常に高い検索精度が得られた。さらに、この3つの特徴量を組み合わせる検索では、類似度を距離情報で表現した3次元空間で視覚化する方法も試みた。3次元空間で視覚化することでユーザは、さまざまな角度で検索結果を観察でき、クラスタの内容やデータベース全体を把握しやすくなる。これにより、ユーザはシステムと対話を繰り返すことで、確実に所望する画像に辿りつきやすくなったと考えられる。

今後の課題として、より多くの種類の特徴量抽出を扱う必要がある。抽出する特徴量を増やせば、検索条件の幅が広がり、様々な画像の検索に対応できる。たとえば、ウェーブレット変換では、分解後の成分それぞれを特徴量として用意したり、Daubechies' Wavelet の係数 N を変化させたいくつかの特徴量を用意する。また、現在、研究が行われている、人間が画像に対して感じた情報である感性情報も組み合わせたい。そして、それに伴う問題として、「どのような画像がどの特徴量を選択するのが最も効率がいいか」といった情報をシステムがユーザに提示できるようにする必要がある。今後は、このような課題と問題を解消するため、さらにシステムを改善していく予定である。

参考文献

- [1] Kohonen, T.: Self-Organizing Maps, Series in Information Sciences, second edition, Vol. 31, Springer-Verlag, Berlin (1997).
- [2] Gholamhosein Sheikholeslami, Surojit Chatterjee and Aidong Zhang: WaveCluster: A Multi-Resolution Clustering Approach for Very Large Spatial Database, Very Large Data Bases, PROCEEDINGS OF THE 24TH ANNUAL INTERNATIONAL CONFERENCE ON VERY LARGE DATA BASES, New York, pp. 423-439 (1998).
- [3] Jacobs, C. E., Finkelstein, A. and Salesin, D.H.: Fast Multiresolution Image Querying, Proceedings of SIGGRAPH'95, Los Angeles, California, pp. 277-286 (1995).
- [4] Niblack, W., et al.: The QBIC project: Query Image by content using color, texture and shape, SPIE Storage and Retrieval for Image and Video Databases, San Joes, pp. 173-187 (1993).
- [5] 岩崎雅二郎, 両角清隆: 大量画像データベースへの効果的アクセスを可能とする総合画像アクセスインタフェース, 情報処理学会論文誌, Vol. 42, No. SIG1, pp. 32-42(2001).
- [6] 串間知彦, 赤間浩樹, 紺谷精一, 木本晴夫, 山室雅司: オブジェクトに基づく高速画像検索システム:ExSight, 情報処理学会論文誌, Vol. 40, No. 2, pp. 732-741 (1999).
- [7] 呉君錫, 金子邦彦, 牧之内顯文, Sang-Hyuu Bae: Wavelet-SOM に基づいた類似検索システムの設計・実装と性能評価, 情報処理学会論文誌, Vol. 42, No. SIG1, pp. 1-11 (2001).
- [8] 小早川倫広, 星守: ウェーブレット変換を用いた対話的類似画像検索システム, コンピュータサイエンス誌 bit, Vol. 31, No. 12, pp. 30-41 (1999).
- [9] 瀧本祐一, 金山智一, 太田智数, お内直樹, 小西修: データマイニング法によるオブジェクト・リレーショナルデータベースを用いた画像・映像の格納と検索, Mem. Fac. Sci. Kochi Univ.(Inform. Sci.), Vol. 21 (2000).
- [10] 仲川亜希, 小西修: 自己組織化マップを用いたテキスト情報からの知識獲得, 情処研報, Vol. 96, No. 68, pp. 31-36, 96-DBS-109 (1996).
- [11] 仲川亜希, 小西修: SOM と SVD, 第 55 回情報処理学会全国大会 講演論文集, 2AC-4, pp. 3-428-3-429 (1997).
- [12] 片山幸治, 小西修: 知識発見支援のための気象画像データベースの構築, 情報処理学会論文誌データベース, Vol. 40, No. SIG5(TOD2), pp. 69-78 (1999).
- [13] Swedish University: Network FTP server, <ftp://ftp.sunet.se/pub/pictures>.