

差異増幅機能を有する適合フィードバック検索

木下 真一[†] 中島 伸介^{††} 田中 克己^{††}

本論文では、クラスタ分類された情報空間の中で、利用者が検索解に近いと考えるサンプルを繰り返し選択していくことにより、検索質問を段階的・自動的に洗練していく手法を提案する。特に、類似情報が近傍に配置されているクラスタ分類空間の特性を考慮して、指定されたサンプルとその周辺のサンプルとの差異を計算し、この差異を増幅する形で質問を修正する方法を提案する。従来からよく知られている適合フィードバックとの大きな違いは、本論文の手法は、サンプル（正事例、負事例）選択による質問修正の際に、類似した情報が近傍に存在するという性質を利用している点である。具体的には、差異増幅を用いた質問修正方式（差異増幅型適合フィードバック質問）と、差異増幅による逐次質問生成方式（差異増幅型質問）を提案する。前者は主に検索の絞り込みを、後者は主に検索が局所最適に陥ることを避けるための検索質問の発散・発想支援に適している。また、両者の方式を併用した検索制御方式も提案する。本論文では以上のことを、画像データを用い実現する方法について述べる。

Relevance Feedback Retrieval Based on Difference Amplification in Clustered Information Spaces

SHINICHI KINOSHITA[†], SHINSUKE NAKAJIMA^{††}
and KATSUMI TANAKA^{††}

In this paper, we propose a way of modifying/formulating user queries based on sample selections in clustered information space. In a clustered information space, similar data are clustered and placed at near places. Our method is to (1) compute the difference of feature vectors between user-selected samples and their neighborhoods, (2) amplify the differences, and (3) use the amplified difference to modify the previous query or to formulate a new query. We propose two methods. One is the usage of amplified difference to improve the previous queries, called difference-amplified relevance-feedback queries. The other is to formulate queries just by selected samples and the amplified differences. The former is useful to improve the previous queries, and the latter is useful to discover the most pertinent queries for users. We also propose a way of controlling user queries by the combination of these two types of methods.

1. はじめに

近年、計算機性能の著しい向上や、ネットワークの高速化、デジタルカメラ、イメージスキャナなどの普及にともない、画像などのマルチメディアデータが容易に扱える環境が整ってきている。そのため、必要な画像データを大量に保存し、そのデータから必要なものを取り出したい、という要求に答えるため画像を検索する機会が多くなってくる。従来画像検索では特徴量を手動でテキストとして画像に付加し、そのテキス

トの類似検索を行うことで結果を得る方法や、質問画像をペイントソフトで描き、その質問画像の類似画像を検索結果として得る方法がある。しかし、データ量が膨大になり、要求も複雑になると手動での特徴付加には限界がある。また、画像検索においてテキストで検索する場合でも、画像を描くことで検索する場合でも、その質問自体を作るのは容易ではない。そこでこれらの問題を解決するため、画像の色から自動的に特徴量を抽出し、さらにキャプションの付加を補助するシステムを導入し、色情報とキャプションの両方から画像検索を行うという研究¹⁾や、クラスタリングということに注目して画像の特徴量を自動的に抽出し、画像を分類することで、全体の内容を把握しようとする研究²⁾、検索結果の表示をクラスタリングし、その中からユーザがサンプルを選択することでフィードバッ

[†] 神戸大学大学院自然科学研究科

Graduate School of Science and Technology, Kobe University

^{††} 京都大学大学院情報学研究科

Graduate School of Informatics, Kyoto University

クをかけるという研究³⁾も行われている。

そこで本論文においてもクラスタリングされた情報をより効果的に使い、類似画像集合からの効率的検索方法として、差異増幅という手法を提案する。本論文で述べる検索は、画像データがクラスタリングされ、類似画像が近傍に配置された2次元的なマップ(以下、クラスタ分類空間)を利用することを想定しており、この空間生成にはニューラルネットワークの1つであるSelf-Organizing Map(SOM)⁷⁾⁸⁾を利用した。この空間を用いることで視覚的な検索が行え、さらに、クラスタリングされた情報を有効に使うことが可能となった。実際の検索ではクラスタ分類空間上でユーザが画像を選ぶことにより質問が生成され、結果が次のクラスタ分類空間に表示される。そして再びユーザが画像を選択することにより、質問が生成される。このように、検索はクラスタ分類空間において、次々と質問を改良していくことにより進んでいく。

さらに質問生成には、ユーザが選んだ画像を基底とし生成する「差異増幅型質問」と前回の質問を基底とし質問生成する従来の適合フィードバックと似た「差異増幅型適合フィードバック質問」の2つを併用する。差異増幅型適合フィードバック質問は、前回の質問を基底とし、連鎖的に質問を生成するのに対し、差異増幅型質問は各段階で質問の基底が変わることから独立した質問生成と位置付けられる。この意味の異なる2つの質問生成を利用することで、ユーザ興味の拡張を促す、発想支援ということについても述べる。

以下、2章では画像へ付加された特徴量について、3章ではクラスタ分類空間の実現方法とSOMについて、4章では差異増幅を用いた質問生成と検索方法、発想支援について、5章ではプロトタイプシステムについて述べる。6章では提案手法をまとめ、今後の課題について述べる。

2. 特徴量抽出

画像の特徴量は、画像の色情報を離散コサイン変換することで求める。差の計算を容易にすることと、SOMを使用することを考慮し、特徴量は数値ベクトルの形で与えている。

2.1 離散コサイン変換

2次元離散コサイン変換(Discrete Cosine Transform:DCT)とは2次元データを周波数成分に変換する直交変換の1つである。画像は、平均的な画像(領域全体が一樣)に始まり、段階的に詳細さをまず画像の重ね合わせだと思えることができる。DCTを用いるとこの重ね合わせを分解することができる。この分

解操作を直交変換といい、詳細さが高いことを別の言い方では、周波数が高いという。自然画像は、第1低周波項(平均値画像)から順に高周波項へと分解した画像の重ね合わせの表現になる。

離散コサイン変換のメリットは、変換前にランダムに分布していた画素値(輝度など)が、変換後には低周波項に大きな値が集中する性質を持つということである。

ある画像を分割した際に、そのブロックの大きさが $N_1 \times N_2$ 画素であるとき、画素信号を $f(x, y)$ 、変換後得られるDCT係数を $F(u, v)$ とすると、 $F(u, v)$ は以下ようになる。

$$F(u, v) = \frac{2C_u C_v}{\sqrt{N_1 N_2}} \sum_{x=0}^{N_1-1} \sum_{y=0}^{N_2-1} f(x, y) \cos \frac{(2x+1)u\pi}{2N_1} \cos \frac{(2y+1)v\pi}{2N_2}$$

ただし

$$C_u, C_v = \begin{cases} 1 & (u, v \neq 0) \\ \frac{1}{\sqrt{2}} & (u, v = 0) \end{cases}$$

このようにして得た $F(0, 0)$ をDC(Direct Current)係数(直流係数)といい、その他のDCT係数を、AC(Alternate Current)係数(交流係数)と呼ぶ。

2.2 特徴量

DCTを用いて特徴量を抽出するために、まず画像を 8×8 ピクセルの大きさに分割する。その各ブロックにおいてDCTを行い、直流成分である a_{11} と交流成分のうち値の大きい a_{12} 、 a_{21} の3要素を抽出する(図1参照)。これがブロックに対する特徴量Block

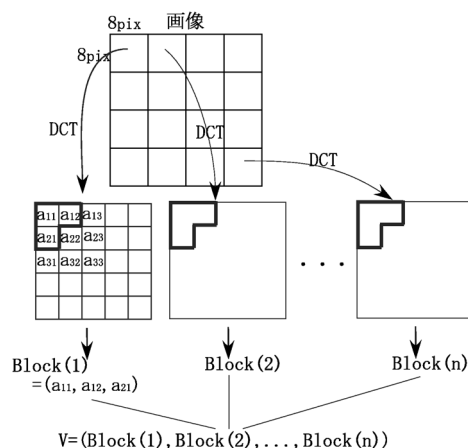


図1 特徴ベクトル
Fig.1 Feature Vector

となる。

$$\begin{aligned}\mathbf{Block} &= (b_1, b_2, b_3) \\ &= (a_{11}, a_{12}, a_{21})\end{aligned}$$

このベクトルを合わせたものを画像全体の特徴量 V とする．

$$\begin{aligned}V &= (\mathbf{Block}(1), \mathbf{Block}(2), \dots, \mathbf{Block}(n)) \\ &= (b_1(1), b_2(1), b_3(1), \dots \\ &\quad \dots, b_1(n), b_2(n), b_3(n)) \\ &\quad (n \text{ は分割数})\end{aligned}$$

3. クラスタ分類空間

クラスタ分類空間とは、類似した画像が近傍に配置されるようにクラスタリングして表示することを可能にした空間である．クラスタ分類空間を採用する目的は、画像検索を容易にするだけでなく、サンプルとして選んだ画像とその他の画像の関係をわかりやすく呈示することにある．この空間生成には以下に述べるSOMを用い、画像を2次元性、六角格子状に配置することで実現する．SOMを用いクラスタリングすることで、はじめに述べたような性質を持つ空間を生成できる．ユーザはこの空間に表示された画像を見ながら検索を繰り返すことになる．検索支援空間のイメージを図2に示す．



図2 クラスタ分類空間のイメージ
Fig.2 Image of data clustered in the sapce

3.1 自己組織化マップ (SOM)

ニューラルネットワークの一種である自己組織化マップ (Self-Organizing Map:SOM) は教師なし競合強化学習モデルであり、出力層の各セルが層の中で位置を持つという点で他の学習モデルと異なっている．データに隠されているトポロジカルな構造を学習アルゴリズムにより発見し、2次元空間で表示することが可能であるため、特徴のよく似たデータ同士は出力マップ上の近い位置に配置することができる．生成されたマップはそれぞれのデータの位置関係により、類似しているデータかどうか直感的に理解しやすいため、システムの視覚化に利用できる．

SOMで用いられるマップは、セルを2次元に六角格子状に配置したものである．それぞれのセル i はセルの特徴ベクトル $\mathbf{m}_i(t) \in R^n$ (R は実数) を持っており (t は時間を表し、 $\mathbf{m}_i(0)$ は適切な方法で初期化されている)、これらのセルの特徴ベクトルを、入力である特徴ベクトル $\mathbf{x}_j \in R^n$ ($j = 1, 2, \dots, d$) に選択的に近づけることによって学習を進行させる．このとき、SOMでは入力となる特徴ベクトルに一番近いパターンをもつ出力セルおよびその近傍のセルの集合のみが入力ベクトルに近づくことができるようなアルゴリズムをとる．

4. 差異増幅による検索

4.1 検索の概要

検索を行うためのシステムの一連の流れを以下に説明し、イメージを図3に示す．

- (1) SOMを用い全データをクラスタ分類空間に表示する．通常、空間上に表示可能なデータ数より、全データ数のほうが多いので、空間の各セルには複数の画像が割り当てられる．その中で表示されるのは、そのセルを代表する画像である．
- (2) 生成された空間の中からユーザは自分の興味にあった画像 (以下、正事例) と興味にあわなかった画像 (以下、負事例) を、それぞれ1つないし複数選択する．
- (3) ユーザの選択した画像から、データベースに対する質問を以降の節で述べる「差異増幅型質問」が「差異増幅型適合フィードバック質問」のどちらかの方法で生成する．
- (4) 質問をデータベースに与え、その検索結果を再びSOMを用いて配置し、新しい空間を作る．
- (5) (3)(4)(5)を目的の画像にたどり着くまで繰り返す．
- (6) 一方システムは毎回ユーザが選んだ質問生成方法とは別の質問生成に対する検索結果を保持しており、ユーザの要求があれば、発想支援画像としてこの空間も表示する．こうすることにより検索漏れの防止、ユーザの興味の拡張が可能であると考えられる．

4.2 差異増幅方式

従来からよく知られている適合フィードバックは、文書検索時に前回の質問 Q_k を類似サンプル R 、非類似サンプル N を用いて修正することで、新たな質問 Q_{k+1} を生成する方法である．適合フィードバックの式を以下に示す．

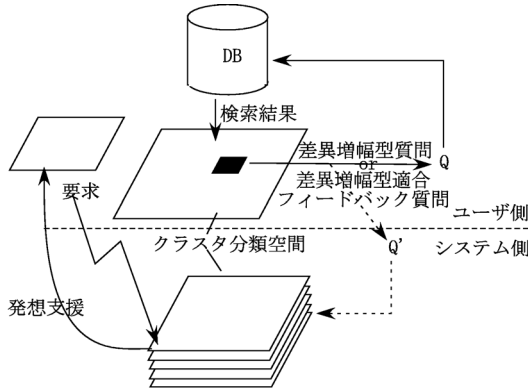


図 3 検索の流れ
Fig.3 Retrieval Flow

$$Q_{k+1} = Q_k + \beta \sum_{i=1}^{n_1} \frac{R_i}{n_1} - \gamma \sum_{i=1}^{n_2} \frac{N_i}{n_2}$$

差異増幅方式はこの方法を基本とした検索であるが、サンプルとその周辺の差異を利用するという点で、適合フィードバックと異なる。正事例の集合を SP 、負事例の集合を SN とし、以下のように定式化された方式を、差異増幅型適合フィードバック質問と呼ぶ。

$$Q_{k+1} = Q_k + \alpha f_1(SP_k) - \beta f_2(SN_k) + \gamma f_3(SP_k, SN_k, Q_k)$$

この差異増幅型適合フィードバック質問は 4.4 節で詳しく述べる。ここで、 α β γ はどの関数を重視するかを表す重みであり、 f_1 は正事例-隣接画像間差異を、 f_2 は負事例-隣接画像間差異を、 f_3 は正事例-負事例-前回の質問間差異を、増幅する関数である。図 4 を参照すると、 f_1 は、 f_2 は、 f_3 は の間で差異増幅を行う式だと言える。

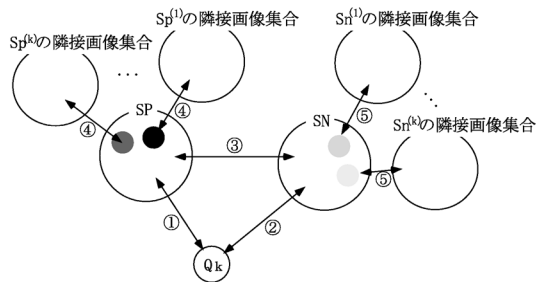


図 4 集合間の差異関係
Fig.4 Relation of Difference among sets

また、差異増幅型適合フィードバック質問に加え、各段階で独立した質問生成方式として、次の式を考える。

$$Q_{k+1} = \alpha f_1(SP_k) - \beta f_2(SN_k) + \gamma f'_3(SP_k, SN_k)$$

この方式を差異増幅型質問と呼び、4.3 で詳しく述べる。 f'_3 は負事例-正事例間差異を増幅する関数で、図 4 を参照すると、 の間で差異増幅する式である。

4.3 差異増幅型質問

差異増幅型質問とは、それぞれの段階における正事例を質問の基底とし、質問生成を行う方法である。基底となる正事例は、検索の各段階で独立に選択され前段階には依存しない。したがって差異増幅型質問は独立型の質問生成と言える。ここでは、4.2 節で述べた一般的な差異増幅型質問の式のうち、効果的な質問が得られるであろう $\beta = 0$ の場合について、質問 Q の導出方法を具体化する。

4.3.1 差の導出

ユーザはクラスタ分類空間上で a 個の正事例、 S_p と b 個の負事例、 S_n を選択したとする。

$$S_p = (s_{p1}, s_{p2}, \dots, s_{pm})$$

$$S_n = (s_{n1}, s_{n2}, \dots, s_{nm})$$

(m は特徴ベクトルの次元)

さらにある 1 つの正事例に対する隣接画像 $N^{(i)}$ が c 個存在したとする。

$$N^{(i)} = (n_1^{(i)}, n_2^{(i)}, \dots, n_m^{(i)}) \quad (i = 1, 2, \dots, c)$$

さらに差異増幅を行うため、 S_p と $N_p^{(i)}$ の差を計算し差ベクトル $D^{(i)}$ を求める。

$$D^{(i)} = (d_1^{(i)}, d_2^{(i)}, \dots, d_m^{(i)}) \\ = (s_{p1} - n_1^{(i)}, s_{p2} - n_2^{(i)}, \dots, s_{pm} - n_m^{(i)})$$

またある 1 つの S_p と b 個の負事例 $S_n^{(j)}$ の差を計算し差ベクトル $E^{(j)}$ を求める。

$$E^{(j)} = (e_1^{(j)}, e_2^{(j)}, \dots, e_m^{(j)}) \\ = (s_{p1} - s_{n1}^{(j)}, s_{p2} - s_{n2}^{(j)}, \dots, s_{pm} - s_{nm}^{(j)}) \\ (j = 1, 2, \dots, b)$$

データベースに問い合わせるために用いる質問ベクトルを Q とする。

$$Q = (q_1, q_2, \dots, q_m)$$

全体のベクトルの関係を図 5 にまとめる。

ここで行う質問生成では正事例 1 つに対して b 個の E 、 c 個の D を用い正事例を修正することで質問を生成するものである。つまり正事例が質問の基底になり、合計 a 個の質問ができることになる。最終的に a 個の質問を平均することで 1 つにまとめる。以下に詳しく説明する。

4.3.2 正事例-隣接画像間差異

まず正事例と隣接画像間の差ベクトルである D を

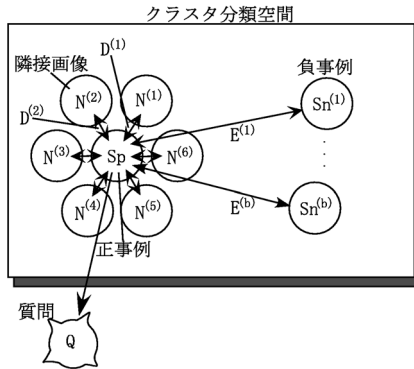


図 5 ベクトルの関係
Fig.5 Relation of Vector

用いて質問を修正する場合を考える。「周囲に似ているものがあるにもかかわらず、ユーザがある画像を選んだということは、周囲とその画像の間に差があり、差の大きい部分はユーザの興味部分である。」ということから、差ベクトル D の値から有意な差が認められれば、その要素はユーザの注目要素だとみなせる。したがって、有意な差が認められた要素については質問を適切に修正、認められなかった要素については修正しない。

1つの要素に対する、正事例と隣接画像間の関係を図6で示した4通りに分類する。その中で正事例-隣接画像間差異を問題とすると、有意な差が認められるべきパターン、つまり質問を修正しなければならないパターンとそのときの修正方法の流れを説明する。

(1) 有意な差の検出

質問が修正されるべき要素は、周囲より正事例の方が値が大きい要素、または値が小さい要素のどちらかである。つまり、図6(a)(b)のときである。これは $|d \text{ の平均 }|$ がある閾値 ε より大きいという条件により検出できる。

(2) 質問修正

有意な差が認められた(a)(b)のパターンで、(a)に当てはまる要素はもう少し大きく修正し、(b)に当てはまる要素はもう少し小さく修正する。これは質問に d の平均を加えることで実現できる。

有意な差が認められなかった要素つまり(c)(d)パターンのとき、正事例そのものを質問とする。

上の(1)(2)をまとめて式に書くと

$$q_i = s_{p_i} + \alpha g_1(s_{p_i})$$

$$g_1(d_i) = \begin{cases} \bar{d}_i & (|\bar{d}_i| \geq \varepsilon) \\ 0 & (|\bar{d}_i| < \varepsilon) \end{cases}$$

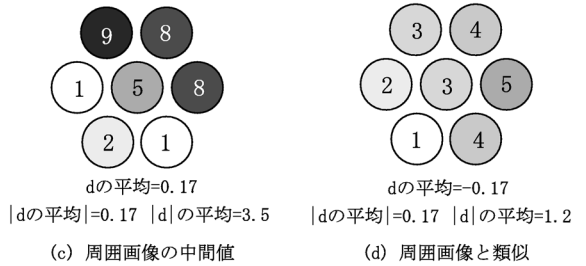
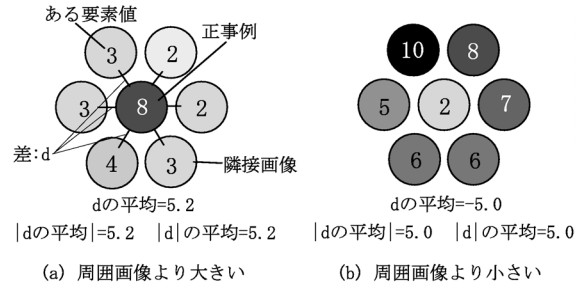


図 6 特徴量の大小関係
Fig. 6 Size Relation of Images

となる。ここで $\bar{d}_i$ は d_i の平均であることを意味し、以下、平均をこのように書く。

4.3.3 正事例-負事例間差異

次に正事例と負事例の間の差ベクトルである E を用いて、質問を修正する方法について述べる。この場合も D を用いたとき同様、正事例の値を修正することで質問を生成する。負事例は不要であると選択された画像である。したがって負事例に近い値を持つ要素は修正し、遠ざける必要がある。

図6は正事例と隣接画像間の関係を表すものであるが、ある要素に対する正事例と負事例間の関係も、図6のような4つに分類して考える。負事例のある要素を用いて、質問を修正する操作を、以下に説明する。

(1) 有意な差の検出

正事例と負事例が類似した場合、修正を行うので、それに当てはまる関係は図6の(d)のようなパターンである。 $|e|$ の平均が閾値 δ より小さい、という条件から(d)のパターンを検出できる。

(2) 質問修正

パターン(d)に当てはまった場合、質問に e の平均の値を増幅し、加えることで修正する。当てはまらない場合は修正せず正事例そのものを質問とする。

上の(1)(2)を定式化したものを以下に書く。

$$q_i = s_{p_i} + \gamma g_2(s_{p_i}, s_{n_i})$$

$$g_2(s_{p_i}, s_{n_i}) = \begin{cases} \bar{e}_i & (|\bar{e}_i| \leq \delta) \\ 0 & (|\bar{e}_i| > \delta) \end{cases}$$

ここで β は増幅率で質問の修正度合いを表す定数である。

4.3.4 質問生成

以上で説明した正事例-隣接画像間差異を使う方法と正事例-負事例間差異を使う方法を合わせた質問生成式を書くと

$$q_i = s_{p_i} + \alpha g_1(s_{p_i}) + \gamma g_2(s_{p_i}, s_{n_i})$$

となる。

これで 1 つの正事例に対し 1 つの質問 Q が生成されたことになり、 a 個の Q が求まる。これらを平均し最終的な質問を 1 つ生成する。

$$Q = \frac{1}{a} \sum_{k=1}^a Q^{(k)}$$

4.4 差異増幅型適合フィードバック質問

差異増幅型適合フィードバック質問は差異増幅型質問と異なり、前回の質問を基底とし、今回の質問を生成する。したがって、今回の質問は前回の質問に依存し、差異増幅型適合フィードバック質問は従属型の質問生成であると言える。ここでは、4.2 節で述べた差異増幅型適合フィードバック質問の式の中で、効果的な質問が得られるであろう、 $\beta = 0$ の場合について、質問 Q の導出方法を具体化する。

4.4.1 正事例による質問修正

今までに述べた通り、正事例-隣接画像間差異が大きい要素は、ユーザにとって重要な要素である。そこで、差異が大きい要素に対しては、 Q_k が正事例に大きく近づくよう質問を修正する。差異が小さい要素については少しか正事例に近づくよう質問修正を行う。定式化すると、

$$q_{k+1_i} = q_{k_i} + \alpha h_1(s_{p_i})$$

$$h_1(s_{p_i}) = \frac{1}{a} \sum_{k=1}^a |\bar{d}_i^{(k)}| s_{p_i}^{(k)}$$

となる。

4.4.2 負事例による質問修正

前回の質問-負事例間差異が小さかった場合、両者の要素は近い値をもっている。したがって、この要素値は良好でないと考えらるので、質問の要素値を負事例に近似しないよう修正する。差異が小さい場合というのは、図 6 を負事例-前回の質問間の関係に置き換え

ると、(d) パターンである。したがって、差の絶対値の平均が閾値 ζ より小さいという条件で検出できる。定式化すると

$$q_{k+1_i} = q_{k_i} - \gamma h_2(\bar{s}_{p_i}, q_{k_i})$$

$$h_2(s_{n_i}, q_k) = \begin{cases} \bar{s}_{n_i} - q_{k_i} & (|\bar{s}_{n_i} - q_{k_i}| \leq \zeta) \\ 0 & (|\bar{s}_{n_i} - q_{k_i}| > \zeta) \end{cases}$$

となる。

4.4.3 質問生成

以上で述べたそれぞれの式を合わせ、質問を次の式で生成する。

$$q_{k+1_i} = q_{k_i} + \alpha h_1(s_{p_i}) - \gamma h_2(\bar{s}_{n_i}, q_{k_i})$$

差異増幅型適合フィードバック質問のイメージを図 7 に示す。

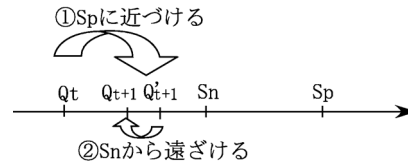


図 7 差異増幅型適合フィードバック質問

Fig. 7 Difference-Amplified Relevance-Feedback

4.5 類似検索

4.3 節、4.4 節で述べた方法により生成した質問をデータベースに問い合わせ、類似検索を行う。類似度 Sim の計算には Q と画像の特徴量 V のユークリッド距離により求める。また、ユークリッド距離の計算時に、ユーザの注目要素が強調されるよう重みを用いる。

4.5.1 重み

重み W はユーザの注目要素に大きくつけるべきであり、ユーザの注目要素の発見には再び差ベクトル D を使うことができる。質問生成のときと同様、要素の大小関係を図 6 に示す 4 つのパターンに分類して、重みをどのように付加するか述べる。重みの初期値は

$$W = (w_1, w_2, \dots, w_m)$$

$$= (1, 1, \dots, 1)$$

である。

(1) 加重要素の決定

重みを大きくする要素は、正事例の値が周囲と異なった値を持つ要素である。図 6 の 4 つのうち、(a)(b)(c) がこの条件を満たす。(a)(b)(c) のパターンは図 6 にある通り、 $|d|$ の平均が閾値 θ より大きいという条件で検出できる。

(2) 重みの増加

(1) で求められた要素に対応する重みの要素に、 $|d|$ の平均を付加することで重みを増加する。

上の (1)(2) を定式化すると、次のようになる。

$$w_i = \begin{cases} \overline{|d_i|} + 1 & (\overline{|d_i|} \geq \theta) \\ 1 & (\overline{|d_i|} < \theta) \end{cases}$$

修正条件が満たされている場合は重みを D に比例するように大きくし、修正条件を満たさない場合は初期値 1 のままにしている。

4.5.2 類似度

類似度 Sim は重み W を用い

$$Sim = |W \cdot Q - W \cdot V|$$

で計算される。ユークリッド距離を用いたので Sim の値が 0 に近いほど類似していることを表す。

4.6 検索の融合

4.3 節、4.4 節で示した差異増幅型質問、差異増幅型適合フィードバック質問という 2 つの方法を併用した検索方法について述べる。独立型である差異増幅型質問を用いた場合と、従属型である差異増幅型適合フィードバック質問を用いた場合とでは、ユーザが同じ画像を選択しても、結果は異なる。差異増幅型質問では、今までの経過を無視した検索結果が表示され、差異増幅型適合フィードバック質問では、今までの経過を踏まえた結果が表示される。この違いをユーザが理解した上で、適宜どちらかの検索を選択し実行することにより、効率よい検索が実現できると考えた。

さらにユーザの検索を支援するため、システムは常に 2 つの検索方法での結果を計算している。図 8 にあるように、ユーザが選択しなかった検索方法における結果もシステムは保持しており、ユーザの要求に応じて、その結果を発想支援画像として呈示する。現在ユーザが見ている結果との違いが、最も大きく現れたマップを呈示することで、発想支援を実現する。違いがあるとは、マップ上に同じ画像がある割合を計算することで求める。

5. プロトタイプシステム

プロトタイプとして実装しようとしているシステムは、画像検索システムと、DCT を行い画像特徴量を抽出するためのシステムである。検索対象には類似画像集合を用いた。なぜなら差異増幅は隣接画像の微妙な差を検出するときに有効であると考えられ、雑多な画像を対象とするより、類似画像集合を対象とした方が成果が現れるからである。現段階では特徴量抽出部分と、正事例を選択したときの検索までの実装となっており、評価を行える段階ではない。そこで以下に実装のイメージ図を図 9 に示し、正事例を選んだときの結果を図 10 に示すにとどめておく。図 9 に示した

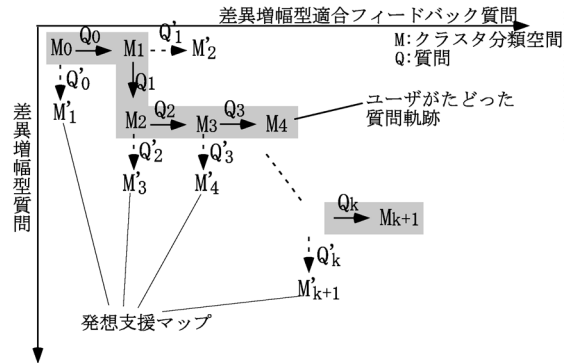


図 8 発想支援機能
Fig.8 support of thinking

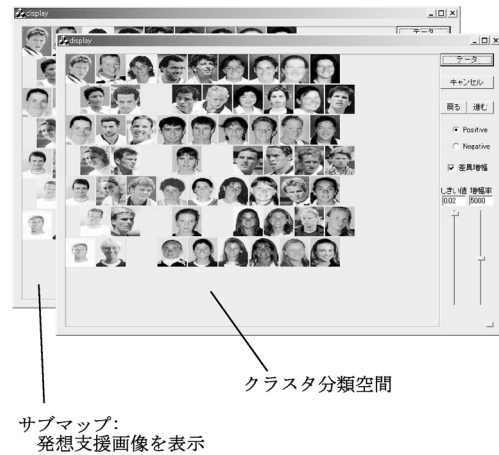


図 9 実装イメージ
Fig.9 Image of System

通り 1 つのウィンドウがユーザが見ているクラスタ分類空間を表している。ここには SOM により計算された値に基づき、類似画像が近傍にくるよう六角格子状に配置される。もう 1 つのウィンドウは発想支援画像を表示するもので、同様に SOM を用いて画像を配置する。

検索はクラスタ分類空間上にある画像をクリックし正事例 (必須)、負事例 (省略可) を選び検索を実行すると、検索結果がそのウィンドウに再配置される。ユーザはその画像ともし必要であれば発想支援画像を見、再び検索を実行するかどうか決める。検索する必要があるれば再び画像を選択する。図 10 に樹木の画像を対象とし検索を行ったときの結果を示す。図 10 のように画像自体をそのまま質問した場合検索結果に色が異なり、形も少し異なった画像が多く出力されているのに対し、差異増幅型質問生成では正事例の特徴が引き立たされたことにより、色も類似し形も似た画像が出力された。

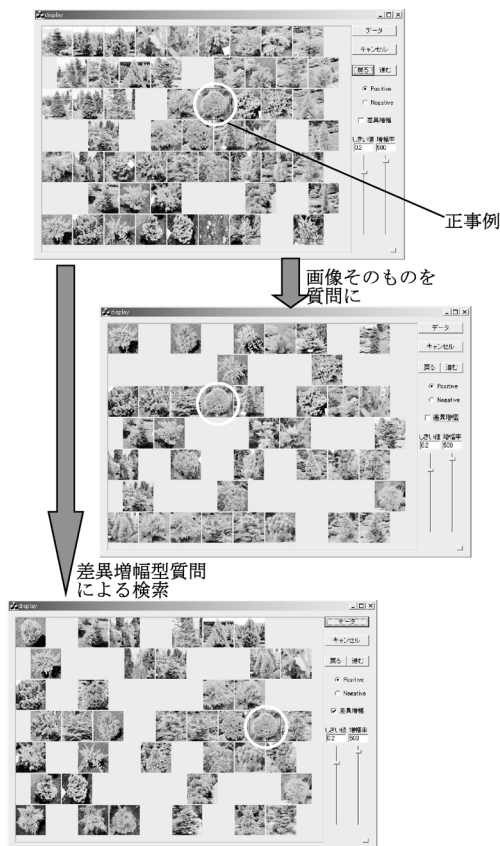


図 10 実行結果の比較
Fig.10 Comparison of Result

6. おわりに

本論文では差異増幅機能をもったフィードバック検索を提案した。画像は SOM によりクラスタリングされクラスタ分類空間に表示される。この空間を利用して質問を生成する方法として次の 2 つを考えた。

- 選択した正事例とそれに隣接する画像との差、そして正事例と負事例との差を差異増幅という形で利用し、正事例を基底とし質問を生成する差異増幅型質問
- 前回の質問を基底とし前回の質問と正事例の差、前回の質問と負事例の差を考慮し質問を生成する、差異増幅型適合フィードバック質問

これらの質問をクラスタ分類空間をもとに改良することで、次々と検索を進める方法について述べた。また検索実行時には 2 つの質問のどちらかを選択し結果を得るが、システムは常に両方の検索結果を保持しておりそれを利用することで発想支援を行うことについても説明した。

また検索時にユーザの注目要素に焦点があたるよう、

正事例と隣接画像間差異を利用した重み決定も行った。

また発想支援画像の呈示方法にもさまざまな方法が考えられ、本論分で述べた方法はその中の 1 つであり、今後さらに改良する予定である。プロトタイプシステムにおいては、評価が行えるまで実装をすすめ、定量的な評価を行い、本論文で述べた方法の有効性を示すことが課題として残っている。

謝 辞

本研究の一部は、文部省科学研究費基盤 (C) 「分散型ハイパーメディアからの構造発見とアクセス管理」(課題番号 12680416) 及び、日本学術振興会未来開拓学術研究推進事業における研究プロジェクト「マルチメディア / コンテンツの高次処理の研究」(プロジェクト番号 JSPS-RFTF97P00501) によっております。ここに記して謝意を表すものとします。

参 考 文 献

- 1) 伊藤広和 八村広三郎:キャプション画像特徴に基づく類似画像検索, 情報処理学会論文誌「人文科学とコンピュータ」, Vol.2000, No.45-5
- 2) 寺本純司, 紺谷精一, 山室雅司, 串間和彦:視覚化と適合フィードバックを用いた画像検索インタフェース, DEWS2000, 5B - 1
- 3) 串間和彦, 佐藤路恵, 赤間浩樹, 山室雅司:大量画像の閲覧を目的とする階層的な分類支援機能, 情報処理学会論文誌, Feb.2000, Vol.41, No.SIG1(TOD5)
- 4) Takehisa Mori:Spatial Data Presentation and Incremental Query Formulation by Differentiation, Master Thesis, Kobe University February 2000
- 5) 木下真一, 田中克己:質問と類似画像間の差異増幅に基づく画像検索, 情報処理学会論文集, 第 62 回全国大会, 2V-6
- 6) 波多野賢治, 佐野綾一, 段一為, 田中克己:自己組織化マップと検索エンジンを用いた Web 文書の分類ビュー機構, 情報処理学会論文誌, Vol40, No.SIG3(TOD1), pp47-59(Feb.1999)
- 7) 徳高平蔵, 岸田悟, 藤村喜久郎:自己組織化マップの応用 多次元情報の 2 次元可視化, 海文堂出版.
- 8) 波多野賢治, 亀井俊之, 田中克己:多段自己組織化マップによるビデオ映像記述の支援と類似シーン検索, 情報処理学会論文誌, Vol.39 No.4, pp.933-942(Apr.1998)