

情報検索における相対的問合せの表現とその処理方法

中 島 伸 介[†] 田 中 克 己[†]

従来の情報検索手法は、ユーザが検索したいデータの絶対的条件の指定により検索するものが多い。つまり、検索しようとするデータ領域に対して、ユーザが数値やキーワード等の条件を指定することにより、この条件に合致したデータを取得しようとするものである。したがって、これらの検索方法では、ユーザは目的のデータに関するキーワードもしくはメタデータを認識している必要がある。しかしながら、ユーザが情報検索を行う際に、検索に必要なキーワードもしくはメタデータを認識しているとは限らない。人間同士のコミュニケーションにおいては、検索目的のデータをキーワードや数値を用いて特定できない場合、既知の他のデータと比較、すなわち相対的表現に基づく問合せにより、目的のデータの特徴を表現することがある。したがって、本研究では人間としては自然ともいえる相対的表現に基づく問合せを行う場合の、問合せの表現方法とその処理方法について述べる。

Relative Query Specification and Their Query Processing Methods in Information Retrieval

SHINSUKE NAKAJIMA[†] and KATSUMI TANAKA[†]

Most conventional information retrieval system require absolute condition like keywords from users in order to retrieve data that the users want to retrieve. Namely, it retrieves data based on absolute condition. Thus, users have to know keywords or meta data of the data. However, we cannot say that users must know the meta data even if they have images of the data that they want. On the other hand, we often express the data that we want by comparing it with the recognized data. We believe that it is natural for us to express a favorite data using relative evaluations. Therefore, we propose relative retrieval queries based on user's relative evaluations. Furthermore, this paper describes their query processing.

1. はじめに

近年の WWW の発達により、人々がアクセス可能な情報が急増している。この状況に伴い、情報検索の重要性も高まってきている。従来までの情報検索技術は、ユーザが得ようとする情報の絶対的条件を指定することによって検索するものが多い。Web 情報に対する検索エンジンでのキーワード検索、データベースに対する属性条件による検索、画像データベース等に対するコンテンツベース検索などがこれに当てはまる。これらの方法は、検索しようとするデータ領域に対して、ユーザが数値やキーワード等の絶対的条件を指定することにより、この条件に合致したデータを検索する。

しかし、ユーザは未だ見ぬデータに関する絶対的条件を把握しているとは限らない。そこで人間同士のコ

ミュニケーションにおいては、人はどのように欲しい物を表現するのかを考えてみる。

例えば、デパートで洋服を探す時、客は「〇〇ブランドの△△タイプの□□色のジャケットを下さい」というように絶対的条件にて限定することはない。まずは店員に対して、「●●のようなジャケットが欲しいのですが…」と緩やかな要求を伝える。店員は、「それではこのようなジャケットはいかがでしょう」と幾つかの候補を示しながら、客の反応を伺う。これに対し、客は「見せてもらった中ではこれがいいのですが、もっと他にもありますか?」もしくは、「この中ではこれがよいと思うのですが、このタイプの▲▲ブランドのものはありますか?」と答えることができる。つまり、客は欲しい商品の絶対条件を提示できないので、提示された候補を相対的に比較しながら、自分の要求を表現する。店員は、提示した複数の商品に対する客の相対的な評価をもとに客の要求を推定し、客が満足しそうな商品を再提示する。

このような例示を用いた相対的評価により、自分の

[†] 京都大学大学院情報学研究所社会情報学専攻
Department of Social Informatics, Graduate School of Informatics, Kyoto University

要求を表現することは、人にとっては自然な行動である。しかしながら現状の情報検索手法では、このような例示による相対的問合せを実現したものはないと思われる。したがって、本研究では相対的表現による問合せ方法と、この相対的問合せの処理方法について検討する。

本論文の構成は次の通りである。第2章では相対的問合せの基本概念について述べる。第3章では相対的問合せの差異増幅処理について述べる。第4章では相対的問合せのクラスタ間移動処理について述べる。第5章にて本論文のまとめを述べる。

2. 相対的問合せの基本概念

相対的問合せを定義すると、“ユーザが、あるサンプル集合の中からデータを選択した際の、サンプル集合に対する選択データの相対的關係に基づいて、生成される問合せ”となる。

この相対的問合せにより、ユーザは欲しい情報の絶対的条件を指定する必要はなく、“このデータ集合の中ではこれ!”という直感的かつ簡易な指定方法によって検索の問合せを指定することができるというメリットがある。これにより、検索に関する高度なノウハウを持たないユーザでも、直感的かつ効率的な検索が実現できると考えている。

また、ユーザの相対的表現に基づく問合せをどのように処理するかということも重要である。本論文では、相対的表現による問合せの処理方法として、差異増幅処理(2.1節)と、クラスタ間移動処理(2.2節)について説明する。

2.1 差異増幅処理

差異増幅処理¹⁾²⁾³⁾とは、ユーザによる相対的問合せにおいて、サンプル集合内での選択データと非選択データとの差異を増幅することで、ユーザの意図をより強く反映した処理を行おうとするものである。デパートでのジャケット購入を例にとりて、説明する。

<差異増幅処理が適切な例>

“店員から提示された幾つかのジャケットの中には納得できるものはないが、提示されたジャケット集合の中で、最も気に入ったものを示すことで、自分の検索要求を店員に推定してもらう。これにより、次のデータ提示(ジャケットの提示)において、ユーザの要求により近そうなデータ集合(ジャケット集合)を引き出そうとする。”

この時のユーザの目的は、提示されたジャケット集合に満足できないために、店員に別のサンプルを出してもらうことであり、さらにこれを繰り返して、最終

的に満足のいくジャケットを見つけることである。そのために、サンプル集合内での自分の好みを表現することにより、次段階に提示してもらいたいジャケットの特徴を表現する。

幾つかのサンプルから好みのサンプルを指定することにより、フィードバックをかけるという意味では、適合フィードバック的な検索と言える。しかしながら、選択データと非選択データの差異をユーザの意図であると考え、これを増幅することでユーザの意図をより強く反映したフィードバックが可能になるものであり、この点が単純な適合フィードバックとは異なる点である。

つまり、相対的問合せの差異増幅処理は、サンプル集合内でユーザにとって比較的満足度の高いデータの選択に基づいてフィードバックを行い、次段階にてユーザに提示するサンプル集合をユーザの好みに近づけていくような問合せ処理方法である。ただし、ユーザが選択したデータのサンプル集合内での相対的關係を利用することで、効率的かつ効果的にユーザの満足のいくデータに近づけることが可能な方法である。

差異増幅処理方法の詳細は3章にて述べる。

2.2 クラスタ間移動処理

クラスタ間移動処理⁴⁾とは、ユーザによる相対的問合せにおいて、サンプル集合内での選択データの相対的關係を取得し、他のデータ集合(ターゲットデータ集合と呼ぶ)において、サンプル集合内での相対的關係を満たすようなデータを見つけ出そうとするものである。デパートでのジャケット購入を例にとりて、説明する。

<クラスタ間移動処理が適切な例>

“店員から提示された幾つかのジャケットの中に比較的ユーザの要求を満たすものがあるが、全て高級ブランドのものであり購入できない。したがって、この時のジャケット集合の中でユーザの要求を満たす別のブランドのジャケットを提示してもらおうとする。”

この時のユーザの目的は、満足度の高いジャケットを見つけたものの、サンプルとして提示された集合そのものに問題があったため、ユーザが選択したデータのサンプル集合内での相対的關係を、(明示的にユーザが指定した)問題のない集合の中で満たすようなデータを見つけることである。

つまり、相対的問合せのクラスタ間移動処理は、ユーザが選択したデータのサンプル集合内での相対的關係を取得し、ユーザが明示的に指定したターゲット集合において、この相対的關係を満たすデータを見つけ出すことが可能な方法である。

クラス間移動処理方法の詳細は4章にて述べる。

3. 相対的問合せの差異増幅処理

2.1 節にて述べたとおり、相対的問合せの差異増幅処理は、サンプル集合に対する相対的評価に基づいて、ユーザの要求をより強く反映させることで、ユーザが満足するデータを効率的に見つけるための手法である。

以下、3.1 節にて相対的問合せの差異増幅処理方法について述べ、3.2 節にて差異増幅処理に基づく画像検索について述べる。

3.1 差異増幅処理方法

相対的問合せの差異増幅処理は、サンプル集合の中からユーザが最も気に入ったデータを選択することで、システムが次段階にてユーザの要求により近いサンプル集合を提示する検索方法であり、適合フィードバックの改良版と考えることができる。

そこで、次段階のサンプル集合を検索するための質問を Q_{k+1} とし、サンプル集合を S 、サンプル集合の中からユーザが選択したデータを x とした時の、次段階質問の算出式を以下に示す。

$$\bar{Q}_{k+1} = f_{DA}(x, S)$$

ただし

$$f_{DA}(x, S) = \bar{x} + \alpha \cdot \frac{\sum_{S_i \in S} (\bar{x} - \bar{S}_i)}{N}$$

ここで、 N は、サンプル集合のデータ数を表し、 $(\bar{x} - \bar{S}_i)$ は、選択されたデータとその他のサンプルデータとの特徴ベクトルの差異を表す。 α は、差異増幅の増幅率である。

$\frac{\sum_{S_i \in S} (\bar{x} - \bar{S}_i)}{N}$ は、ユーザがデータを選択した判断基準になっていると考え、これを α により増幅することにより、より強くユーザの好みを反映させているのである。

また、この算出式から分かるように、ユーザがサンプル集合からデータを選択する各段階において、検索質問 Q_{k+1} は、前段階とは独立に算出される。つまり、ユーザに提示されるサンプル集合とそこからユーザが選択するデータの特徴によって、各段階で算出される検索質問が良くも悪くも大きく変動する可能性がある。したがって、この算出式にて算出される検索質問を発散型質問と呼ぶ。

一方、前段階までの検索質問を少しずつ修正する形で、次段階の質問を生成する方法も考えられる。つまり、各段階で検索質問が大きく変動することがないので、収束しやすくなるといえる。そこで、この検索質

戻る 進む 従来型 収束型 発散型

RF 収束 発散 } 検索操作ボタン



図1 プロトタイプシステム

問を収束型質問と呼ぶ。以下に、収束型質問の算出式を示す。

$$\bar{Q}_{k+1} = (1 - \beta) \bar{Q}_k + \beta \cdot f_{DA}(x, S)$$

ただし、関数 f_{DA} は、発散型質問と同一であり、 β は重みを表している。

なお、ユーザは、この発散型質問と収束型質問を状況に応じて使い分けることで効果的に目的のデータにたどり着く事ができる。すなわち、局所最適解のような状況に陥った場合には、発散型質問により検索領域を大きく変動させることができる。また、ある程度目的のデータに近づいた場合には、収束型質問により、効率的に収束させることができる。

3.2 差異増幅処理に基づく画像検索

相対的質問の差異増幅処理の評価実験を行うために、差異増幅型画像検索システムのプロトタイプを構築し、評価を行ったので本節で説明する。

3.2.1 プロトタイプシステム

実装したプロトタイプシステムのインタフェースを図1に示す。

このプロトタイプシステムは、検索結果表示ビューと検索操作ボタンを有し、クラスタリングされて表示される検索結果を確認しながら、気に入った画像を選択し、ユーザの要求に応じた質問生成方法を指定することが可能である。

なお、画像データの特徴量抽出方法としては、2次

表 1 各質問生成手法毎の評価実験の方法

実験番号	解答画像	初期画面
1	A ₁	I ₁
2	A ₁	I ₂
3	A ₁	I ₃
4	A ₁	I ₄
⋮	⋮	⋮
97	A ₂₅	I ₉₇
98	A ₂₅	I ₉₈
99	A ₂₅	I ₉₉
100	A ₂₅	I ₁₀₀

表 2 各質問生成方法毎の検索実験結果

	解答画像 発見率 (%)	発見時平均 フィードバック回数
従来型	46	3.28
収束型	58	2.76
発散型	80	2.90

元離散コサイン変換 (DCT)⁵⁾ を用いた。また、クラスタリング手法としては、自己組織化マップ (Self-Organizing Map:SOM)⁶⁾ を採用した。

3.2.2 相対的問合せの差異増幅処理の評価

本節では、相対的問合せの差異増幅処理の評価実験を行う。まずは、1) 従来の適合フィードバックによる検索、2) 収束型の差異増幅処理による検索、3) 発散型の差異増幅処理による検索、を行い結果の比較を行った。

実験方法としては、画像データベースに 1500 枚の画像を用意し、1 回の実験毎に 1 枚の解答画像を設定した。すなわち、1500 枚の画像から、予め設定された解答画像をできるだけ少ないフィードバック回数で発見する、という方法で評価実験を行った。1 回の実験毎のフィードバック回数は 10 回までとし、10 回のフィードバックで発見できない場合には検索失敗とした。評価実験の内容を表 1 に示す。

表 1 に示す通り、解答画像を合計 25 枚 {A₁, A₂, ..., A₂₅} 用意し、各解答画像毎に 4 回の実験を行うことで、各検索手法毎に 100 回の実験を行った。なお、はじめにシステムが表示する初期画面 (初期クラスタリング画面) {I₁, I₂, ..., I₁₀₀} は、ランダムに設定されるために毎回異なる。

上記内容の実験を各質問生成方法毎 (従来型, 収束型, 発散型) にて行い、解答画像の発見率と、解答画像発見時の平均フィードバック回数を比較した。比較結果を表 2 および図 2 に示す。

解答画像の発見率については、従来型の適合フィードバックよりも差異増幅処理 (収束型および発散型) の方が高く、特に発散型の発見率が高かった。従来型の

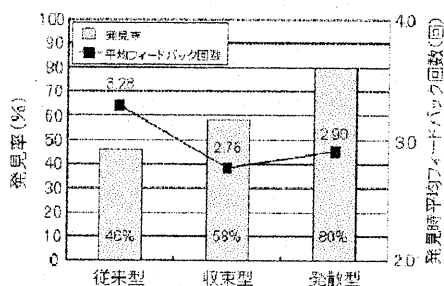


図 2 各質問生成方法毎の検索実験結果

適合フィードバックの場合、提示される画像検索結果の中にユーザが満足する画像が無かった際でも、ユーザによって指定される画像データのみに基づいて次段階の質問が生成されるため、前回と同様な画像群が再度提示されてしまうことが多くなるためと考えている。一旦、局所最適解のような状態に陥ると、そこから脱出することが容易ではなく、効率的に目的の画像に到達することが難しい。

一方、差異増幅処理では、ユーザに提示される画像群に満足する画像が無かった場合でも、ユーザの満足度が高いとはいえない画像データをそのまま次段階の質問生成に利用するわけではない。すなわち、“選択画像”と“その周辺画像”との差異を取ることで本来のユーザの検索意図を推定することができるため、局所最適解のような状態から比較的脱出しやすいと考えられる。特に発散型の質問生成方法では、前段階とは独立に質問生成が行われるため、局所最適解のような状態から比較的容易に脱出することができ、解答画像の発見率も高くなっている。

解答画像発見時の平均フィードバック回数についても、従来型の適合フィードバックに対して、差異増幅処理の方が少ないフィードバック回数で解答画像に到達している。これは差異増幅型の方が、よりの確にユーザの検索意図を推定することができるために、効果的に解答画像に到達することができたのではないかと考えている。

4. 相対的問合せのクラスタ間移動処理

4.1 相対的問合せのクラスタ間移動処理の定義

本節では相対的問合せのクラスタ間移動処理の定義について説明する。

2.2 節にて述べたとおり、相対的問合せのクラスタ間移動処理は、ユーザが選択したデータのサンプル集合内での相対的關係を取得し、ユーザが明示的に指定したターゲット集合において、この相対的關係を満た

すデータを見つけ出す手法である。つまり、相対的問合せ質問 Q_r は、選択されたサンプル x 、サンプル集合 S 、相対的問合せを適用するターゲット集合 T 、の3つのパラメータから成る。

$$Q_r = g(x, S, T)$$

ただし、サンプル x はサンプル集合 S の要素である。

ここで、この問合せ質問により得られる答えである $Q_r(DB)$ は、 x と S の間の相対的な関連を示す評価関数を、 $relative(x, S)$ とすると、以下ようになる。

$$\begin{aligned} Ans &= Q_r(DB) \\ &= \{y | y \in T, relative(y, T) \approx relative(x, S)\} \end{aligned}$$

次に、この式の中の、“ $relative(y, T) \approx relative(x, S)$ ”の解釈について説明する。サンプル集合 S のデータ全てを、ターゲット集合 T のデータへ写像する関数 f が存在するとし、この時、選択されたデータ x を関数 f にて写像したターゲット集合内のデータを y とする。(図3参照)

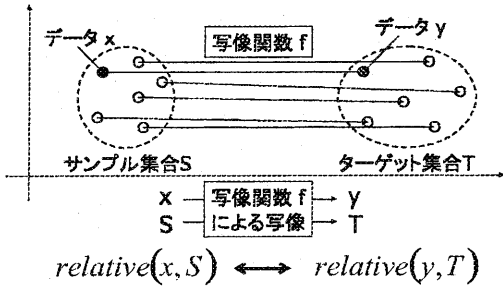


図3 写像関数 f による写像

何通りもの写像関数 f による写像において、 $relative(y, T)$ と $relative(x, S)$ の差異が最小となる、写像関数 f を求めることができれば、この問合せ処理の出力データは、 $y = f(x)$ とすることができる。

ここで、 $relative(x, S)$ を以下のように定義する。なお、集合 S のデータ数を m とする。

$$\begin{aligned} relative(x, S) &= (\bar{x} - \vec{s}_1, \bar{x} - \vec{s}_2, \dots, \bar{x} - \vec{s}_m) \\ &= (\vec{r}_1(x), \vec{r}_2(x), \dots, \vec{r}_m(x)) \end{aligned}$$

ただし、

$$\bar{x} \text{ は、} x \text{ の特徴ベクトル } \vec{r}_i(x) = \bar{x} - \vec{s}_i$$

$$S = \{s_1, s_2, \dots, s_i, \dots, s_m\}$$

$$x \in S$$

つまり、 $relative(x, S)$ を、集合 S において選択されたデータ x と他のサンプルデータとの差異ベクトルを全て集めることで、算出されるベクトルとして表現する。これにより、集合 S の全ての点に対する相対的位置付けとして、 $relative(x, S)$ を定義することがで

きる。

次に、写像関数 f によりサンプル集合 S から写像されたターゲット集合 T の点を以下のように示す。

$$t_1 = f(s_1), t_2 = f(s_2), \dots, t_m = f(s_m)$$

$$y = f(x)$$

ただし、集合 T のデータ数を n とすると、 m および n が等しいとは限らないので、この時の写像は単射および全射である必要はないものとする。

すると、 $relative(y, T)$ は以下のように表現される。

$$\begin{aligned} relative(y, T) &= (\vec{y} - \vec{t}_1, \vec{y} - \vec{t}_2, \dots, \vec{y} - \vec{t}_m) \\ &= (\vec{p}_1(y), \vec{p}_2(y), \dots, \vec{p}_m(y)) \end{aligned}$$

$$\text{ただし、} \vec{p}_i(y) = \vec{y} - \vec{t}_i$$

ここで、写像関数 f による写像は、集合 S のデータ数が m 、集合 T のデータ数が n であるので、 m^n 通り存在する。したがって、 m^n 通りの $relative(y, T)$ において、 $relative(x, S)$ と $relative(y, T)$ の類似度が最も大きいときに、“ $relative(y, T) \approx relative(x, S)$ ”であるとする。ただし、集合 S および集合 T の特徴空間で領域の大きさの違いを考慮するため、集合 S において、データ x から全ての点 (m 個) に引いたベクトルのユークリッド長さの平均 L_S と、集合 T において、データ y から全ての点 (n 個) に引いたベクトルのユークリッド長さの平均 L_T の比によって補正を行う。すなわち、 $relative(x, S)$ に対して、 $relative(y, T) \times \frac{L_S}{L_T}$ を比較する。なお、 $relative(x, S)$ と $relative(y, T)$ の非類似度算出はユークリッド距離に基づいて行う。

したがって、相対的問合せのクラスタ間移動処理による出力値は、“ $relative(y, T) \approx relative(x, S)$ ”であるときの、 y となる。

4.2 相対的問合せの近似的クラスタ間移動処理

前節にて、相対的問合せのクラスタ間移動処理の定義について説明した。しかしながら、前述の通り、集合 S のデータ数が m 、集合 T のデータ数が n である場合、 m^n 通りの写像のパターンが存在するので、 m および n が非常に小さい値でない限り、問合せ処理を行うことは難しい。したがって、本節では相対的問合せのクラスタ間移動処理を近似的に行うことで、 m および n がある程度大きな値をとっても、問合せ処理を可能にする手法を検討する。

ここで、前節で述べたように、相対的問合せのクラスタ間移動処理による出力値は、“ $relative(y, T) \approx relative(x, S)$ ”であるときの y とするものである。そこで、近似的処理方法として、“ $relative(y, T) \approx relative(x, S)$ ”のより簡単な解釈について検討する。

前節にし示した定義では、 $relative(x, S)$ を、集合

S において選択されたデータ x と他のサンプルデータとの差異ベクトルを全て集めたものとして定義した。

$$relative(x, S) = (\vec{x} - \vec{s}_1, \vec{x} - \vec{s}_2, \dots, \vec{x} - \vec{s}_m)$$

一方、近似的処理方法では、選択されたデータ x の集合 S 内での相対的位置付けを、単に属する集合 S の全てのデータの重心（集合 S 内全データの平均特徴ベクトル）からの、相対ベクトルによって表現する。すなわち、 $relative(x, S)$ の近似解、 $relative'(x, S)$ は、集合 S の重心ベクトルを $\vec{S}$ とすると下記のように表現できる。

$$relative'(x, S) = \vec{x} - \vec{S}$$

ここで、前節の定義と同様に、“ $relative'(y, T) \approx relative'(x, S)$ ”となるような y が、この問合せの出力データとなるが、近似的方法では写像関数は用いずに出力データ y を検索する。ここで、クラスタ間移動処理の近似的方法のイメージ図を図4に示す。

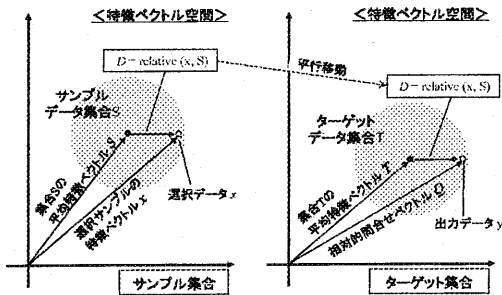


図4 写像関数 f による写像

図に示されるとおり、選択サンプルの特徴ベクトル $\vec{x}$ からサンプル集合 S の平均特徴ベクトル $\vec{S}$ を差し引いたもの、すなわち $relative(x, S)$ である $\vec{x} - \vec{S}$ を $\vec{D}$ として保存する。そして、この $relative(x, S)$ によって情報検索しようとするターゲット集合 T の平均特徴ベクトルに先ほどの相対的評価ベクトルを加えることによって、問合せベクトル $\vec{Q}$ を得る。したがって、相対的検索質問における問合せベクトル $\vec{Q}$ の算出式の基本形は $\vec{Q} = \vec{T} + \vec{D}$ と表現できる。

集合 S と集合 T の特徴空間上でのばらつきが、ほぼ等しい場合には、上記の算出式で問題ない。しかしながら、実際にはばらつきが異なると考えられるので、ベクトル要素毎の標準偏差を基に $relative'(x, S)$ のベクトル値を補正する必要がある。（図5参照）

このような場合、ベクトル $\vec{D}, \vec{T}, \vec{Q}$ の i 番目の要素を、 d_i, t_i, q_i とし、集合 S と集合 T の i 番目のベクトル

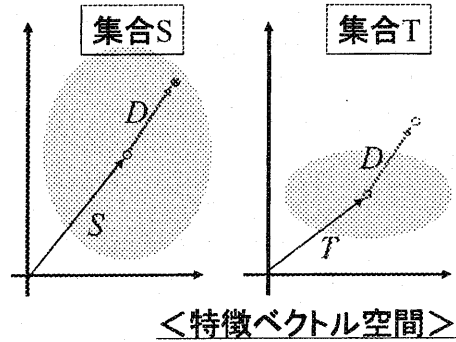


図5 データの分布のばらつきの補正

ル次元の標準偏差を σ_{si}, σ_{ti} とすると、 q_i は以下の式にて補正される。

$$q_i = t_i + d_i \cdot \left(\frac{\sigma_{ti}}{\sigma_{si}} \right)$$

以上の通り、クラスタ間移動処理の近似的方法では、写像されたデータの組み合わせの中から、“ $relative(y, T) \approx relative(x, S)$ ”を満たすデータ y を見つけようとするのではなく、“ $relative'(y, T) \approx relative'(x, S)$ ”となるためのデータ y の条件を問合せベクトルにて表現し、これに最も近いデータを出力データ y とするのである。

4.3 近似的クラスタ間移動処理の妥当性の検討

4.1 節にて、クラスタ間移動処理の定義について説明し、4.2 節にてクラスタ間移動の近似的処理方法について説明した。近似的クラスタ間移動処理手法は、ある程度大きなデータも扱うことが可能であるが、定義した純粋なクラスタ間移動処理の検索精度をどの程度保証できるのかが不明である。したがって、近似的クラスタ間移動処理の妥当性を評価するための実験を行う必要がある。

比較実験を行うためには、純粋なクラスタ間移動処理でも計算可能な条件にするため、サンプル集合とターゲット集合のデータ数を制限して行う必要がある。評価方法としては、同一のサンプル集合 S の中から同一のデータ x が選択され、これを基に同一のターゲット集合 T からデータ検索を行う状況において、純粋なクラスタ間移動処理と近似的クラスタ間移動処理の結果にどれほどのズレが生じるのかを検証するつもりである。

したがって、以上のような評価実験を行った上で、近似的クラスタ間移動処理の妥当性について検討していきたいと考えている。

5. おわりに

本論文において得られた成果を以下に示す。

- 人間としては自然ともいえる相対的評価を基にした問合せ方法の必要性を論じるとともに、相対的問合せの処理方法として、差異増幅処理とクラスタ間移動処理を提案した。
- 相対的問合せの差異増幅処理による画像検索のプロトタイプシステムを実装し、その評価実験を行った。
- 相対的問合せのクラスタ間処理を定義すると共に、大規模データについても計算可能な近似的クラスタ間処理の方法を示した。

謝 辞

本研究の一部は、平成 15 年度文部科学省科学研究費特定領域研究 (2) 「Web の意味構造に基づく新しい Web 検索サービス方式に関する研究」(課題番号: 15017249) による。ここに記して謝意を表します。

参 考 文 献

- 1) 木下真一, 中島伸介, 田中克己: 差異増幅機能を有する適合フィードバック検索, DBWS2001 電子情報通信学会技術研究報告 DE2001-47 pp.73-80, 2001 年 7 月.
- 2) 木下真一, 中島伸介, 田中克己: 差異増幅型適合フィードバックと相対的質問評価に基づく画像検索システム, Proc. of DBWeb2002, 情報処理学会シンポジウムシリーズ Vol.2002, No.19, pp.121-128, 2002 年 12 月.
- 3) S. Nakajima, S. Kinoshita, and K. Tanaka: "Amplifying the Differences between Your Positive Samples and Neighbors" *IEEE International Conference on Multimedia & Expo (ICME2003)*, July 2003.
- 4) 中島伸介, 小山 聡, 角谷和俊, 田中克己: 相対的検索質問とその質問処理方式, DBSJ Letters, Vol.1, No.1, October 2002, pp.7-10 2002 年 10 月.
- 5) 田村英之: コンピュータ画像処理入門, 総研出版, 星雲社, pp.51, 1985 年.
- 6) T. Kohonen: "Self-Organized formation of topologically correct feature maps", *Biological Cybernetics*, No.43, pp.59-69, 1982.
- 7) S. Nakajima, S. Kinoshita, and K. Tanaka: "Context-Dependent Information Exploration". *Eleventh International World Wide Web Conference (Poster session)*, May 2002.