

相対的マッピング処理に基づく相対的情報検索手法

中島 伸介[†] 田中 克己[†]

従来の情報検索手法のほとんどは、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など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取得しようとするものである。これに対して我々は、あるデータ集合に対する相対的評価に基づいて情報検索を行おうとする相対的問合せと、その質問処理手法である相対的マッピング処理を提案する。つまり、検索しようとする対象データの絶対的条件を提示できないような場合においても、既知のデータ集合内における相対的条件を利用することで情報検索を実現しようとするものである。相対的マッピング処理とは、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)において、サンプル集合内での相対的關係を満たすデータを検索するものである。本論文では相対的マッピング処理に関する定義を行ったうえで、大規模データにおいても検索可能な近似的処理方法を提案する。また、この近似的処理方法に基づいた画像検索プロトタイプシステムを構築し、その妥当性について検証する。

Relative Information Retrieval Method Based on Relative Mapping Processing

SHINSUKE NAKAJIMA[†] and KATSUMI TANAKA[†]

Most conventional information retrieval systems require absolute condition like keywords from users in order to retrieve data that the users want to get. Thus, users have to know keywords or metadata of the data. However, we cannot say that users must know the metadata 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 based on 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

従来の情報検索技術は、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^{1),2)}におけるキーワード検索、データベースに対する属性条件による検索、画像データベースなどに対するコンテンツベース検索^{3)~5)}などがこれにあてはまる。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など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。したがって、ユーザは得ようとするデータに関する十分な知識を持っている必要があるが、「ま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」という問題がある。

一方、実世界の人間同士のコミュニケーションでは、「(どのような特徴のものが良いかをうまく説明することはできないが)この集合の中では、これが好き」といった相対的な評価により自分の好みを表現することがある。このような相対的評価により自分の要求を表現することは、人にとっては自然な行動である。そこで、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。

相対的問合せは以下のように定義される。

“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”

サンプルデータ集合を S 、選択されたデータを x とすると、相対的問合せ Q は以下のように表現できる。

$$Q = (x, S)$$

(ただし、 $x \in S$)

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

[†] 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

中ではこれ！”という直感的かつ簡易な指定方法により、検索の問合せを指定できるメリットがある。これにより、検索に関する高度なノウハウを有しないユーザや、どのような特徴のデータを取得したいかが分からない、もしくは表現できないユーザに対しても、直感的かつ効率的な検索を実現できると考えている。

この相対的問合せの処理方法としては、差異増幅処理^{6),7)} や、相対的マッピング処理^{8),9)} などが検討されている。差異増幅処理とは、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うものである。相対的マッピング処理とは、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関係を取得し、他のデータ集合（ターゲットデータ集合）において、サンプル集合内での相対的関係を満たすデータを検索するものである。本論文では、上記相対的問合せの処理方法のうち、相対的マッピング処理について述べる。

ここで、相対的マッピング処理について、リゾート地でのホテル検索を例にとりて説明する。

<相対的マッピング処理が適切な例>

“沖縄のホテルについてよく知っているユーザ A が、最も気に入っているのはこの中の ホテルである。このユーザ A はマイアミのホテルに関してはまったく知識がないが、沖縄のホテル集合に対するユーザ A の相対的な好みを基にマイアミのホテル集合の中からユーザ A が気に入りそうなホテルを検索しようとする。”

特定の地域のホテル集合における気に入っているホテルの相対的位置付けに基づいて、他の地域においてユーザが満足しそうなホテルを検索するものである。まず、ユーザはマイアミには行ったことがないので、マイアミのホテルがどのようなものが把握できていない。さらに、沖縄とマイアミでは、物価や治安、交通の利便性などの条件が異なり、単純に沖縄の“ホテル”をキーとした検索を行うことが適切ではないため、従来の手法では好みのホテルを検索することは難しい。つまり、相対的問合せの相対的マッピング処理は、ユーザが選択したデータのサンプル集合内での相対的関係を取得し、ユーザが明示的に指定したターゲット集合において、この相対的関係を満たすデータの検索が可能な方法である。

すなわち、このような相対的問合せとその質問処理方法である相対的マッピング処理を提案することが、本論文の目的である。

本論文の成果の概要は以下のとおりである。

- 相対的問合せの質問処理方法である相対的マッピング処理の定義について検討した。
- 大量のデータに対しても処理可能である相対的マッピングの近似処理方法について検討した。
- 相対的マッピングの近似処理方法の妥当性について検証した。

以下、本論文の構成を示す。2章において相対的マッピング処理の定義について述べる。3章において相対的マッピングの近似処理方法について述べる。4章において、相対的マッピング処理に基づく画像検索について述べる。5章でまとめを述べる。

2. 相対的問合せ処理における相対的マッピング処理の定義

相対的問合せの相対的マッピング処理とは、ユーザが選択したデータのサンプル集合内での相対的関係を取得し、ユーザが明示的に指定したターゲット集合において、この相対的関係を満たすデータを見つけ出す手法である。本章では、この相対的問合せの相対的マッピング処理の定義について説明する。まず 2.1 節において、“単一問合せに対する相対的マッピング処理”について定義する。さらにこれをふまえて、2.2 節で“複数問合せに対する相対的マッピング処理”を定義する。

2.1 単一問合せに対する相対的マッピング処理

ここでは単一の相対的問合せに対する相対的マッピングの定義を行う。つまり、ホテル検索の例で説明すると、“このホテル集合の中ではこれが良い”という相対的問合せの 1 例のみを、新たなホテル集合に適用する際の処理方法である。

ここで、 DB はデータベース全体を表し、 DB の部分集合であるサンプル集合およびターゲット集合を S ($S \subset DB$) および T ($T \subset DB$) と表す。さらに、サンプル集合 S の中からユーザが最も気に入ったデータとして選択したデータを x ($x \in S$) とすると、相対的問合せ Q は、前述のとおり $Q = (x, S)$ と表される。したがって、相対的問合せ Q により、ターゲット集合を T に対して問合せを行った場合の解 $Ans(Q, T)$ は、以下のように定義できる。ただし、説明の簡素化のため、サンプル集合内のデータ数とターゲット集合内のデータ数が等しい場合を想定する ($|S| = |T|$)。

$$\begin{aligned} Ans(Q, T) &= Ans((x, S), T) \\ &= f(x) \end{aligned}$$

(ただし、 $x \in S$, かつ f は $relative(f(x), f(S))$ と $relative(x, S)$ の類似度が最大となる集合 S から集

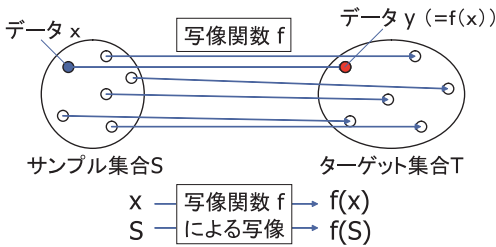


図 1 集合 S から T への写像
Fig. 1 Mapping from S to T.

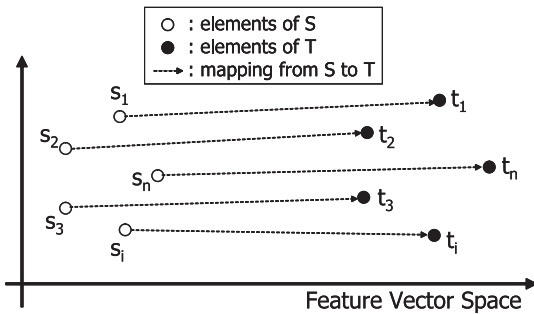


図 2 関数 f による写像
Fig. 2 Mapping by function f.

合 T への全単射写像関数)。

ただし, $relative(x, S)$ は, x と S の間の相対的な関連を特徴ベクトルにより表現する評価関数である。図 1 に示すとおり, サンプル集合内のデータ x の位置付けをターゲット集合で再現するデータ y を見つけることが, この問合せの目的となる。ここで, まず $relative(x, S)$ と $relative(f(x), f(S))$ が最も等しくなるときの写像関数 f を確定する。そして, この関数 f によりデータ x を写像した $f(x)$ を, この相対的マッピング処理による相対的問合せの答えとする。

ここで, サンプル集合内における x の相対的位置付けを示す $relative(x, S)$ について定義する(図 2 参照)。関数 f は集合 S 内の点を集合 T 内の点に写像する関数である。なお, サンプル集合およびターゲット集合のデータ数を n とする。

$$S = \{s_1, s_2, \dots, s_n\}$$

$$T = f(S)$$

$$= \{f(s_1), f(s_2), \dots, f(s_n)\}$$

$$= \{t_1, t_2, \dots, t_n\}$$

$relative(x, S)$ は, 選択データ $x (= s_i)$ と非選択データとの差異ベクトルの集合に基づいて定義される(図 3 参照)。

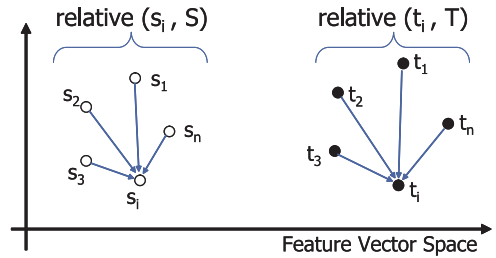


図 3 定義どおりの処理における relative 関数
Fig. 3 Strictly defined relative function.

$$relative(x, S)$$

$$= relative(s_i, S)$$

$$= (\vec{s}_i - \vec{s}_1) \circ (\vec{s}_i - \vec{s}_2) \circ \dots$$

$$\dots \circ (\vec{s}_i - \vec{s}_{i-1}) \circ (\vec{s}_i - \vec{s}_{i+1}) \circ \dots \circ (\vec{s}_i - \vec{s}_n)$$

各差異ベクトルを結び点 'o' は, ベクトルの連結を示す。仮に以下に示すような 3 つのベクトル $\vec{a}, \vec{b}, \vec{c}$ を, 'o' で連結した $\vec{a} \circ \vec{b} \circ \vec{c}$ は以下のようになることを意味する。

$$\vec{a} = (1, 2, 3), \vec{b} = (4, 5, 6), \vec{c} = (7, 8, 9)$$

$$\vec{a} \circ \vec{b} \circ \vec{c} = (1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9)$$

つまり図 3 に示されるように, $relative(x, S)$ は, x に対する集合 S 内のすべての点からの相対的位置付けを示す相対ベクトルを連結することで, x の集合 S 内での総合的な相対的な位置付けを表すものである。これにより, 集合内のすべての点の位置関係を考慮した, x の相対的位置付けを表現することができる。

ここで同様に, $relative(f(x), f(S))$ は, 以下のとおり定義される。

$$relative(f(x), f(S))$$

$$= relative(t_i, T)$$

$$= (\vec{t}_i - \vec{t}_1) \circ (\vec{t}_i - \vec{t}_2) \circ \dots \circ (\vec{t}_i - \vec{t}_n)$$

集合 S および集合 T のデータ数が n 個であるので, 写像関数 f は $n!$ 通りのパターンが存在する。この中から, 以下のコサイン相関値が最も高くなるときの関数 f を求める。

$$\frac{relative(x, S) \cdot relative(f(x), f(S))}{|relative(x, S)| \cdot |relative(f(x), f(S))|}$$

そこで, 相対的問合せに対する相対的マッピング処理による答え $Ans(Q, T)$ は, 最終的には以下のように表現できる。

$$Ans(Q, T)$$

$$= Ans((x, S), T)$$

$$= f(x) \tag{式 A}$$

(ただし, $x \in S$, かつ f はコサイン相関値

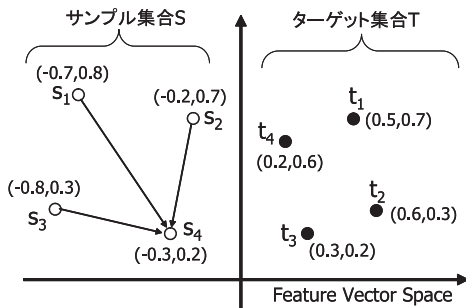


図4 相対的マッピング処理の定義どおりの処理の具体例
Fig. 4 Example of strictly defined relative mapping processing.

$$\frac{relative(x, S) \cdot relative(f(x), f(S))}{|relative(x, S)| \cdot |relative(f(x), f(S))|}$$

が最大となる集合 S から集合 T への全単射写像関数)。

ここで、この単一相対的問合せの相対的マッピング処理の定義どおりの処理の説明を目的とした具体例を示す。

図4に示すように具体例として、サンプル集合 S を $S = \{s_1, s_2, s_3, s_4\}$ 、ターゲット集合 T を $T = \{t_1, t_2, t_3, t_4\}$ とし、各データの特徴ベクトルは以下に示すような2次元ベクトルであるとする。

$$\begin{aligned} \vec{s}_1 &= (-0.7, 0.8) & \vec{t}_1 &= (0.5, 0.7) \\ \vec{s}_2 &= (-0.2, 0.7) & \vec{t}_2 &= (0.6, 0.3) \\ \vec{s}_3 &= (-0.8, 0.3) & \vec{t}_3 &= (0.3, 0.2) \\ \vec{s}_4 &= (-0.3, 0.2) & \vec{t}_4 &= (0.2, 0.6) \end{aligned}$$

ここでユーザが集合 S の中から s_4 をデータ x として選択した場合のターゲット集合内の解を算出する。

まず、 $relative(x, S)$ を算出する。

$$\begin{aligned} relative(x, S) &= relative(s_4, S) \\ &= (\vec{s}_4 - \vec{s}_1) \circ (\vec{s}_4 - \vec{s}_2) \circ (\vec{s}_4 - \vec{s}_3) \\ &= (0.4, -0.6) \circ (-0.1, -0.5) \circ (0.5, -0.1) \\ &= (0.4, -0.6, -0.1, -0.5, 0.5, -0.1) \end{aligned}$$

集合 S から集合 T にデータを写像する全単射写像関数を f とする。サンプル集合およびターゲット集合のデータ数が4であるので、 f による写像のパターンは $4! (= 24)$ パターンである。すなわち24パターン存在する $relative(f(x), f(S)) (= relative(f(s_4), T))$ のうち、最も $relative(x, S)$ とのコサイン相関値が高いものを探し、そのときの関数 f を特定する。そして、この関数 f によりデータ $x (= s_4)$ を写像した $f(s_4)$ がこの問合せの解となる。

24パターンのうち、仮に関数 f が以下のような写像関数とする。

$f(s_1) = t_4, f(s_2) = t_1, f(s_3) = t_3, f(s_4) = t_2$
このときの $relative(f(x), f(S))$ は、以下のとおりである。

$$\begin{aligned} relative(f(x), f(S)) &= relative(f(s_4), f(S)) \\ &= relative(t_2, T) \\ &= (\vec{t}_2 - \vec{t}_4) \circ (\vec{t}_2 - \vec{t}_1) \circ (\vec{t}_2 - \vec{t}_3) \\ &= (0.4, -0.3) \circ (0.1, -0.4) \circ (0.3, 0.1) \\ &= (0.4, -0.3, 0.1, -0.4, 0.3, 0.1) \end{aligned}$$

したがって $relative(x, S)$ と $relative(f(x), f(S))$ のコサイン相関値は以下のとおりである。

$$\frac{relative(x, S) \cdot relative(f(x), f(S))}{|relative(x, S)| \cdot |relative(f(x), f(S))|} = 0.938$$

実は24パターンうち、この関数 f のときのコサイン相関値が最大値をとる。したがって、この具体例の問合せの解は $f(s_4)$ すなわち t_2 である。

2.2 複数問合せに対する相対的マッピング処理

前節では単一の相対的問合せに対する相対的マッピング処理の定義について述べた。本節では複数の相対的問合せに対する相対的マッピングの定義を行う。つまり、ホテル検索の例で説明すると、“このホテル集合の中ではこれが良い”という相対的問合せの複数の例を統合して、新たなホテル集合に適用する際の処理方法である。実際、人間同士のコミュニケーションにおいては、相対的評価の例がより多い場合の方がユーザの好みを特定しやすくなる。

ここで前節で定義した単一の相対的問合せに対する相対的マッピング処理の定義を利用して、複数の相対的問合せに対する相対的マッピング処理の定義を行う。複数の相対的問合せを適用する際の方法としては、以下に示すような2種類のタイプが考えられる。

離接タイプ：

$$Q = (x_1, S_1) \vee (x_2, S_2) \vee \cdots \vee (x_n, S_n)$$

合接タイプ：

$$Q = (x_1, S_1) \wedge (x_2, S_2) \wedge \cdots \wedge (x_n, S_n)$$

2.2.1 複数問合せの離接の質問処理

複数相対的問合せの離接は、元の単一相対的問合せの“OR”接続と考える。ホテル検索の例で説明すると、「沖縄のホテル5件の中の“これ”でも良いと思うし、鹿児島のホテル5件の中の“それ”でも良いと思う」といった場合である。この場合、前者の問合せの条件のみを満たすホテルでもかまわないし、後者の問合せの条件のみを満たすホテルでも良いことになる。つまり、複数相対的問合せの離接による質問処理にて得られる解は、元の単一相対的問合せの質問処理で得られた解の集合と見なす。

ここで、複数のサンプル集合 $\{S_1, S_2, \dots, S_n\} (\subseteq DB)$ におけるユーザのデータ選択に基づく相対的質問の離接を $Q_d = (x_1, S_1) \vee (x_2, S_2) \vee \dots \vee (x_n, S_n)$ とし、ターゲット集合を $T (\subseteq DB)$ とすると、得られる解 $Ans(Q_d, T)$ は以下のとおりである。

$$\begin{aligned} Ans(Q_d, T) &= Ans((x_1, S_1) \vee \dots \vee (x_n, S_n), T) \\ &= Ans((x_1, S_1), T) \cup \dots \cup Ans((x_n, S_n), T) \end{aligned}$$

すなわち、複数相対的問合せの離接による質問処理にて得られる解は、元の単一相対的質問のうち少なくとも1つの条件を満たせばよい。

2.2.2 複数問合せの合接の質問処理

次に複数相対的問合せの合接について述べる。複数相対的問合せの合接は、合接前の単一相対的問合せの“AND”接続と考える。ホテル検索の例で説明すると、「沖縄のホテルの5件の中では“これ”が良いと思うし、鹿児島のホテル5件の中では“それ”が良いと思う。両者の良い部分を足し合せたようなものが欲しい」といった場合である。この場合、それぞれ片方の問合せの条件のみを満たすホテルでは不十分であり、両方の条件を同時に満たすホテルを探さなければならない。

ここで、複数のサンプル集合 $\{S_1, S_2, \dots, S_n\} (\subseteq DB)$ におけるユーザのデータ選択に基づく相対的質問の合接を $Q_c = (x_1, S_1) \wedge (x_2, S_2) \wedge \dots \wedge (x_n, S_n)$ とし、ターゲット集合を $T (\subseteq DB)$ とすると、得られる解 $Ans(Q_c, T)$ は以下のとおりである。

$$\begin{aligned} Ans(Q_c, T) &= Ans((x_1, S_1) \wedge \dots \wedge (x_n, S_n), T) \\ &= f_i(x_i) \quad (\text{式 B}) \end{aligned}$$

(ただし、 $x_i \in S_i$, かつ f_i は以下の2つの条件を満たす集合 S_i から集合 T への全単射写像関数。

$$(i) f_1(x_1) = f_2(x_2) = \dots = f_n(x_n)$$

(ii) コサイン相関値の総和

$$\sum_i^n \frac{relative(x_i, S_i) \cdot relative(f_i(x_i), f_i(S_i))}{|relative(x_i, S_i)| \cdot |relative(f_i(x_i), f_i(S_i))|}$$

が最大)。

厳密に言えば、複数相対的問合せの合接に対する質問処理で得られる解は、合接前のすべての単一相対的問合せの解の集合 $Ans((x_i, S_i), T)$ ($i = 1, 2, \dots, n$) の積となるべきである。しかしながら、これらの解の集合の積はほとんど存在しないため、条件として厳しすぎると考えた。したがって、我々は合接前のすべての単一相対的質問の条件をできる限り満たすデータを、この複数相対的問合せの合接の解と定義する。

そこで、まずは各々の相対的問合せに基づく関

数 $relative(x_i, S_i)$ と $f_i(x_i)$ ($\in T$) に基づく関数 $relative(f_i(x_i), f_i(S_i))$ とのコサイン相関値を算出し、その後 $f_i(x_i)$ に関するコサイン相関値の総和を算出する。複数相対的問合せの合接による最終的な解は、このコサイン相関値の総和が最大になるときの $f_i(x_i)$ である。

3. 相対的問合せに対する相対的マッピングの近似処理

前章で、相対的問合せの相対的マッピング処理の定義について説明した。しかしながら、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。したがって、集合 S および集合 T のデータ数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。さらに、相対的マッピング処理の定義においては、 $|S| = |T|$ であることを想定して定義を行っており、 $|S| \neq |T|$ である場合は同様に処理することはできない。そこで、集合 S および集合 T のデータ数がある程度大きな値をとる場合や、 $|S| \neq |T|$ である場合でも、相対的問合せを処理することが可能な相対的マッピングの近似的方法について検討する。

以下、3.1節で“単一問合せに対する近似処理”を、3.2節で“複数問合せに対する近似処理”を述べる

3.1 単一問合せに対する近似処理

単一相対的問合せに対する相対的マッピングの近似処理は、2.1節の相対的マッピング処理の定義で述べた解の算出式(式A)のうち、 $relative(x, S)$ および $relative(f(x), f(S))$ を近似的に解釈することで定義する。

$relative(x, S)$ は、集合 S 内での選択データ x の相対的位置付けを示す関数であり、定義どおりの相対的マッピングでは選択データと非選択データとの特徴空間上の差異ベクトルを連結したもの、すなわち他のすべての点を考慮したときの選択データの相対的位置付けとして定義される。そこで近似的方法では、選択されたデータ x の集合 S 内での相対的位置付けを、単純に属する集合 S のすべてのデータの重心(集合 S 内全データの平均特徴ベクトル)を基にした選択データ x の相対ベクトルによって表現する。非選択データすべての点の位置関係を考慮していた定義どおりの処理とは違い、近似処理では保持する情報を減らして非選択データの平均との相対的關係のみを考慮している。すなわち、 $relative(x, S)$ の近似解、 $relative'(x, S)$ は、集合 S の重心を S_c とすると以下のように表現できる(図5参照)。

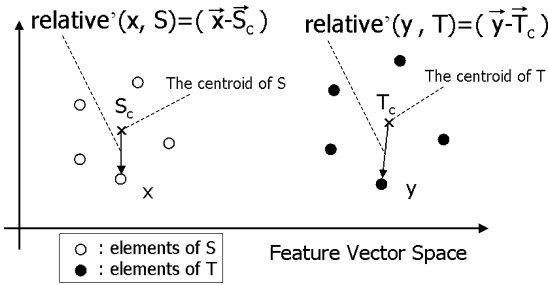


図 5 近似的 relative 関数
Fig.5 Approximative relative function.

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

ただし、 \vec{S}_c および \vec{x} は、それぞれ S_c および x の特徴ベクトルである。

同様に、 $relative(y, T)$ の近似解、 $relative'(y, T)$ は、集合 T の重心を T_c とすると以下のように表現される (図 5 参照)。

$$relative'(y, T) = (\vec{y} - \vec{T}_c)$$

ただし、 \vec{T}_c および \vec{y} は、それぞれ T_c および y の特徴ベクトルである。

相対的問合せに対する相対的マッピングの近似的処理方法の手順は以下のとおりである。

- (1) ユーザは、集合 S の中から好みのデータ x を選択する。
- (2) $relative'(x, S)$ を相対的特徴ベクトル $\vec{x} - \vec{S}_c$ として算出する。
- (3) すべての $relative'(t_i, T)$ を相対的特徴ベクトル $\vec{t}_i - \vec{T}_c$ として算出する。
- (4) システムは $relative'(x, S)$ との類似度が最も高くなる $relative'(t_i, S)$ を特定し、このときの t_i を相対的問合せの解 y とする。

したがって、相対的問合せに対する相対的マッピングの近似処理による解 $Ans'(Q, T)$ は、最終的には以下のように表現できる。

$$\begin{aligned} Ans'(Q, T) &= Ans'((x, S), T) \\ &= y \end{aligned}$$

(ただし、 $y \in T$ 、かつコサイン相関値

$$\frac{(\vec{x} - \vec{S}_c) \cdot (\vec{y} - \vec{T}_c)}{|\vec{x} - \vec{S}_c| \cdot |\vec{y} - \vec{T}_c|}$$

が最大)。

ここで、この単一相対的問合せの相対的マッピングの近似処理の説明を目的とした具体例を示す。

2.1 節の定義どおりの処理の具体例と同様に、サン

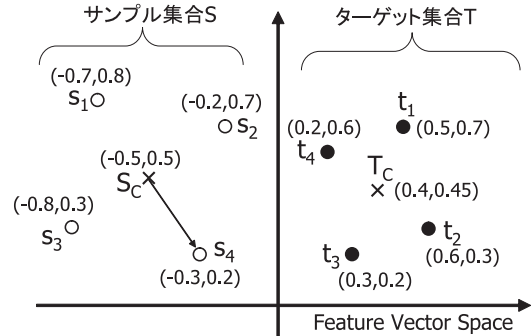


図 6 相対的マッピングの近似処理の具体例
Fig.6 Example of approximative relative mapping processing.

プル集合 S を $S = \{s_1, s_2, s_3, s_4\}$ 、ターゲット集合 T を $T = \{t_1, t_2, t_3, t_4\}$ とし、各データの特徴ベクトルは以下に示すような 2 次元ベクトルであるとする (図 6 参照)。

$\vec{s}_1 = (-0.7, 0.8)$	$\vec{t}_1 = (0.5, 0.7)$
$\vec{s}_2 = (-0.2, 0.7)$	$\vec{t}_2 = (0.6, 0.3)$
$\vec{s}_3 = (-0.8, 0.3)$	$\vec{t}_3 = (0.3, 0.2)$
$\vec{s}_4 = (-0.3, 0.2)$	$\vec{t}_4 = (0.2, 0.6)$
$\vec{S}_c = (-0.5, 0.5)$	$\vec{T}_c = (0.2, 0.6)$

ここでユーザが集合 S の中から s_4 をデータ x として選択した場合のターゲット集合内の解を算出する。

まず、 $relative'(x, S)$ を算出する。

$$\begin{aligned} relative'(x, S) &= relative'(s_4, S) \\ &= (\vec{s}_4 - \vec{S}_c) \\ &= (0.2, -0.3) \end{aligned}$$

ここで、ターゲット集合内のデータ数が 4 であるので、 $relative'(t_i, T)$ は 4 通り存在する。すなわち、この 4 通りの $relative'(t_i, T)$ のうち、 $relative'(x, S)$ とのコサイン相関値が最も高くなるときの t_i がこの問合せの解となる。

4 パターンのうち、仮に $t_i = t_2$ の場合の $relative'(t_i, T)$ は以下のとおりである。

$$\begin{aligned} relative'(t_i, T) &= relative'(t_2, T) \\ &= (\vec{t}_2 - \vec{T}_c) \\ &= (0.2, -0.15) \end{aligned}$$

したがって $relative'(x, S)$ と $relative'(t_i, T)$ のコサイン相関値は以下のとおりである。

$$\begin{aligned} &\frac{(\vec{x} - \vec{S}_c) \cdot (\vec{t}_i - \vec{T}_c)}{|\vec{x} - \vec{S}_c| \cdot |\vec{t}_i - \vec{T}_c|} \\ &= \frac{(\vec{s}_4 - \vec{S}_c) \cdot (\vec{t}_2 - \vec{T}_c)}{|\vec{s}_4 - \vec{S}_c| \cdot |\vec{t}_2 - \vec{T}_c|} = 0.943 \end{aligned}$$

実は4パターンうち、このときのコサイン相関値が最大値をとる。したがって、この具体例の間合せの解は t_2 である。

3.2 複数問合せに対する近似処理

本節では複数相対的問合せに対する相対的マッピングの近似処理について述べる。2.2節でも述べたように複数相対的問合せには、離接タイプと合接タイプがある。3.2.1項に複数相対的問合せの離接の近似処理方法を、3.2.2項に複数相対的問合せの合接の近似処理方法を示す。

3.2.1 複数問合せの離接の近似処理

複数相対的問合せの離接の近似処理において、得られる解は以下のように示される。

$$\begin{aligned} Ans'(Q_d, T) &= Ans'((x_1, S_1) \vee \dots \vee (x_n, S_n), T) \\ &= Ans'((x_1, S_1), T) \vee \dots \vee Ans'((x_n, S_n), T) \end{aligned}$$

なお、 $Ans'(Q_d, T)$ は、 $Ans(Q_d, T)$ の近似解である。定義どおりの処理に基づく複数相対的問合せの離接の場合と同様に、複数問合せの離接の近似解は、離接前の単一質問のいずれかが1つの条件を満たせばよい。定義どおりの処理との違いは、relative関数として近似的relative関数が採用されていることである。

3.2.2 複数問合せの合接の近似処理

複数相対的問合せの合接の近似処理は、2.2.2項の複数相対的問合せの合接に対する定義どおりの質問処理における解の算出式(式B)のうち、relative関数を近似的に解釈することにより表現できる。ここで、複数相対的問合せの合接を $Q_c = (x_1, S_1) \wedge (x_2, S_2) \wedge \dots \wedge (x_n, S_n)$ 、ターゲット集合を $T(\subseteq DB)$ 、近似的relative関数を $(\vec{x} - \vec{S}_c) (= relative'(x, S))$ とすると、得られる近似解 $Ans'(Q_c, T)$ は以下のとおりである。

$$\begin{aligned} Ans'(Q_c, T) &= Ans'((x_1, S_1) \wedge \dots \wedge (x_n, S_n), T) \\ &= y \end{aligned}$$

($y \in T, x_i \in S_i$, コサイン相関値の総和

$$\sum_i^n \frac{(\vec{x}_i - \vec{S}_{ic}) \cdot (\vec{y} - \vec{T}_c)}{|\vec{x}_i - \vec{S}_{ic}| \cdot |\vec{y} - \vec{T}_c|}$$

が最大)。

定義どおりの処理による複数相対的問合せの合接の場合と同様に、複数問合せの合接の近似解は、合接前のすべての単一相対的問合せの条件を総合的に最もよく満たしているデータとなる。そこでまずは、 $(\vec{x}_i - \vec{S}_{ic})$ と $(\vec{y} - \vec{T}_c)$ とのコサイン相関値を算出し、 y に対するコサイン相関値の総和を計算する。最終的な複数相

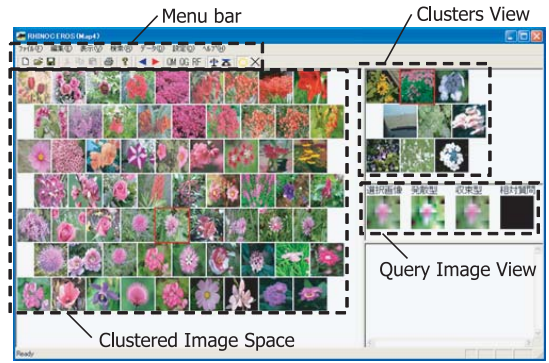


図7 プロトタイプシステムのインタフェース

Fig. 7 Interface of prototype system.

対的問合せの近似解は、このコサイン相関値の総和が最大となるときの y である。

4. 相対的マッピング処理に基づく画像検索

4.1 プロトタイプシステム

相対的問合せおよびその相対的マッピング処理には、適用可能なコンテンツの制限はないが、本論文では画像検索に相対的問合せおよびその相対的マッピングの近似処理を適用して、プロトタイプ画像検索システムを構築した。図7にプロトタイプシステムのインタフェースを示す。

ユーザは Cluster View であらかじめ分類された画像クラスタを選択でき、Clusterd Image Space で画像クラスタ内の画像データを提示することができる。Cluster Image Space に提示された画像のすべてもしくは部分をサンプル集合として指定し、その中から気に入った画像データを選択する。さらに、この画像を Cluster View の他の画像クラスタに drag&drop することでこのクラスタをターゲット集合とした相対的マッピング処理による相対的問合せを行うことができる。

本プロトタイプシステムの構築においては、画像の特徴量抽出法として2次元離散コサイン変換(DCT)¹⁰⁾を採用した。DCTでは色情報を周波数成分に変換することで、色、形の両方を踏まえた特徴量が数値ベクトル(特徴ベクトル)の形で求めることができるため、プロトタイプシステムでは画像の色と形を考慮した画像検索となる。

DCTを用いて画像の特徴ベクトルを算出するために、まず画像のRGBからR、G、Bのみの画像にレイヤ分けを行う。そして、それぞれの画像を小さいセルに分割し、分割領域で2次元DCTを行う。変換後の2次元配列のうち、直流成分のDCと、交流成分のうち低周波成分のいくつかを抽出し、それを分割領

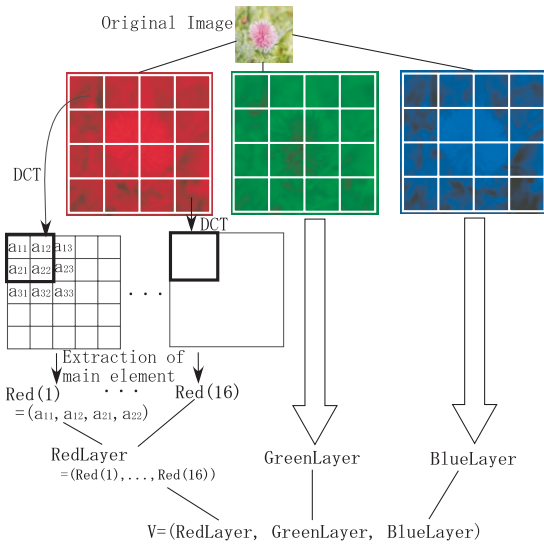


図 8 離散コサイン変換

Fig. 8 Discrete cosine transform.

域の特徴ベクトルとする．分割領域の特徴ベクトルを順に並べたものをレイヤの特徴ベクトルとし，3つのレイヤの特徴ベクトルをあわせて画像全体の特征ベクトルを生成した．本研究で実装したプロトタイプシステムでは，検索時間や精度などを考慮し，特徴ベクトルの次元数を制限するため，画像は 4×4 の16分割とし，DCT変換後に抽出した成分は直流成分である(1,1)，低周波成分の(1,2) (2,1) (2,2)の4つを用いた(図8参照)．

ここで，相対的マッピング処理に基づく相対的画像検索の簡易実験を行った(図9参照)．図9に示す“Yellow to Red”は，ユーザがサンプル集合である黄色い花画像群から選択した画像に基づいて生成された相対的問合せを用いて，赤い花画像群(ターゲット集合)から画像を検索した例である．同様に“Red to Yellow”では，赤い花画像群をサンプル集合とし，黄色い花画像群をターゲット集合とした例である．つまり，サンプル集合の中での選択画像の位置付けにある画像が，ターゲット集合ではどの画像に相当するのかを検索するものである．このときのユーザの検索意図としては，いずれのケースにおいても，“画像の中央に中程度の大きさの花が写っている画像を選択した”というものである．この検索意図に基づいて相対的マッピング処理を行っている．なお，結果の比較を行うために，選択された画像に基づいて単純なコンテンツベース画像検索(CBIR)を行った．この場合の単純コンテンツベース画像検索は，選択された画像そのものを問合せ画像としたときの，ターゲット集合内の

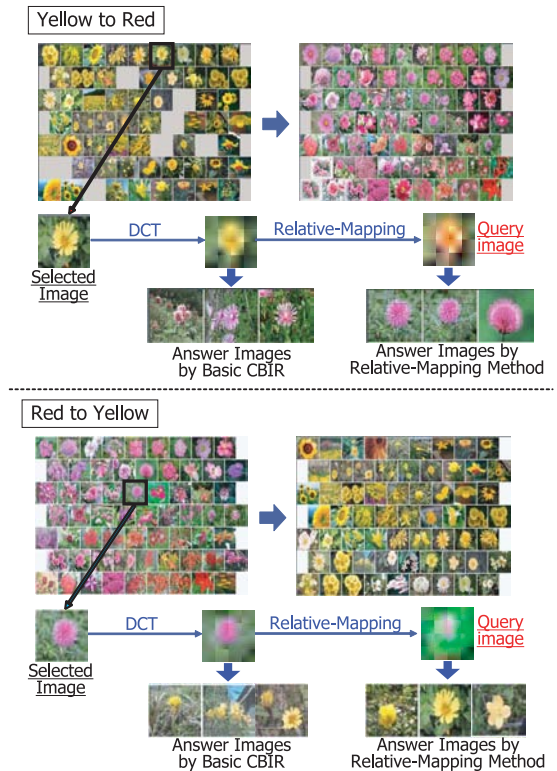


図 9 プロトタイプシステムによる簡易実験

Fig. 9 Experimental result by prototype system.

画像に対する類似検索である．

図9に，単純コンテンツベース画像検索の結果(画像3枚)と相対的問合せの相対的マッピング処理による画像検索の結果(画像3枚)が示されている．“Yellow to Red”および“Red to Yellow”のいずれの場合においても，単純コンテンツベース画像検索の結果は良好とはいえない．“Red to Yellow”を例にとると，赤い花画像を問合せ画像として，黄色い花画像を検索するわけであり，そもそもデータ集合の特徴の違いを考慮した検索を行うことに無理がある．一方，このデータ集合の特徴の違いをふまえた相対的マッピング処理による相対的問合せでは，ユーザの検索意図を反映した検索結果が得られている．したがって，相対的マッピング処理では，従来の単純類似検索では行うことができなかった異なるデータ集合間での検索を行うことが可能であることを示している．

4.2 相対的マッピング近似処理の妥当性の検討

相対的マッピングの近似処理手法は，集合 S と集合 T のデータ数が異なり，ある程度大きなデータ数であっても，適用可能である．しかしながら，近似処理ではデータ集合内のすべての点の位置関係は保持しておらず，扱う情報は定義どおりの処理に比べて少な

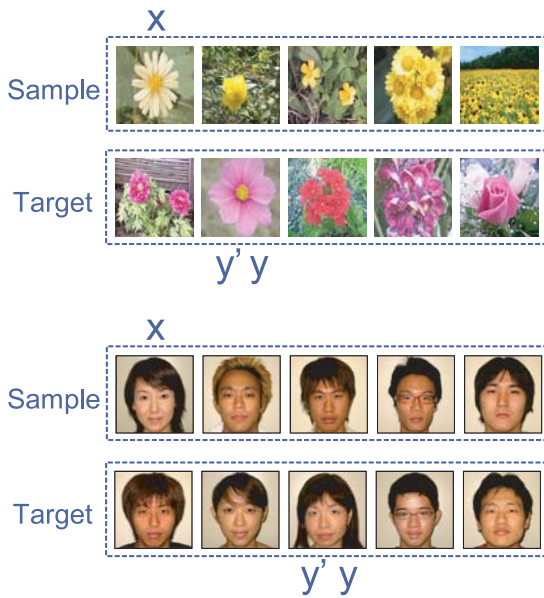


図 10 単一問合せにおいて定義どおりの処理による解と近似解が一致した例

Fig. 10 Example result when retrieved images were the same.

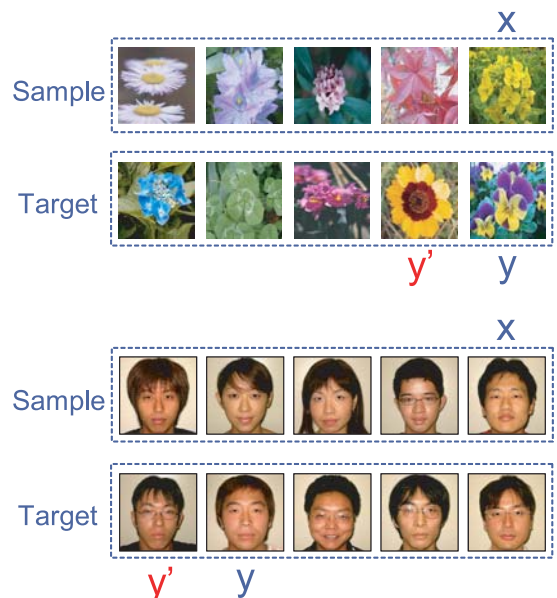


図 11 単一問合せにおいて定義どおりの処理による解と近似解が不一致であった例

Fig. 11 Example result when retrieved images differed.

い。したがって、定義どおりの相対的マッピング処理の検索精度を、近似処理がどの程度保証できるのかが不明である。そこで、近似的手法の結果が定義どおりの処理手法の結果をどれだけ再現できるのかという観点から、相対的マッピングの近似処理の妥当性の評価を行う。両者の比較を行うために、実験条件を一致させる必要がある。そこで定義どおりの相対的マッピング処理でも計算可能な条件とするため、サンプル集合とターゲット集合のデータ数をそれぞれ 5 個に制限して実験を行う。実験に用いた画像データは、花の画像、人の顔の画像、風景画像などの各種画像としている。

単一問合せにおける近似処理の妥当性

ここでは単一問合せにおける近似処理の妥当性を検証する。評価方法としては、サンプル集合 S の中からデータ x をランダムに選択し、これを基にターゲット集合 T からデータ検索を行う。この実験を 300 回行って、両者の結果が一致する割合を調べた。

図 10 に、サンプル集合の中からユーザが選択したデータ x に対する定義どおりの処理による解 y と、近似処理による解 y' が一致した例を示す。一方図 11 には、定義どおりの処理による解 y と、近似処理による解 y' が不一致であった例を示す。著者の主観的な評価ではあるが、人間でも判断できそうな状況では定義どおりの処理による解と近似解はほとんど一致した。反対に定義どおりの処理による解と近似解が不-

表 1 相対的問合せの近似処理の妥当性評価に関する実験結果

Table 1 Experimental result of appropriateness of approximative relative query processing.

	単一問合せ	複数問合せ (合接タイプ)
実験回数	300	300
一致 ($y = y'$)	249	257
不一致 ($y \neq y'$)	51	43
一致 / 実験回数	83.0%	85.7%

致であったケースでは、やはり人間でも判断が難しい状況がほとんどであった。なお本実験では、300 例の実験のうち 249 例で定義どおりの処理による解と近似解が一致し、51 例が不一致であり、一致確率が 80% 以上を示している (表 1 参照)。

複数問合せにおける近似処理の妥当性

次に複数問合せにおける近似処理の妥当性について検討する。複数相対問合せの離接タイプと合接タイプのうち、離接タイプは離接前の各々の単一問合せを行った後に解の和をとる。つまり、近似処理の妥当性に関しては、前述の“単一問合せにおける近似処理の妥当性”の結果に従う。したがって、ここでは複数問合せの合接タイプについて、近似処理の妥当性について検証する。

図 12 に、サンプル集合 1 の中からユーザが選択したデータ x_1 とサンプル集合 2 の中からユーザが選択したデータ x_2 に対し、定義どおりの処理による解 y と、近似処理による解 y' が一致した例を示す。一方

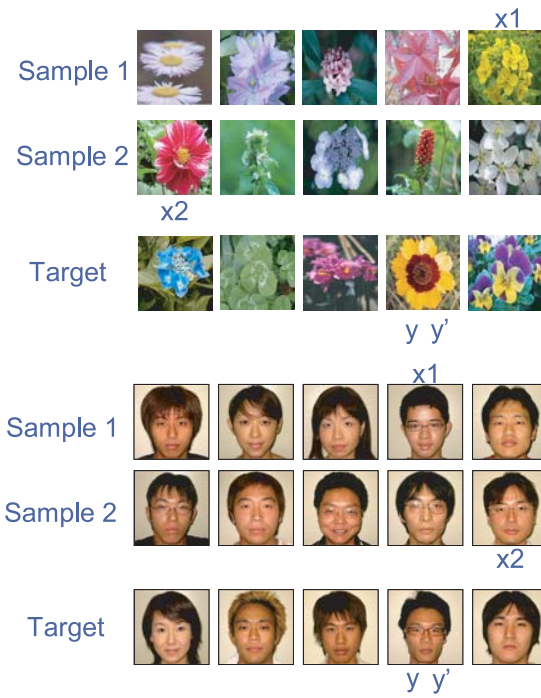


図 12 複数問合せにおいて定義どおりの処理による解と近似解が一致した例

Fig. 12 Example result of multiple queries when retrieved images were the same.

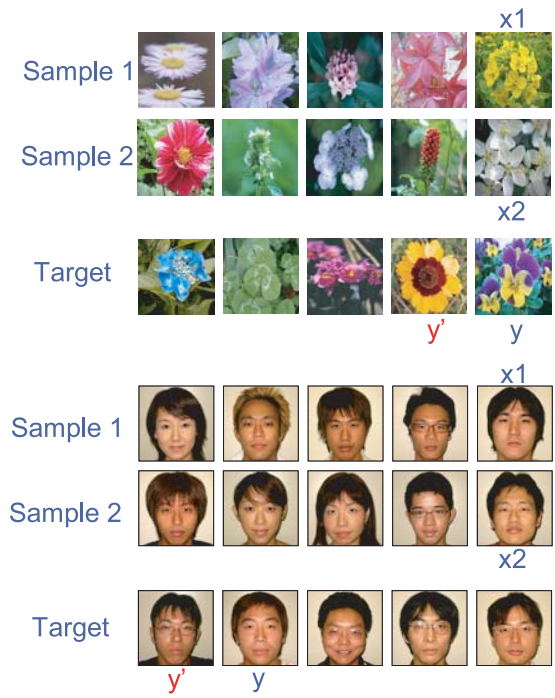


図 13 複数問合せにおいて定義どおりの処理による解と近似解が不一致であった例

Fig. 13 Example result of multiple queries when retrieved images differed.

図 13 には、定義どおりの処理による解 y と、近似処理による解 y' が不一致であった例を示す。300 例の実験のうち、257 例で定義どおりの処理による解と近似解が一致し 43 例が不一致であり、一致確率が 80% 以上を示している（表 1 参照）。

単一問合せおよび複数問合せの両方の実験結果において、80%以上のケースで、サンプル集合内の各々のデータの位置付けを考慮しなくても、重心を基点とした差異ベクトルによって表現された関数 *relative* を用いることで、定義どおりの処理と同等の結果を得ることができた。また、不一致であったケースは、近似解を確定する際に計算するコサイン類似度が拮抗していた。本提案手法の利用方法としては、サンプル集合における選択データの相対的位置付けに対し、ターゲット集合においてこれを完璧に満たす唯一のデータを検索することが目的ではなく、ユーザの相対的要求を満たしそうなデータを提示することであると考えている。したがって、実用的には相対的問合せに対してコサイン相関値が高いデータであれば、複数のデータをユーザに提示することは、本手法のコンセプトに反するものではない。つまり、実際に検索システムとして利用する際には、結果として提示するデータを限定する際

の閾値を緩和することにより、近似処理による検索においても、定義どおりの処理による検索とほぼ同様な結果を得ることができるものと考えている。

ただし、単一問合せおよび複数問合せの両方の実験結果の例において、人の感覚に一致するものとそうでないものが存在している。そこで、現状の実験方法において、ユーザの感覚にどの程度合致した検索が行えるのかということについて調べる。実験方法としては、ユーザがサンプル集合から画像データを選択し、解として期待される解答画像をターゲット集合から事前に選択する。この事前に決定した解答画像に対して、定義どおりの処理と近似処理の結果が一致するかどうかを確認する。なお、この実験は単一問合せに対してのみ行い、実験回数は各処理手法において 100 回ずつとした。画像の特徴量抽出方法として、DCT の低周波成分を利用しているので、ユーザ（被験者）には、この手法で特徴ベクトル化できていない画像の細部については考慮せずに、色の濃淡や輪郭のみに着目して判断させた。

図 14 に、ユーザ（被験者）の判断に対する比較実験の例を、表 2 に実験結果を示す。図 14 では、選択データ x に対して、ユーザが最も適切であると考えた

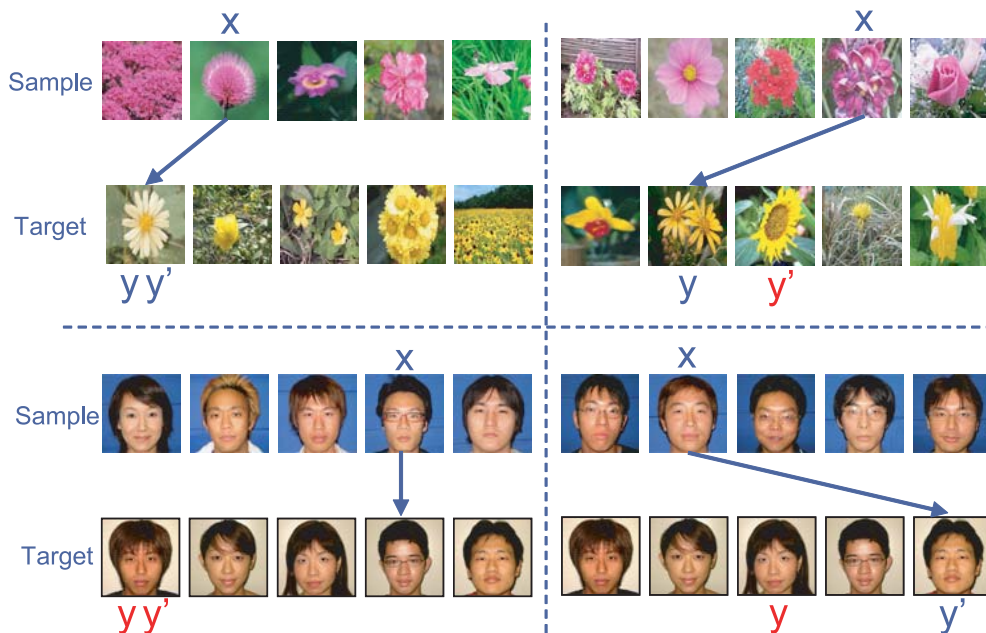


図 14 ユーザの判断に対する比較実験結果の例

Fig. 14 Result of comparative experiments with human decisions.

表 2 ユーザの判断に対する比較実験結果

Table 2 Comparative experimental result with human decisions.

	定義どおりの処理	近似処理
ユーザの判断と一致	47%	45%

ターゲット集合内の画像データを矢印で示している。また、 y が定義どおりの処理結果であり、 y' が近似処理結果である。ユーザの判断に対して、定義どおりの処理および近似処理の両方が一致した場合、不一致であった場合、定義どおりの処理のみ一致した場合、近似処理のみ一致した場合のそれぞれが存在した。

この実験では、必ずしもユーザの判断とは一致しないという結果を示しているが、人間の感覚でもどの画像が適切かという判断が難しく、複数のユーザ間でも答えにばらつきが出ると予想される。したがって、この実験結果は、本手法を否定するような結果ではないと考えている。提案しようとする相対的情報検索は、定式化してうまく説明できないような人間の主観を、情報検索という工学の世界に持ち込もうとするものである。したがって、ユーザの主観の定量化ができなければ評価そのものが難しいといえる。したがって、この相対的問合せの定量的評価を行うことは非常に難しい問題であるといえるが、今後の重要な検討課題と考えている。

なお、現段階における応用利用の方法としては、万人の認識が一致するような厳密な答えを求めるとい

よりは、むしろ発想支援的な利用方法に適していると考えられる。また本手法に限ったことではないが、アプリケーションへの応用を検討する段階においては、扱うデータに対して人の感覚にあった特徴量抽出を行うことで、検索精度は向上するものと考えられる。

4.3 相対的マッピング近似処理の検索精度に関する検討

前節で、定義どおりの処理と近似処理の比較を行い、近似処理の妥当性について検討した。ただし、定義どおりの処理との比較実験では、サンプル集合のデータ数とターゲット集合のデータ数を一致させる必要があり、実際の利用時に想定される‘ターゲット集合がサンプル集合に比べて大きい’という状況について、その検索精度に関する検討できてはいない。したがって、本節ではサンプル集合のデータ数を固定して、ターゲット集合のデータ数を変化させたときの検索精度について実験に基づいた考察を行う。

実験方法としては、ターゲット集合内のデータの中からあらかじめ解答画像を設定し、ユーザはこの解答画像を検索目標として、与えられたサンプル集合の中からデータ選択を行う。このデータ選択を基に相対的マッピング近似処理を行い、ターゲット集合の中で解答画像が上位何番目にランクされるかを調べる。サンプル集合のデータ数を 5 として固定し、データ数を 5, 20, 50, 100 としたターゲット集合に対して検索を行う。実験回数はそれぞれのターゲット集合に対し

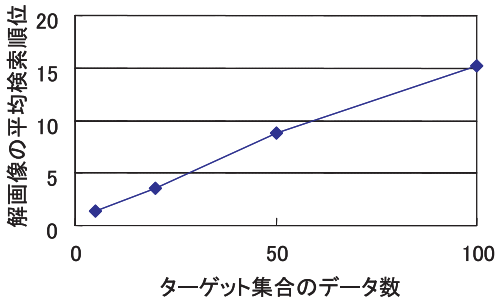


図 15 検索精度に関する比較実験

Fig. 15 Comparative experiments of retrieval precision.

表 3 データ数に対する平均検索順位の割合

Table 3 Ratio of average retrieval ranking to number of target data.

ターゲットデータ数	5	20	50	100
データ数に対する平均検索順位の割合	18.0%	15.5%	16.6%	15.2%

て 100 回ずつ行った。なお、サンプル集合には黄色の花画像を利用し、ターゲット集合には赤い花画像を利用した。

図 15 に、ターゲット集合のデータを变化させた際の解答画像の平均検索順位に関するグラフを示し、表 3 に、ターゲットデータ数に対する平均検索順位の割合を示す。

解答画像の平均検索順位とは、あらかじめ設定された解答画像が検索実験において上位何番目であったことこの平均値である。たとえば、ターゲット集合のデータ数が 100 のときは、目的画像の検索順位は 1 から 100 までの値をとるが、実験結果の検索順位を記録してこの値の平均をとったものである。

表 3 に示すデータ数に対する平均検索順位の割合とは、図 15 に示した解答画像の平均検索順位が、各ターゲット集合のデータ数に対して上位何パーセントに換算されるのかを示したものである。

図 15 の平均検索順位は、ターゲット数が増えるにつれて増加するが、表 3 における平均検索順位の割合からも分かるとおり、ターゲット集合のデータ数に対する割合としては大きな変化はなかった。検索結果としてユーザに提示するデータ数を固定した場合には、ターゲットデータ数が増加するとあらかじめ設定した解答画像が、ユーザに提示する検索結果に含まれない可能性がある。しかしながら、この結果は「ユーザが意図した結果が得られない」のではなく、ターゲットデータ数が増加すると「ユーザの意図に近い画像が多くなる」ことを意味する。本手法の利用方法としては、発想支援的な要素が強いと考えており、その観点で判断す

ると「ユーザの意図に近い画像が多くなる」ことは、検索精度の低下にはつながらない。したがって、実験結果から、サンプル集合のデータ数に対して、ターゲット集合のデータ数が变化した場合においても検索精度への大きな影響はないものと考えている。

5. おわりに

本論文において、相対的問合せとその質問処理方法である相対的マッピング処理方法を提案した。相対的問合せおよび相対的マッピング処理は、人間の主観を工学の世界に持ち込むことで、未知のデータ集合における情報検索を行うことを実現可能にするものと考えている。つまり、検索に必要な絶対的条件を表現できないような状況においても、既知のデータ集合に対する相対的評価によって、ユーザの検索要求を推定して問合せ生成が可能となるものである。本論文において得られた成果を以下に示す。

- 相対的問合せの質問処理方法である相対的マッピング処理について、単一問合せおよび複数問合せに対する処理の定義を行った。
- 大量のデータに対しても処理可能である相対的マッピングの近似処理方法を提案した。
- 相対的マッピング処理に基づく相対的問合せの画像検索プロトタイプシステムを実装し、相対的マッピングの近似処理方法の妥当性について検証した。
- サンプル集合のデータ数に対してターゲット集合のデータ数が变化した場合の、相対的マッピング近似処理の検索精度へ影響について評価実験を行った。

今後は、Web データなどの各種コンテンツへの適用を検討する。

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) Google. <http://www.google.com/>
- 2) Yahoo!. <http://www.yahoo.com/>
- 3) Geman, D. and Moquet, R.: A stochastic feedback model for image retrieval, *Proc. RFIA 2000*, Paris (2000).
- 4) Rui, Y., Huang, T. and Mehrotra, S.: Relevance Feedback Techniques in Interactive Content-Based Image Retrieval, *Storage and*

Retrieval for Image and Video Databases (SPIE), San Jose, California, USA, pp.25-36 (Jan. 1998).

- 5) Cox, I.J., Miller, M.L., Omohundro, S.M. and Yianilos, P.N.: PicHunter: Bayesian Relevance Feedback for Image Retrieval, *Proc.Int.Conf.on Pattern Recognition*, Vienna, Austria, C:361-369 (Aug. 1996).
- 6) 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. 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).
- 7) Nakajima, S., Kinoshita, S. and Tanaka, K.: Amplifying the Differences between Your Positive Samples and Neighbors, *IEEE International Conference on Multimedia & Expo (ICME2003)*, Vol.I, pp.441-444 (2003).
- 8) 中島伸介, 木下真一, 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, pp.7-10 (2002).
- 9) Nakajima, S. and Tanaka, K.: Relative Queries and The Relative Cluster-mapping Method, *9th International Conference on Database Systems for Advanced Applications (DASFAA 2004)* (2003). in print
- 10) 田村英之: コンピュータ画像処理入門, 総研出版, p.51, 星雲社(1985).

(平成 15 年 9 月 20 日受付)

(平成 16 年 1 月 5 日採録)

(担当編集委員 関根 純)



中島 伸介(学生会員)

1995 年神戸大学工学部生産機械工学科卒業。1997 年神戸大学大学院自然科学研究科機械工学専攻博士前期課程修了。2000 年京都大学大学院工学研究科環境工学専攻受託研究員。2001 年京都大学大学院情報学研究科社会情報学専攻博士後期課程入学, 現在に至る。



田中 克己(正会員)

1974 年京都大学工学部情報工学科卒業。1976 年京都大学大学院修士課程修了。1979 年神戸大学教養部助手。1986 年同大学工学部助教授。1994 年同大学工学部教授(情報知能工学科)。1995 年同大学大学院自然科学研究科情報メディア科学専攻専任教授。2001 年京都大学大学院情報学研究科社会情報学専攻教授, 現在に至る。工学博士。主にデータベースとマルチメディア情報システムの研究に従事。人工知能学会, 日本ソフトウェア科学会, IEEE Computer Society, ACM 等各会員。情報処理学会データベースシステム研究会主査, 情報処理学会論文誌: データベース共同編集委員長, 情報処理学会理事, 米国計算機学会 ACM Transaction on Database System (TODS) Area Editor, 日本データベース学会理事等。