

意味的連想検索機能を持つメディア情報検索システムの実現方式

吉田 尚史[†] 清木 康^{††} 北川 高嗣[†]

本論文では、パターンマッチングによる連想検索と意味的連想検索を組み合わせた連想検索機能を持つメディア情報検索システムの実現方式を提案する。本方式は、メディア情報に関する特徴あるいは属性を言葉によって表現したメタデータを対象とした連想検索機構として、パターンマッチングによる連想検索機構と意味的連想検索機構の連結を実現する。パターンマッチングによる連想検索は、データ間の単純な照合操作の繰返しによりフィルタリングを行う検索機能である。意味的連想検索は、異なる表現形式であるが同義あるいは近い意味を持つ情報の獲得を行う検索機能である。意味的連想検索機能により、メディアデータ群を対象として、検索者の印象との相関が近い順にそれらを並べかえることができる。本方式において、両検索機能を統合することにより、両機能をあわせ持つ高機能なメディア情報検索を実現することが可能となる。

An Implementation Method of a Media Information Retrieval System with Semantic Associative Search Functions

NAOFUMI YOSHIDA,[†] YASUSHI KIYOKI^{††} and TAKASHI KITAGAWA[†]

This paper presents a new associative search method for media data. This method integrates two typical associative search functions based on pattern-matching and semantic associative search for metadata of media data. In this method, the metadata items are represented as words which give features and attributes of media data. The pattern matching function is realized as the information filter which repeats simple comparisons between data items. The semantic associative search function extracts semantically related media information by semantic operations for data items which have the equivalent or similar meaning with different representations. This function makes it possible to put the semantically related media data items in order, according to the correlation to the searcher's impression words. This system provides the effective information retrieval facility including the advantages of those associative search functions. By the combination of those functions, highly functional information retrieval can be realized.

1. はじめに

現在、広域・高速コンピュータネットワーク上に、多数のデータベースが散在しており、大量のメディア情報が検索対象となっている。データベースシステムにおける検索のための主たる基本操作として、文字列あるいは数値を対象としたパターンマッチングの繰返しによる連想検索が広く用いられている。しかし、パターンマッチングによる連想検索では、異なる表現形式であるが同一あるいは近い意味を持つデータを連想的に検索することはできない^{10),11),16)}。データ間の意味的な関係の取扱いについては、データ間の関係を静

的かつ明示的に記述し、同一性、差異性を判定する方法が広く用いられてきた^{2),14)}。我々は、データ間の意味的な同一性、差異性は、静的な関係によって決定されるのではなく、文脈や状況に応じて動的に変化するものと考え、そして、データ間の意味的な関係を文脈に応じて動的に計算するモデルとして、意味の数学モデルを提案している^{5)~8)}。

検索対象データのパターンが既知の場合、パターンマッチングによる連想検索が有効である。パターンマッチングは連想検索の主たる手段であり、データベースシステムにおける検索において広く用いられている。一方、意味の数学モデルによる意味的連想検索では、与えられた検索語と検索対象データとの文脈に応じた意味的な近さを動的に計算することができる。本論文では、パターンマッチングによる連想検索機能と意味的連想検索機能による意味的連想検索機能を連結した連想検索システムの実現方式を提案する。

[†] 筑波大学電子・情報工学系

Institute of Information Sciences and Electronics, University of Tsukuba

^{††} 慶應義塾大学環境情報学部

Faculty of Environmental Information, Keio University

本方式は、メディア情報に関する特徴あるいは属性を言葉によって表現したメタデータを対象とした典型的な連想検索機構として実現されているパターンマッチングによる連想検索機構と意味的連想検索機構の連結を実現する。

本方式では、パターンマッチングによる連想検索機構は、検索条件による検索対象データのフィルタリング機能を実現し、また、意味的連想検索機構は、意味的に相関の強い順に検索対象データを順序づける機能を実現する独立な機構群として、問合せに応じて動的に連結される。

本方式によって、両連想検索機能を動的に連結可能な連想検索機構を実現することの意義は、次のようにまとめられる。パターンマッチングを基礎とする連想検索機構は、現行のデータベースシステム、特に、関係データベースシステムによって提供されており、数万から数十万件規模の大量データを対象とした連想検索を高速に実現することが可能である。しかし、その連想検索機構においては、意味的な関連の強さを尺度とする検索を行うことはできない。一方、我々が提案している意味的連想検索機構は、データ間の意味的な相関量の計算により、同様に大量データを対象として、意味的に相関の強い順に順序づけする機能を有するが、パターンマッチングの機能を有していない。すなわち、意味的連想検索によって検索対象データを順序づける機能だけでは、パターンマッチング機構をとまなう検索要求には対応することができない。メディア情報のメタデータ検索においては、それらの機能を各々独立に提供し、かつ、それらを動的に連結可能な検索環境が必要であると考えられる。

本実現方式の特徴は、両連想検索機構の連結を、マルチデータベースシステムの分野^{4),12),19),21)}における研究対象である異種データベースシステム間の機能連結として実現する点にある。

この実現では、パターンマッチング機能を有する連想検索システムと意味的連想検索システムは、それぞれ独立なローカルシステムとして、マルチデータベースシステムに接続される。本方式では、それらの連想検索機能を実現する基本操作群をマルチデータベースシステムの基本演算子として設定する。各ローカルシステムは、自システムが対応すべき基本演算子の解釈機構（基本演算子解釈機構）を、自システムとマルチデータベースシステム間のインタフェース・モジュールとして用意する。その解釈機構は、基本演算子を受け取り、その実行要求を自システムが提供する連想検索機構へ引き渡す役割を担う。

マルチデータベースシステムは、パターンマッチングによる連想検索と意味的連想検索の両者に対応する基本演算子群によって構成される問合せを受け取ると、それらの基本演算子群を、各々、対応するローカルシステムに振り分ける。対応するローカルシステムは、基本演算子解釈機構によって、基本演算子の解釈実行を行い、演算結果をマルチデータベースシステムへ返す。

この連結方式により、特徴的な連想検索機構を有する各ローカルシステムの構成を変更することなく、また、単純な基本演算子解釈機構を実現するだけで、それらの機構群を統合した連想検索システムを構成することが可能となる。また、この連結機構において、連結対象のシステムの機能変更が発生した場合には、対応する基本演算子解釈機構の変更のみで対応することが可能である。このとき、基本演算子を用いた上位層のプログラムおよび他の異種システムには影響を与えない。さらに、他の機能を持つ異種システムをローカルシステムとして連結する場合には、その機能に対応する基本機能をマルチデータベースシステムの基本演算子として設定し、ローカルデータベースシステム上に、その基本演算子解釈機構だけを新たに実現することにより、その機能を統合的な連想検索システムの中の新しい機能として組み込むことが可能となる。

本論文の提案方式は、パターンマッチングによる連想検索機構と意味的連想検索機構の連結の実現を対象としているが、将来、メディアデータを対象とした他の連想検索機構をこの方式に従って連結することにより、より多機能な連想検索機構を統合したシステムを構成することが可能となる。

本意味的連想検索方式は、多変量解析による空間生成を用いた情報検索方式（たとえば文献3）や、検索者の印象による画像データ抽出に関する従来の研究⁹⁾とは、次の点で本質的に異なる。本方式では、直交空間における部分空間の選択を行う演算を定義し、その演算により、言葉の意味を文脈に応じて解釈する機構を実現している。この機構により、言葉と言葉、あるいは、言葉とメディアデータ（たとえば画像データ）の間の意味的な関係を、与えられた文脈に応じて動的に計算することが可能となる。現在の実現システムでは、本モデルで表現できる部分空間、すなわち、文脈の様相の数は約 2^{800} であり、ほぼ無限の文脈に対応することが可能である。

関係データベースシステムにおいて言葉の意味的関係を扱うファジイ関係データベースシステムの研究^{17),18)}との比較において、本方式は、意味的連想検

索において、文脈の概念を導入することにより、意味を扱う連想検索における曖昧性を排除している点が特徴である。

2. 提案方式における検索処理

本章では、提案するメディア情報検索処理方式の概要を示す。

2.1 提案方式の概要

提案方式は、次の2ステップにより実現される(図1)。

Step-1 検索対象の全データ集合からパターンマッチングによる連想検索により、パターンに合致するデータ群を抽出する。

Step-2 Step-1において抽出されたデータの集合を、意味的連想検索により与えられた検索語に意味的に近い順に順序づける。

これらステップを実現するために、提案方式では3種類の基本機能を設定する。前提として、データ群は両連想処理系に共通の識別子により識別される(図2)。識別子とともに、パターンマッチングによる連想検索系には、メディアのメタデータとしてメディアの名前、作者、作成日時などが格納され、また、意味的連想処理系には、メディアデータのメタデータとして、意味

空間(メタデータ空間)上のベクトル(メディアデータベクトル)群が配置されているものとする。

2.2 基本機能1: パターンマッチングによる連想検索機能

パターンマッチングによる連想検索の実現には、関係データベースシステムを用いる。関係データベースシステムの基本機能により、与えられたキーワードと同じパターンを持つデータ群を取得し、それらのデータの識別子の集合を抽出する。

2.3 基本機能2: 意味的連想検索機能

意味の数学モデル⁶⁾による意味的連想検索では、与えられたキーワードとの意味的な相関が最も近い順にデータを並べかえることが可能である。この手続きは次のような手順により行われる。

Step-1: 文脈理解

文脈として与えられた検索語列より、3章に記述する方式を用いて、文脈理解を行う。

Step-2: データの選択

与えられた検索語列と意味的に相関の強い順にデータを順序づける。

2.4 基本機能3: 連想検索の統合機能

本実現方式では、両連想検索機能を統合する。本統合機能により、既存のシステムを容易に統合することを可能にしている。既存のシステムを直接連結するのではなく、各既存システムを統合機能によって連結することにより、異種の既存のシステム群の統合を実現している。

本統合機能は、次のようにして両連想検索機能を統合する。

Step-1: パターンマッチングによる連想検索

データベースに格納されたデータ群は、パターンマッチングによる連想検索によりフィルタリングされる。統合機能は、フィルタリングされたデータ群の識別子の集合を得る。

Step-2: 意味的連想検索

統合機能は、意味的連想検索機能に、フィルタリングされたデータ群の識別子の集合を受け渡す。そして、意味的連想検索機能より、文脈に応じて意味的に近い順に並べかえられた識別子のリストを受け取る。統合機能は、両連想処理機能により得られた情報検索結果にしたがって、検索結果のデータ群を出力する。

3. 意味的連想検索方式

ここでは、意味的連想検索方式について概説する。詳細は、文献6)、8)に述べられている。

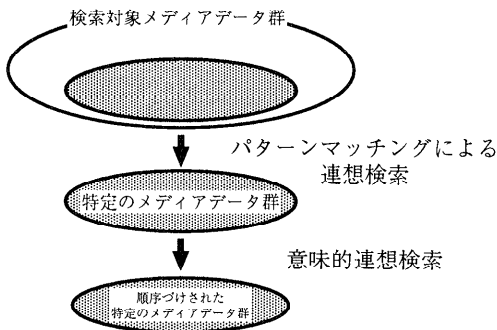


図1 提案方式による検索の概要

Fig. 1 An overview of the retrieval of our method.

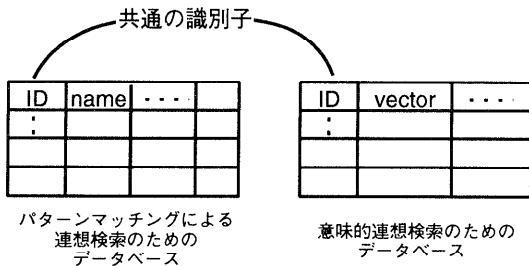


図2 共有される情報

Fig. 2 Shared information.

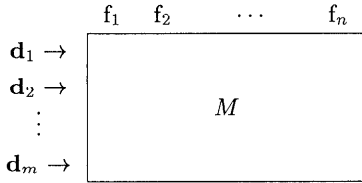


図3 データ行列 M によるメタデータの表現
Fig. 3 Metadata represented in data matrix M .

3.1 メタデータ空間 MDS の設定

初めに, m 個の基本データについて各々 n 個の特徴 (f_1, f_2, \dots, f_n) を列挙した特徴付きベクトル $\mathbf{d}_i (i = 1, \dots, m)$ が与えられているものとし, そのベクトルを並べて構成する $m \times n$ 行列を M とおく (図3). このとき, M は, 列ごとに2ノルムで正規化されている.

- (1) データ行列 M の相関行列 $M^T M$ を計算する.
- (2) $M^T M$ を固有値分解する.

$$M^T M = Q \begin{pmatrix} \lambda_1 & & & \\ & \ddots & & \\ & & \lambda_\nu & \\ & & & 0 \dots 0 \end{pmatrix} Q^T,$$

$$0 \leq \nu \leq n.$$

ここで行列 Q は,

$$Q = (\mathbf{q}_1, \mathbf{q}_2, \dots, \mathbf{q}_n)$$

である. この $\mathbf{q}_i (i = 1, \dots, n)$ は, 相関行列の正規化された固有ベクトル (以下, “意味素”) である. 相関行列の対称性から, この固有値はすべて実数であり, その固有ベクトルは互いに直交している.

- (3) メタデータ空間 MDS を以下で定義する. 非ゼロ固有値に対応する固有ベクトル (以下, “意味素” と呼ぶ) によって形成される正規直交空間をメタデータ空間 MDS と定義する. この空間の次元 ν は, データ行列のランクに一致する. この空間は, ν 次元ユークリッド空間となる.

$$MDS := span(\mathbf{q}_1, \mathbf{q}_2, \dots, \mathbf{q}_\nu).$$

$\{\mathbf{q}_1, \dots, \mathbf{q}_\nu\}$ は MDS の正規直交基底である.

3.2 メディアデータのメディアデータベクトルの作成方式

ここでは, メディアデータを表現するメディアデータベクトルを形成する方法を示す.

- (1) **Step-1:** メディアデータの特徴づけ
 t 個の印象語 (あるいは, t 個のオブジェクト)

$\mathbf{o}_1, \mathbf{o}_2, \dots, \mathbf{o}_t$ から成るメディアデータ P を次のように特徴づける.

$$P = \{\mathbf{o}_1, \mathbf{o}_2, \dots, \mathbf{o}_t\}.$$

ここで, 各印象語 \mathbf{o}_i は, データ行列の特徴と同一の特徴を用いて表現される特徴付きベクトルである.

$$\mathbf{o}_i = (o_{i1}, o_{i2}, \dots, o_{in})$$

- (2) **Step-2:** メディアデータ P のベクトル表現
メディアデータ P を構成する t 個の印象語 $\mathbf{o}_1, \mathbf{o}_2, \dots, \mathbf{o}_t$ が, それぞれ n 次元ベクトルで定義されている. オブジェクト $\mathbf{o}_1, \mathbf{o}_2, \dots, \mathbf{o}_t$ の和演算子 \oplus を次のように定義し, メディアデータのメディアデータベクトル \mathbf{p} を形成する.

$$\mathbf{p} = \bigoplus_{i=1}^t \mathbf{o}_i := (\text{sign}(o_{\ell_1 1}) \max_{1 \leq i \leq t} |o_{i1}|,$$

$$\text{sign}(o_{\ell_2 2}) \max_{1 \leq i \leq t} |o_{i2}|,$$

$$\dots, \text{sign}(o_{\ell_n n}) \max_{1 \leq i \leq t} |o_{in}|).$$

この和演算子 $\bigoplus_{i=1}^t$ は, t 個のベクトルから各基底に対して絶対値最大の成分を選ぶ演算子である.

ここで $\text{sign}(a)$ は, “ a ” の符号 (正, 負) を表す. また, $\ell_k (k = 1, \dots, t)$ は, 特徴が最大となる印象語を示す指標であり, 次のように定義する.

$$\max_{1 \leq i \leq t} |o_{ik}| = |o_{\ell_k k}|.$$

3.3 意味射影集合 Π_ν の設定

メタデータ空間 MDS から固有部分空間 (以下, 意味空間) への射影 (以下, “意味射影”) の集合 Π_ν を考える. P_{λ_i} を次のように定義する.

$$P_{\lambda_i} := \lambda_i \text{ に対応する固有空間への射影}$$

$$\text{i.e. } P_{\lambda_i} : MDS \rightarrow span(\mathbf{q}_i).$$

意味射影の集合 Π_ν を次のように定義する.

$$\Pi_\nu := \{0, P_{\lambda_1}, P_{\lambda_2}, \dots, P_{\lambda_\nu},$$

$$P_{\lambda_1} + P_{\lambda_2}, P_{\lambda_1} + P_{\lambda_3}, \dots, P_{\lambda_{\nu-1}} + P_{\lambda_\nu},$$

\vdots

$$P_{\lambda_1} + P_{\lambda_2} + \dots + P_{\lambda_\nu}\}.$$

i 次元の意味空間は, $\frac{\nu(\nu-1)\dots(\nu-i+1)}{i!}$ ($i = 1, 2, \dots, \nu$) 個存在するので, 射影の総数は, 2^ν となる. つまり, このモデルは, 2^ν 通りの意味の様相の表現能力を持つ.

3.4 意味解釈オペレータ S_p の構成

検索者の印象やメディアデータの内容を与える文脈を表す ℓ 個の検索語列

$$s_\ell = (\mathbf{u}_1, \mathbf{u}_2, \dots, \mathbf{u}_\ell)$$

と、しきい値 ε_s ($0 < \varepsilon_s < 1$) が与えられたとき、それに応じた、意味射影 $P_{\varepsilon_s}(s_\ell)$ を構成するオペレータ (以下, “意味解釈オペレータ”) S_p を構成する. T_ℓ を長さ ℓ の検索語列の集合とすると, S_p は, 次のように定義される.

$$S_p : T_\ell \mapsto \Pi_\nu$$

ここで, $T_\ell \ni s_\ell$, $\Pi_\nu \ni P_{\varepsilon_s}(s_\ell)$.

また, $\{\mathbf{u}_1, \mathbf{u}_2, \dots, \mathbf{u}_\ell\}$ の各要素は, 特徴付きベクトルであり, データ行列 M の特徴と同一の特徴を用いて表される.

オペレータ S_p は以下の計算を行う.

- (1) \mathbf{u}_i ($i = 1, 2, \dots, \ell$) をフーリエ展開する.
検索語列 s_ℓ を構成する ℓ 個の検索語を各々メタデータ空間 MDS へ写像する.

この写像では, ℓ 個の単語を各々メタデータ空間 MDS 内でフーリエ展開し, フーリエ係数を求める. これは, 各検索語と各意味素の相関を求めることに相当する.

\mathbf{u}_i と \mathbf{q}_j の内積 u_{ij} は次のようになる.

$$u_{ij} := (\mathbf{u}_i, \mathbf{q}_j), \quad j = 1, 2, \dots, \nu.$$

ベクトル $\hat{\mathbf{u}}_i \in MDS$ を次のように定める.

$$\hat{\mathbf{u}}_i := (u_{i1}, u_{i2}, \dots, u_{i\nu}).$$

これは, 単語 \mathbf{u}_i をメタデータ空間 MDS に写像したものである.

- (2) 検索語列 s_ℓ の意味重心 $\mathbf{G}^+(s_\ell)$ を求める.
まず, 各意味素ごとに, フーリエ係数の総和を求める. これは, 検索語列 s_ℓ と各意味素との相関を求めることに相当する. このベクトルは, ν 個の意味素があるため, ν 次元ベクトルとなる. このベクトルを, 無限大ノルムによって正規化したベクトルを, 以下, 検索語列 s_ℓ の意味重心 $\mathbf{G}^+(s_\ell)$ と呼ぶ.

$$\mathbf{G}^+(s_\ell) := \frac{\left(\sum_{i=1}^{\ell} u_{i1}, \dots, \sum_{i=1}^{\ell} u_{i\nu} \right)}{\left\| \left(\sum_{i=1}^{\ell} u_{i1}, \dots, \sum_{i=1}^{\ell} u_{i\nu} \right) \right\|_{\infty}}.$$

ここで, $\|\cdot\|_{\infty}$ は無限大ノルムを示す.

- (3) 意味射影 $P_{\varepsilon_s}(s_\ell)$ を決定する.
検索語列 s_ℓ の意味重心を構成する各要素において, しきい値 ε_s を超える要素に対応する意味素を, メディアデータのメタデータを射影す

る意味空間の構成に用いる. 意味射影 $P_{\varepsilon_s}(s_\ell)$ を次のように決定する.

$$P_{\varepsilon_s}(s_\ell) := \sum_{i \in \Lambda_{\varepsilon_s}} P_{\lambda_i} \in \Pi_\nu.$$

ただし $\Lambda_{\varepsilon_s} := \{i \mid |(\mathbf{G}^+(s_\ell))_i| > \varepsilon_s\}$ とする.

3.5 意味空間における相関の定量化

文脈 (文脈を表す検索語列) を対象として, 3.4 節で示したオペレータ S_p を用いて選択された意味空間 (部分空間) 上で, その文脈に対応したメディアデータを選び出す意味的連想検索方式を示す.

メタデータ空間に写像されたメディアデータ群に対応する各ベクトル (メディアデータベクトル) について, 選択された意味空間 (部分空間) 上におけるノルムを求め, 文脈に相関の強いメディアデータの検索を行う. 意味空間におけるメディアデータベクトルのノルムの大きさをその文脈とメディアデータとの相関の強さとする.

文脈 s_ℓ が与えられた場合のメディアデータ \mathbf{x} のノルム $\rho(\mathbf{x}; s_\ell)$ を次のように定める.

$$\rho(\mathbf{x}; s_\ell) = \frac{\sqrt{\sum_{j \in \Lambda_{\varepsilon_s} \cap S} \{c_j(s_\ell)x_j\}^2}}{\|\mathbf{x}\|_2},$$

$$S = \{i \mid \text{sign}(c_i(s_\ell)) = \text{sign}(x_i)\},$$

$$c_j(s_\ell) := \frac{\sum_{i=1}^{\ell} u_{ij}}{\left\| \left(\sum_{i=1}^{\ell} u_{i1}, \dots, \sum_{i=1}^{\ell} u_{i\nu} \right) \right\|_{\infty}},$$

$$j \in \Lambda_{\varepsilon_s}.$$

ここで, 意味空間を構成する意味素 (固有ベクトル) 群において, 文脈に関係しているのは, 正と負のどちらか一方である. そこで, 意味空間を構成する意味素の符号を考慮するため, 意味空間を構成する意味素の符号と正負が逆の成分についてはノルムの計算において無視している.

また, メディアデータの特徴づける特徴の数が多いと, どのような意味空間が選ばれても, 意味空間におけるメディアデータのノルムが大きくなる傾向がある. そのため, 本来, 文脈との相関が強いと考えられるメディアデータベクトルのノルムよりも, 特徴の数が多いメディアデータベクトルのノルムが大きくなってしまい, 適切な抽出が行われないことがある. そのため, メタデータ空間でのメディアデータベクトルを2ノルムで正規化している.

4. 意味的連想検索の具体例

ここでは, 意味的連想検索の具体例を示す.

The General Basic English Dictionary¹⁵⁾により、約 870 次元のメタデータ空間がすでに構築されているとする。この辞書は、すべての英単語を約 870 の基本語で説明している。

本方式による意味的連想検索では、以下の手順で、メディアデータ群と検索者の検索語列との相関量を求める。

- (1) 検索対象および検索語列のメタデータ空間上への配置
- (2) 文脈理解
- (3) 相関量の抽出

ここでは、例として、2 メディアデータ hokusai1 および hokusai2 と、検索語列 power および force が与えられたとする。

4.1 検索語列および検索対象のメタデータ空間上への配置

検索者の与えた検索語列 power および force は、図 4 のように定義されているとする。

メディアデータ hokusai1 および hokusai2 が、図 5 のように特徴づけられているとする。特徴づけに使用されている各単語は、図 6 のように定義されているとする。

各々の単語（検索語列、特徴づけに使用されている各単語）の定義は、The General Basic English Dictionary の定義に従っている。よって、すべての単語は約 870 の基本語により定義される。

この定義に基づき、各基本語に対応するベクトルの

power [n.] quality of being strong enough, able, to do something, sp., physical force:

force [n.] quality of being strong, power of body or mind:

図 4 検索語列に使用される単語の定義

Fig. 4 Definitions of the words used for the search words.

hokusai1: dynamic strong motion

hokusai2: fight motion calm

図 5 メディアデータの特徴づけ

Fig. 5 Characterizations of media data.

calm [adj] without -wind:

fight [v] make use of physical force against, [sp.], in war:

dynamic [adj] of physical power, forces producing motion: motion [n] (way of) moving:

strong [adj] having, using, marked by, great, [esp.], physical, force:

図 6 特徴づけに使用される単語の定義

Fig. 6 Definitions of the words used in the characterizations of media data.

要素を 1, -1, もしくは, 0 として約 870 次元のベクトルとする。すなわち、肯定の意味で使用している場合は“1”, 否定の意味で使用している場合は“-1”, そして、使用していない場合は“0”とする。

メディアデータ hokusai1 および hokusai2 のベクトル化については、各メディアデータを特徴づけている 3 単語に対応する各ベクトルを和演算子 \oplus (3.3 節) により合成する。

以上のように、検索語列とメディアデータをベクトル化し、メタデータ空間に配置する。また、メディアデータに対応するベクトルについては、3.5 節で述べたとおり、各ベクトルを 2 ノルムで正規化する。これは、各メディアデータに対応するベクトルのノルムを揃えておくためである。

4.2 文脈理解

検索語列 power および force を 3.4 節で示したオペレータ S_p により合成し、検索語ベクトルを得る。検索語ベクトルを正規化した後、約 870 の各軸に射影し、各軸での検索語ベクトルの位置があるしきい値 ϵ_s 。以上の値を持つ軸のみを選び出す。選ばれた軸のみによって構成される部分空間を得る。この部分空間選択の操作が文脈理解に対応する。

4.3 相関量の抽出

得られた部分空間上でのメディアデータベクトル (hokusai1 および hokusai2) のノルムを計算する。このノルムは、3.5 節で示した重み付きノルムである。これを、検索語列とメディアデータベクトルとの相関とする。

すべてのメディアデータベクトル (すべての検索対象) について、検索語列との相関量を求める。すべての検索対象を、相関量に従ってソーティングする。

5. データ構造と基本演算子

ここでは、パターンマッチングによる連想検索機能と意味的連想検索機能の両機能を有するメディア情報検索システムを実現するための基本データ構造と基本演算子について述べる。

5.1 パターンマッチングによる連想検索系におけるデータ構造と基本演算子

パターンマッチングによる連想検索系においては、既存の関係データベースシステムのデータ構造および基本演算子を用いる¹⁾。データ構造は関係 (relation) である。基本演算子を、次のように定義する。

- (select [rel] [att] [cond] [val])
- (project [rel] [att-list])
- (join [rel1] [att1] [rel2] [att2] [cond])

- (union [rel1] [rel2])
- (diff [rel1] [rel2])

ここで, rel, rel1, rel2は関係, att, att1, att2は属性, att-listは属性リスト, condは検索条件, valは値をそれぞれ意味する。

また, 関係の要素である各組は, 意味的連想検索系と共通の識別子により識別されることを前提とする。

5.2 意味的連想検索系におけるデータ構造と基本演算子

意味的連想検索系におけるデータ構造, および基本演算子を示す。

意味的連想検索系においては, 1メディアデータが, 空間上の1メディアデータ・ベクトルに対応する。基本演算子は, 意味的連想検索演算である。パラメータとして, 検索語列(文脈), 検索対象メディアデータ・ベクトル集合, 結果の個数を指定する。

この演算子を, 次のように定義する。

- (semantic-search [context] [target] [maxresult])

ここで, contextは検索語列(文脈), targetは検索対象メディアデータ・ベクトル集合, maxresultは結果の個数を表すパラメータである。

また, 各メディアデータ・ベクトルは, 各メディアデータに付与された識別子によって, メディアデータと対応づけられていることを前提とする。

5.3 提案方式のデータ構造と基本演算子

提案方式において扱うデータ構造は, パターンマッチングによる連想検索系における関係, および, 意味的連想検索系における空間上のメディアデータ・ベクトルの集合である。ここで, 両者のデータ構造中に, 共通の識別子を持つ要素があることを前提とする(図2)。

パターンマッチングによる連想検索機能と意味的連想検索機能の統合機能を実現するために, 意味的連想検索系における演算子を拡張した基本演算子を導入する。本基本演算子は, 意味的連想検索機能と連想検索の統合機能をあわせ持つ演算子である。本演算子は, 前節の意味的連想検索系における演算子の上位の演算子として位置づけられる。

本基本演算子の入力パラメータとして, 検索対象となる関係, 検索語列(文脈), 検索対象メディアデータ・ベクトルの集合, 距離計算をする空間, 結果の個数 n , 付加される属性の属性名を指定する。返り値として, 順位とノルムの2つの属性が付加された関係が得られる。この演算子を, 次のように定義する。

- (search-mediadata-by-context [rel] [ID] [att1] [att2] [space] [target] [user]

[maxresult] [context])

ここで, relは入力となる関係, IDはIDが格納されている属性, att1, att2は追加される属性名, spaceは空間, targetは比較対象語, userはユーザ辞書の指定, maxresultは結果の数, contextは検索語列(文脈)を表す。

この基本演算子の動作を次に示す。

Step-1 入力として与えられた文脈, 検索対象メディアデータベクトル, 距離計算をする空間, 結果の個数 n により, 意味空間上で相関を求める。

Step-2 文脈に最も相関の強いものから順にソートし, 上位 n 個のメディアデータ・ベクトルを得, それらの順位と各ベクトルのノルムを n 組得る。

Step-3 入力として与えられた関係に, 順位およびノルムを表す2つの属性を付け加える。

Step-4 共通の識別子に従って, **Step-3**で得られた関係に, **Step-2**で得られた値を挿入する。

6. 提案方式の実現

ここでは, 提案方式の実現について述べる。

提案方式は, マルチデータベースシステムによって, パターンマッチング機能を有する連想検索システムと意味的連想検索機能を有するシステムを連結する。パターンマッチングによる連想検索システム, 意味的連想検索システム, および, メタレベルシステムの3モジュールによって構成されるマルチデータベースシステムの実験システムを実現した(図7)。

6.1 パターンマッチングによる連想検索システム

パターンマッチングによる連想検索システムを, 関係データベースシステムのアプリケーションとして実現した。この連想検索システムは, 基本演算子解釈機構とデータベース管理システムから成る(図7)。基本演算子解釈機構は, メタレベルシステムとデータベース管理システムとのインタフェースとなる。基本演算子を通じたようなアクセスにより, 多様なデータベ

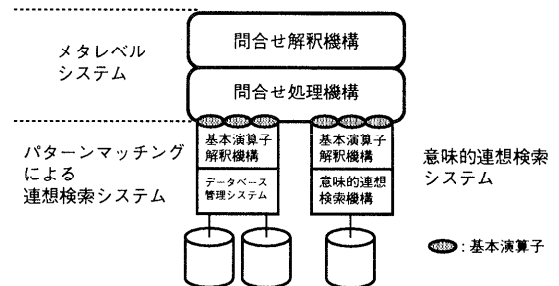


図7 提案方式の実現

Fig. 7 An implementation of our method.

ス管理システムを連結することを可能としている。また、基本演算子解釈機構を設定することにより、既存の関係データベース管理システムを再構成することなくメタレベルシステムに動的に連結することが可能である。

6.2 意味的連想検索システム

意味的連想検索システムを、図7に示すように、基本演算子解釈機構、および、意味的連想検索機構により実現した。基本演算子解釈機構は、メタレベルシステムとの動的な連結を可能にしている。

意味的連想検索機構については、次に述べる方法によって実現した。

6.2.1 空間生成用のメタデータの生成

空間生成用メタデータの生成、すなわち、データ行列 M の生成を行うために、“The General Basic English Dictionary¹⁵⁾” (以下、“BD”と呼ぶ)と、“Longman Dictionary of Contemporary English¹³⁾” (以下、“LD”と呼ぶ)の2冊の英英辞典を使用した。このBDは、850語の基本語だけを用いて約20,000語の見出し語を説明しており、LDは、2,000語の基本語だけを用いて約56,000語の見出し語を説明している。このBDの基本語に合成語を加え、冠詞、be動詞、代名詞、間投詞、接続詞、前置詞、助動詞を取り除いた単語群(874語)をデータ行列 M の列、すなわち、特徴とした。また、LDの基本語に特徴の単語群を加えた単語群(2,329語)を、その説明文とともにBDから取り出した。

次の操作を行うことにより、3.1節におけるメタデータ空間の作成に使用するデータ行列 M を自動生成した。空間生成用メタデータの各単語(2,329語)について、各単語の説明語としてBDから取り出した基本語群を用いて、2,329行874列の行列を作成した。その単語を説明する基本語が肯定の意味に用いられていた場合“1”、否定の場合“-1”、使用されていない場合“0”とし、見出し語自身が特徴である場合その特徴の要素を“1”として自動生成する。その操作後に、列ごとに2ノルムで正規化する。

6.2.2 検索語(文脈語)メタデータの生成

メタデータ空間へ写像する検索語列のメタデータ生成については、各検索語を説明するBDの基本語群からの行ベクトルの生成において、その単語を説明する基本語が肯定の意味に用いられていた場合、その特徴の要素を“1”、否定の場合“-1”、使用されていない場合“0”とし、検索語自身が特徴語である場合、その特徴の要素を“1”として自動生成する。

6.2.3 メディアデータのメタデータの生成

複数の印象語で各メディアデータの特徴づけを行い、この特徴づけをもとに3.2節で述べた方法によって、メディアデータのメタデータの生成を行った。

6.3 メタレベルシステム

メタレベルシステムは、問合せ解釈機構と問合せ処理機構により実現した(図7)。問合せ解釈機構は、検索者の問合せを解釈し、基本演算子の列に変換する。その後、問合せ解釈機構は、生成した基本演算子の列を問合せ処理機構に受け渡す。問合せ処理機構は、受け取った基本演算子の列を対応するサブシステム(パターンマッチングによる連想検索システム、あるいは、意味的連想検索システム)振り分ける。メタレベルシステムは、基本演算子の列のみをサブシステムに発行する。この基本演算子による結合により、メタレベルシステムをサブシステムとは独立に設計することが可能である。

7. 実 験

ここでは、パターンマッチングによる連想検索と意味的連想検索機能をメタレベルによって連結した新しいメディア情報検索方式の実現可能性を検証する。

7.1 実験環境

実験システムを、6章で示した方法によって実現した。使用した計算機はJCC JS5/85およびSun4/EC、OSはSunOS 4.1.4である。問合せ処理機構およびパターンマッチングによる連想検索システムは、オブジェクト指向拡張を施した関係データベースシステムであるUniSQL²⁰⁾上に構築した。各々のサブシステム(パターンマッチングによる連想検索システム、意味的連想検索システム)、およびメタレベルシステムは、異なるサイト上に構築した。これらのシステムどうしの通信には、TCP/IPを用いた。

メディアデータとして、129の画像データを対象とした。実験に使用した画像のメタデータの一部を、図8に示す。意味的連想検索系におけるメディアデータベクトル生成のために用いられた特徴づけの一部は、図9のとおりである。

7.2 実験方法

(1) 実験1

実験に用いた問合せを図10に示す。問合せは、5章で定義した基本演算子群を組み合わせさせて記述される。実験1では、基本演算子selectにより画像データから作者(Author)が“Hokusai”であるデータ群をパターンマッチングにより選択し、その結果に対し、基本

ID	Title	Author	Year
altdorfer	Altdorfer1	Altdorfer	1970
audubon	Audubon1	Audubon	1970
bossetti	Bossetti1	Bossetti	1970
botero	Botero1	Botero	1964
copley	Copley1	Copley	1953
doesburg	Doseburg1	Doesburg	1970
eakins	Eakins1	Eakins	1981
gozzoli	Gozzoli1	Gozzoli	1988
hiro1	Cereta	Hiro	1990
hiro4	Louvre	Hiro	1990
hockney	Hockney1	Hockney	1970
hodgkin	Hodgkin1	Hodgkin	1955
hokusai1	Kanagawa	Hokusai	1829
hokusai2	Tago_no_ura	Hokusai	1829
hokusai3	Misaka	Hokusai	1829
hokusai4	Sekiya	Hokusai	1829
hopper	Hopper1	Hopper	1970
hunt	Hunt1	Hunt	1971
kneller	Kneller1	Kneller	1979
loirand1	The_Harbour	Loirand	1990
loirand2	Near_Broue	Loirand	1990
loirand4	A_Stone_Pavement	Loirand	1990
murillo	Murillo1	Murillo	1966
nelson2	Whaling_ships	Nelson	1980
organ	Organ1	Organ	1953
savery	Savery1	Savery	1959
uccello	Uccello1	Uccello	1983
wadsworth	Wadsworth1	Wadsworth	1988
whistler	Whistler1	Whistler	1972

図 8 実験で使ったデータベースの一部

Fig. 8 A part of the database used in the experiment.

演算子 `search-mediadata-by-context` により文脈 “power force” を与えて意味的連想検索を実行している。その後、必要な属性のみを基本演算子 `project` により選択している。

実験 1 の結果を図 11 に示す。ここで、項目 `norm` は、メタデータ空間上でのベクトルのノルムを示している。

全画像データ（ここでは 129 画像）のうち、指定された作者（ここでは “Hokusai” の 4 画像）をパターンマッチングにより選びだし、文脈として与えられた検索語列に相関の強いものから順に並べられている。

(2) 実験 2

同様の実験を、図 12 に示す問合せを対象として行った。実験 2 の結果を、図 13 に示す。

ここでは、1950 年以降に描かれた画像で、かつ、文脈 “light bright” により意味的連想検索している。

(3) 実験 3

同様の実験を、図 14 に示す問合せについて行っ

ID	features
altdorfer	great serious power
audubon	refine vivid profound
bossetti	sophisticate vivid pretty
botero	warm big rich
copley	vivid force fight
doesburg	concise pure formal
eakins	hot excite please
gozzoli	luxury solemn hard
hiro1	twilight grand quiet
hiro4	fine shine beautiful
hockney	simple clear frank
hodgkin	vivid refresh furious
hokusai1	dynamic strong motion
hokusai2	fight motion calm
hokusai3	delicate calm quiet
hokusai4	vivid motion speed
hopper	bright airy blue
hunt	please amuse bright
kneller	vivid gorgeous fresh
loirand1	shine grand calm
loirand2	delight shine calm
loirand4	quiet substance material
murillo	dreamy sacred severe
nelson2	twilight calm quiet
organ	relief frank clear
savery	bright calm great
uccello	clear animate fight
wadsworth	shine summer sweet
whistler	delicate feeble complex

図 9 実験で用いた特徴づけの一部

Fig. 9 A part of definitions used in the experiment.

```
(project
  (search-mediadata-by-context
    (select famousimages 'Author' == 'Hokusai')
    ID 'rank 'norm space famousimages user
    4 '(power force) )
  '(Rank ID norm)
)
```

図 10 実験 1 に用いた問合せ

Fig. 10 The query of the experiment 1.

Rank	ID	norm
1	hokusai1	0.291638
2	hokusai2	0.231356
3	hokusai4	0.221350
4	hokusai3	0.135075

図 11 実験 1 の結果

Fig. 11 The result of the experiment 1.

た。実験結果は、図 15 のとおりである。

ここでは、1990 年以降に描かれた画像で、かつ、文脈 “light bright” により意味的連想検索している。すべての検索対象のうち、特定の条件を満たすものだけを、与えた文脈に相関の強

```
(project
  (search-mediadata-by-context
    (select famousimages 'Year '>'1950 )
    ID 'rank 'norm space famousimages user
    129 '(light bright) )
  '(Rank ID norm)
)
```

図 12 実験 2 に用いた問合せ

Fig. 12 The query of the experiment 2.

Rank	ID	norm
1	hiro4	0.340773
2	savery	0.338238
3	loirand1	0.331999
4	loirand2	0.331126
5	hopper	0.327184
6	altdorfer	0.315201
7	wadsworth	0.304912
8	organ	0.297524
9	copley	0.295190
10	audubon	0.290343
11	hiro1	0.286002
12	uccello	0.283924
13	bossetti	0.272632
14	eakins	0.272461
15	whistler	0.269319
16	hockney	0.262066
17	hunt	0.260555
18	murillo	0.260145
19	gozzoli	0.258066
20	hodgkin	0.256482
21	kneller	0.254212
22	doesburg	0.251256
23	botero	0.250451
24	loirand4	0.249276

図 13 実験 2 の結果

Fig. 13 The result of the experiment 2.

い順序でソーティングしている。

7.3 考 察

実験 1 では、多数の画像の中から特定の画家の画像のみを意味的連想検索している。パターンマッチングのみでは実現不可能であり、また、意味的連想検索だけでは実現不可能な検索である。両検索方式の連結により、両機能を統合した連想検索を効率的に実現できている。

実験 2 および 3 では、パターンマッチングによる選択率を変化させて同様の意味的連想検索を行った。実験 2 と比較して、実験 3 では、より制限の強い選択演算により、検索の対象を絞り込んでいる。これは、パターンマッチングのみによる効果と意味的連想検索のみによる効果とを連結することによってはじめて得られる効果である。

この実験は、異種の連想検索方式を各々再構成する

```
(project
  (search-mediadata-by-context
    (select famousimages 'Year '>='1990 )
    ID 'rank 'norm space famousimages user
    129 '(light bright) )
  '(Rank ID norm)
)
```

図 14 実験 3 に用いた問合せ

Fig. 14 The query of the experiment 3.

Rank	ID	norm
1	hiro4	0.340773
2	savery	0.338238
3	loirand1	0.331999
4	loirand2	0.331126
5	altdorfer	0.315201
6	copley	0.295190
7	audubon	0.290343
8	hiro1	0.286002
9	bossetti	0.272632
10	eakins	0.272461

図 15 実験 3 の結果

Fig. 15 The result of the experiment 3.

ことなく統合し、その機能群を動的に連結する本方式の有効性を示している。

8. 結 論

本論文では、メタレベルシステムにおいてパターンマッチングをベースとした連想検索系と意味的連想検索系を基本演算子により統合することによって実現されるメディア情報検索システムの実現方式を示した。この方式により、メタレベルシステムによるマルチデータベース環境において、パターンマッチングによる連想検索系と意味的連想検索系の演算を組み合わせた効率的な連想検索を容易に実現することが可能となった。

本意味的連想検索方式は、印象語による検索だけでなく、メディアに出現するオブジェクトによる検索を実現することができる。出現するオブジェクトに関する情報（出現オブジェクトの名前など）を関係データベースシステムに格納し、さらに、意味的連想検索機構におけるメディアデータのメタデータとして与える。この後、提案方式を用いて、オブジェクトの指定によるパターンマッチングおよび意味的連想検索を行うことにより、オブジェクトを対象とした検索を実現できる。すなわち、メディアデータに複数のオブジェクトが出現する場合、それらのオブジェクトによる特徴づけを行うことにより、提案方式により、メディアデータを連想検索することが可能となる。オブジェクトによる検索と印象語による検索を本方式によって連結し

た連想検索方式の実現も可能である。出現オブジェクトを対象とした意味的連想検索の方法については文献8)に示している。

今後は、意味的連想検索における検索者の個人差を吸収する学習機構の実現、本方式の解析の実験や性能に関する実験、メディアデータのメタデータ自動抽出方式の確立、および、本方式の各種メディアへの適用を行う予定である。

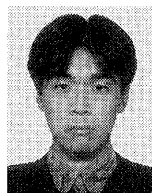
謝辞 本研究の一部は、文部省科学研究費重点領域研究「高度データベース」による。

参考文献

- 1) Date, C.J.: *An Introduction to Database Systems, Volume I, Sixth Edition, The Systems Programming Series*, Addison-Wesley (1995).
- 2) David, R. and Lenat, D.B.: *Knowledge-based systems in artificial intelligence*, McGraw-Hill (1982).
- 3) Deerwester, S., Dumais, S.T., Landauer, T.K., Furnas, G.W. and Harshman, R.A.: Indexing by latent semantic analysis, *Journal of the Society for Information Science*, Vol.41, No.6, pp.391-407 (1990).
- 4) Hurson, A.R., Bright, M.W. and Pakzad, S.: *Multidatabase Systems: An Advanced Solution for Global Information Sharing*, IEEE Computer Society Press (1994).
- 5) Kitagawa, T. and Kiyoki, Y.: The mathematical model of meaning and its application to multidatabase systems, *Proc. 3rd IEEE International Workshop on Research Issues on Data Engineering: Interoperability in Multidatabase Systems*, pp.130-135 (April 1993).
- 6) Kiyoki, Y., Kitagawa, T. and Hayama, T.: A metadatabase system for semantic image search by a mathematical model of meaning, *ACM SIGMOD Record*, Vol.23, No.4, pp.34-41 (1994).
- 7) Kiyoki, Y., Kitagawa, T. and Hitomi, Y.: A fundamental framework for realizing semantic interoperability in a multidatabase environment, *Journal of Integrated Computer-Aided Engineering*, Vol.2, No.1, pp.3-20, John Wiley & Sons (1995).
- 8) 清木 康, 金子昌史, 北川高嗣: 意味の数学モデルによる画像データベース探索方式とその学習機構, 電子情報通信学会論文誌, D-II, Vol.J79-D-II, No.4, pp.509-519 (1996).
- 9) 栗田多喜夫, 加藤俊一, 福田郁美, 板倉あゆみ: 印象語による絵画データベースの検索, 情報処理学会論文誌, Vol.33, No.11, pp.1373-1383 (1992).
- 10) Kolodner, J.L.: *Retrieval and organizational strategies in conceptual memory: a computer model*, Lawrence Erlbaum Associates (1984).
- 11) Krikelis, A. and Weems, C.C.: Associative processing and processors, *IEEE Computer*, Vol.27, No.11, pp.12-17 (1994).
- 12) Litwin, W., Mark, L. and Roussopoulos, N.: Interoperability of Multiple Autonomous Databases, *ACM Computing Surveys*, Vol.22, No.3, pp.267-293 (1990).
- 13) *Longman Dictionary of Contemporary English*, Longman (1987).
- 14) Natural language processing, *Comm. ACM*, Vol.39, No.1 (1996).
- 15) Ogden, C.K.: *The General Basic English Dictionary*, Evans Brothers (1940).
- 16) Potter, J.L.: Associative Computing, *Frontiers of Computer Science Series*, Plenum (1992).
- 17) Raju, K.V.S.V.N. and Majumdar, A.K.: Fuzzy Functional Dependencies and Lossless Join Decomposition of Fuzzy Relational Database Systems, *ACM Trans. Database Syst.*, Vol.13, No.2, pp.129-166 (1988).
- 18) Rundensteiner, E.A., Hawkes, L.W. and Bandler, W.: On Nearness Measures in Fuzzy Relational Data Models, *International Journal of Approximate Reasoning*, Vol.3, No.3, pp.267-298 (1989).
- 19) Sheth, A.P. and Larson, J.: Federated Database Systems for Managing Distributed, Heterogeneous, and Autonomous Databases, *ACM Computing Surveys*, Vol.22, No.3, pp.183-236 (1990).
- 20) UniSQL/X User's Manual, Version 3.1J, NTT データ通信 (1995).
- 21) 新版情報処理ハンドブック, 第8編9章1節「分散型・マルチデータベース・システム」, 情報処理学会 (1995).

(平成9年8月29日受付)

(平成10年2月2日採録)



吉田 尚史 (学生会員)

1972年生。1996年筑波大学第三学群情報学類卒業。現在、同大学院理工学研究科在学。データベースシステム、マルチメディアシステムに関する研究に従事。



清木 康 (正会員)

1978年慶應義塾大学工学部電気工学科卒業。1983年同大学院工学研究科博士課程修了。工学博士。同年、日本電信電話公社武蔵野電気通信研究所入所。1984～1995年筑波大学電子・情報工学系講師，助教授を経て，1996年より慶應義塾大学環境情報学部助教授，現在に至る。データベースシステム，知識ベースシステム，マルチメディアシステムの研究に従事。ACM，IEEE，電子情報通信学会，日本ソフトウェア科学会各会員。



北川 高嗣

1978年名古屋大学工学部卒業。1983年同大学院工学研究科博士課程修了。工学博士。スタンフォード大学計算機科学科客員研究員，愛媛大学理学部数学科講師を経て1990年より筑波大学電子・情報工学系に勤務。現在同学系助教授。数値解析，逆問題，マルチメディア情報システムの研究に従事。日本応用数理学会会員。