

## 情報探索および知識発見のための意味的連想検索方式

清木 康 北川 高嗣 宮原 隆行

筑波大学 電子・情報工学系

現行のデータベース・システムにおける情報検索および知識発見のための連想検索では、データ間の意味的な同一性、相異性に関する関係を静的かつ明示的に記述する方法が広く用いられてきた。我々は、単語間の意味的な同一性、相異性について、それらは、静的な関係によって決定されず、文脈や状況に応じて動的に変化するものと考え、このような単語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、我々は、意味の数学モデルを提案している。

意味の数学モデルは、ある単語に意味的に近い単語を大量のデータの中から、高速に抽出する能力を潜在的に備えている。本稿では、意味の数学モデルにおける意味的連想処理の実現方法を示す。

## Semantic Associative Search for Information and Knowledge Mining

Yasushi Kiyoki, Takashi Kitagawa, Takayuki Miyahara

† Institute of Information Sciences and Electronics, Univ. of Tsukuba, Tsukuba, Ibaraki 305 Japan

We present a new method for extracting semantically related information dynamically without using explicit representations of relationships between data items. This method is used to provide a fundamental function for realizing semantical information acquisition in database systems. This method provides a function for recognizing the context and computing the equivalence and similarity between data items dynamically according to the context.

## 1 はじめに

データベース・システムにおける情報探索および知識発見のための主要な基本操作は連想検索である。現行のデータベース・システムにおける連想検索は、パターン・マッチングによる検索であり、異なる表現形態であるが同一の意味をもつデータや近い意味をもつデータの検索を行うことはできない[5, 6]。また、同一のデータがもつ多義性を取り扱うことはできない。データ間の意味的な関係の扱いについては、データ間の関係を静的かつ明示的に記述し、同一性、相異性を判定する方法が広く用いられてきた。しかし、その判定は、静的に与えられた関係を用いて、曖昧性を含んで行われる。例えば、シソーラスを用いて同義語を照会する方法があるが、その同義語は、シソーラスの設計時に静的に決定され、また、同義であることの定義には曖昧性を含んでいる。

我々は、データ間の意味的な同一性、相異性について、それらは、静的な関係によって決定されず、文脈や状況に応じて動的に変化するものとする。実際には、データ間の意味的な同一性、相異性は、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であり、その動的な要素を含んで決定しなければ、データ間の関係の曖昧性を排除することはできない。このような単語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、我々は、意味の数学モデルを提案している[1, 3]。この数学モデルは、マルチ・データベース環境、および、マルチメディア・データベースを対象とした意味的検索（印象や直感による検索）、特に、画像検索、音楽検索に適用することができる[2, 4]。

意味の数学モデルに基づいた意味的連想検索方式を実現することにより、動的に変化する状況に応じた意味解釈（意味空間の選択、および、その空間内での最良近似）が可能となる。本稿では、意味を扱う連想検索の実現方式について述べる。

## 2 意味の数学モデルによる意味的連想処理

### 2.1 概要

ここでは、意味の数学モデルの概要を示す。厳密な定式化については、次節において述べる。

1. 前提: いくつかの単語を特徴づけたデータの集合が、 $m$ 行 $n$ 列の行列（以下、“データ行列”と呼ぶ）の形で与えられているものとする。この行列において、 $m$ 個のそれぞれの単語（word）は、 $n$ 個の特徴（features）によって特徴づけられている。
2. イメージ空間 $\mathcal{I}$ の設定: データ行列から、特徴づけに関する相関行列をつくる。そして、相関行列を固有値分解し、固有ベクトルを正規化する。相関行列の対称性から、この全ての固有値は実数であり、その固有ベクトルは互いに直交している。このとき、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）の張る正規直交空間をイメージ空間 $\mathcal{I}$ と定義する。この空間の次元 $\nu$ は、データ行列のランクに一致する。また、この空間は、 $\nu$ 次元ユークリッド空間となる。
3. 意味射影の集合 $\Pi_\nu$ の設定: イメージ空間 $\mathcal{I}$ から固有（不変）部分空間（以下、“意味空間”と呼ぶ）への射影（以下、“意味射影”と呼ぶ）の集合 $\Pi_\nu$ を考える。 $i$ 次元の意味空間は、 $\frac{\nu(\nu-1)\cdots(\nu-i+1)}{i!}$ 、( $i = 1, 2, \dots, \nu$ )個存在するので、射影の総数は、 $2^\nu$ となる。つまり、このモデルは、 $2^\nu$ 通りの意味の様相の表現能力をもつ。
4. 意味解釈オペレータ $S_p$ の構成: 文脈を決定する $\ell$ 個の単語列（以下、“文脈語群”と呼ぶ） $s_\ell$ としきい値 $\varepsilon_s$ が与えられたとする。このとき、その文脈に応じた意味射影 $P_{e_s}(s_\ell)$ を決めるオペレータ（以下、“意味解釈オペレータ”と呼ぶ） $S_p$ を次のように構成する。

(a) 文脈語群  $s_\ell$  を構成する  $\ell$  個の単語を各々イメージ空間  $\mathcal{I}$  へ写像する。この写像では、 $\ell$  個の単語を各々イメージ空間  $\mathcal{I}$  内でフーリエ展開し、フーリエ係数を求める。これは、各単語と各意味素の相関を求めることに相当する。

(b) 各意味素ごとに、フーリエ係数の総和を求める。これは、文脈語群  $s_\ell$  と各意味素との相関を求めることに相当する。また、このベクトルは、 $\nu$  個の意味素があるため、 $\nu$  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、文脈語群  $s_\ell$  の意味重心と呼ぶ。

(c) このとき、文脈語群  $s_\ell$  の意味重心を構成する各要素において、しきい値  $\epsilon_s$  を越える要素に対応する意味素を、単語を射影する意味空間の構成に用いる。これにより、意味射影  $P_{\epsilon_s}(s_\ell)$  を決定する。

このオペレータは、文脈語群と相関の高い意味空間の自動的な選択を実現する。

5. 意味空間における距離計算: 文脈語群  $s_\ell$  により、各意味素ごとに重みを定める。そして、意味空間において、その重みを考慮した単語間の距離計算を行う。これにより、文脈に忠実な単語間の関係の解釈が可能となる。

このモデルにより、文脈に応じた単語間の関係の解釈 (意味空間の選択、およびその空間内における最良近似) が可能となる。

## 2.2 具体的な定式化

本節では、前節において述べた概要の定式化について述べる。

### 2.2.1 イメージ空間 $\mathcal{I}$ の設定

ここでは、 $m$  個の単語について各々  $n$  個の特徴  $(f_1, f_2, \dots, f_n)$  を列挙した各単語に対する特徴付ベ

クトル  $w_i (i = 1, \dots, m)$  が与えられているものとし、そのベクトルを並べた  $m$  行  $n$  列のデータ行列を  $A$  とする。

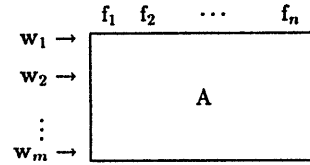


図 1: データ行列  $A$  の構成

1. データ行列  $A$  の相関行列  $A^T A$  を作る。
2.  $A^T A$  を固有値分解する。

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

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

ここで行列  $Q$  は、

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

である。この  $q_i$  は、相関行列の固有ベクトル、つまり意味素である。

3. このとき、イメージ空間  $\mathcal{I}$  を以下のように定義する。

$$\mathcal{I} := \text{span}(q_1, q_2, \dots, q_\nu).$$

$(q_1, \dots, q_\nu)$  は  $\mathcal{I}$  の正規直交基底である。

### 2.2.2 意味射影集合 $\Pi_\nu$ の設定

$P_{\lambda_i}$  を次の様に定義する。

$P_{\lambda_i} \stackrel{d}{\iff} \lambda_i$  に対応する固有空間への射影、

i.e.  $P_{\lambda_i} : \mathcal{I} \rightarrow \text{span}(q_i)$ .

意味射影の集合  $\Pi_\nu$  を次のように定義する。

$$\Pi_\nu := \{ 0, P_{\lambda_1}, P_{\lambda_2}, \dots, P_{\lambda_\nu}, \\ P_{\lambda_1} + P_{\lambda_2}, P_{\lambda_1} + P_{\lambda_3}, \dots, P_{\lambda_{\nu-1}} + P_{\lambda_\nu}, \\ \vdots \\ P_{\lambda_1} + P_{\lambda_2} + \dots + P_{\lambda_\nu} \}.$$

$\Pi_\nu$  の要素の個数は  $2^\nu$  個であり、これは  $2^\nu$  通りの意味の様相表現ができることを示している。

### 2.2.3 意味解釈オペレータ $S_p$ の構成

文脈語群

$$s_\ell = (u_1, u_2, \dots, u_\ell)$$

と、正数  $\varepsilon_s (\varepsilon_s > 0)$  が与えられたとき、意味解釈オペレータ  $S_p$  は、その文脈語群  $s_\ell$  に応じて、意味射影  $P_{\varepsilon_s}(s_\ell)$  を決定する。すなわち、 $s_\ell \in T_\ell$ 、 $\Pi_\nu \ni P_{\varepsilon_s}(s_\ell)$  とすると、意味解釈オペレータ  $S_p$  は、 $T_\ell$  から  $\Pi_\nu$  への作用素として定義される。また、 $\{u_1, u_2, \dots, u_\ell\}$  は、特徴付ベクトルであり、データ行列  $A$  の特徴と同一の特徴を用いている。オペレータ  $S_p$  は次のように定義される。

1.  $u_i (i = 1, 2, \dots, \ell)$  をフーリエ展開する。  
 $u_i$  と  $q_j$  の内積を  $u_{ij}$  とする。

$$u_{ij} := (u_i, q_j), \quad j = 1, 2, \dots, \nu.$$

ベクトル  $\hat{u}_i \in \mathcal{I}$  を次のように定める。

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

これは、単語  $u_i$  をイメージ空間  $\mathcal{I}$  に写像したものである。

2. 文脈語群  $s_\ell$  の意味重心  $G^+(s_\ell)$  を求める。

$$G^+(s_\ell) := \frac{(\sum_{i=1}^{\ell} u_{i1}, \sum_{i=1}^{\ell} u_{i2}, \dots, \sum_{i=1}^{\ell} u_{i\nu})}{\|(\sum_{i=1}^{\ell} u_{i1}, \sum_{i=1}^{\ell} u_{i2}, \dots, \sum_{i=1}^{\ell} u_{i\nu})\|_\infty} \quad \mathbf{x} := (x_1, x_2, \dots, x_\nu), \quad \mathbf{x} \in \mathcal{I}$$

この  $\|\cdot\|_\infty$  は、無限大ノルムを示す。

3. 意味射影  $P_{\varepsilon_s}(s_\ell)$  の決定

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

但し  $\Lambda_{\varepsilon_s} := \{i \mid (G^+(s_\ell))_i > \varepsilon_s\}$  とする。

### 2.2.4 意味空間における距離計算

単語  $\mathbf{x}$  と単語  $\mathbf{y}$  間の距離  $\rho(\mathbf{x}, \mathbf{y}; s_\ell)$ 、 $\mathbf{x}, \mathbf{y} \in \mathcal{I}$  を次のように定める。

$$\rho(\mathbf{x}, \mathbf{y}; s_\ell) = \sqrt{\sum_{j \in \Lambda_{\varepsilon_s}} \{c_j(s_\ell)(x_j - y_j)\}^2},$$

ここで、 $c_j(s_\ell)$  は、文脈語群  $s_\ell$  に依存して決まる重みであり、次のように定義する。

$$c_j(s_\ell) := \frac{\sum_{i=1}^{\ell} u_{ij}}{\|(\sum_{i=1}^{\ell} u_{i1}, \dots, \sum_{i=1}^{\ell} u_{i\nu})\|_\infty}, \quad j \in \Lambda_{\varepsilon_s}.$$

### 3 意味的連想処理方式

意味の数学モデルにおける意味的連想処理とは、文脈を表す単語列 (文脈語群と呼ぶ) によって選ばれた意味空間の中で、ある単語 (キーワードと呼ぶ) に最も近い意味の単語を単語群 (比較対象語群と呼ぶ) の中から選ぶことである。

ある文脈語群が与えられ、その文脈において、検索キーワードに最も意味の近い比較対象語を求めるとき、全ての比較対象語との距離を計算したのでは利用者に対し高速な応答を行うことができない。そこで、次の順序に従って距離計算を行うことにより、全ての比較対象語を対象とした距離計算を行うことなく、検索キーワードに最も意味の近い比較対象語を探すことができる。

予め、各意味素において、その要素の大きさに応じて、比較対象語がソートされているものとする。

検索キーワードのベクトルを

$$\mathbf{x} := (x_1, x_2, \dots, x_\nu), \quad \mathbf{x} \in \mathcal{I}$$

とし、比較対象語群のベクトルを

$$\mathbf{y}_i := (y_{i1}, y_{i2}, \dots, y_{i\nu}), \quad \mathbf{y}_i \in \mathcal{I}, \quad i = 1, 2, \dots, m$$

とする。

1. 意味重心  $G^+(s_\ell)$  に最も相関が強い意味素  $q_j$  を選択する。

2. 範囲変数  $\Delta_h$  を  $\infty$  に初期化する。また、検索キーワードとの距離が最も近い比較対象語の候補  $z$  を  $NULL$  に初期化する。
3. 比較対象語のベクトルの集合  $\mathcal{Y}$  から、 $q_j$  上において  $x_j \pm \Delta_h$  の範囲外にある比較対象語を除く。
4. 集合  $\mathcal{Y}$  が空集合ならば、比較対象語  $z$  を選択して終了する。
5. 集合  $\mathcal{Y}$  の要素から、すでに  $y_k$  として選ばれたものを除いて、意味素  $q_j$  上において、検索キーワードの要素  $x_j$  に最も近い要素  $y_{kj}$  ( $1 \leq k \leq m$ ) を持つ比較対象語  $y_k \in \mathcal{Y}$  を探す。(この検索は、比較対象語群を、意味素  $q_j$  上における値の大きさの順にソートしていることにより、高速に実行できる。)

6. 検索キーワードのベクトル  $x$  と比較対象語のベクトル  $y_k$  との距離  $\rho(x, y_k)$  を求める。

もし、範囲変数  $\Delta_h$  より距離  $\rho(x, y_k)$  の方が大きいならば、 $y_k$  を比較対象語のベクトルの集合  $\mathcal{Y}$  から除き、4へ行く。

さもなければ、つまり、範囲変数  $\Delta_h$  より距離  $\rho(x, y_k)$  の方が小さいならば、範囲変数  $\Delta_h$  を  $\rho(x, y_k)$  とし、ベクトル  $y_k$  を検索キーワードとの距離が最も近い比較対象語の候補  $z$  とする。そして3へ行く。

3の処理によって、連想検索時における比較対象語の数を劇的に減らすことができる。

## 4 基本モデルの拡張について

### 4.1 静的意味識別オペレータ

イメージ空間を構成する意味素を作成するとき、単語の分布に偏りのある意味素(以下、“主軸”と呼ぶ)ができるため、適切な単語間の関係の解釈が行われないことがある。主軸ができる原因は、固有値分解を行うとき、主成分分析と等価な方法により意味

素を求めているためと考えられる。この方法は、単語の分散が高い順に意味素を決定する。そのため、単語の分布に偏りのある主軸ができることがある。主軸は、どのような文脈語群においても、意味重心との相関が高くなりやすく、意味射影の対象の空間に含まれる可能性がある。そのため、主軸上における単語間の関係が解釈に影響し、適切な解釈が行われないことがある。このような場合、文脈に応じて意味解釈オペレータによって構成された意味射影から、主軸への射影を排除する必要がある。そこで、意味射影から主軸への射影を排除した射影(以下、“意味識別射影”と呼ぶ) $D_{\epsilon_{ds}}$ を次のように求める。

まず、データ行列に登録されている全ての単語  $m$  個に対する特徴付ベクトルをイメージ空間  $\mathcal{I}$  へ写像したベクトル

$$\hat{u}_i, \hat{u}_i \in \mathcal{I}, i = 1, 2, \dots, m$$

と、正数  $\epsilon_{ds} (\epsilon_{ds} > 0)$  が与えられたとする。

また、 $\hat{u}_i$  の和のベクトルを

$$\begin{aligned} t &:= \left( \sum_{i=1}^m u_{i1}, \sum_{i=1}^m u_{i2}, \dots, \sum_{i=1}^m u_{iv} \right) \\ &:= (t_1, t_2, \dots, t_v) \end{aligned}$$

とする。そして、ベクトル  $t$  の要素において、 $x$  番目に絶対値の大きな要素の添字を求める関数を  $A\_MAX(t, x)$  とする。

このとき、添字集合  $\Lambda_{\epsilon_{ds}}$  を次のように求める。

1. 添字集合  $\Lambda_{\epsilon_{ds}}$  を空集合に初期化する。
2. ループ変数  $i$  を1から  $v-1$  まで、次の3から6を繰り返す。
3. 添字変数  $j$  の値を  $A\_MAX(t, i)$  とし、添字変数  $k$  の値を  $A\_MAX(t, i+1)$  とする。
4.  $\log_e \frac{|t_j|}{|t_k|} < \epsilon_{ds}$  ならば、終了する。
5. 添字集合  $\Lambda_{\epsilon_{ds}}$  に添字変数  $j$  の値を加える。
6. ループ変数  $i$  に1を加算し、3へ行く。

意味識別射影  $D_{e_{d_s}}$  を次のように定義する。

$$D_{e_{d_s}} := \sum_{i \in \Lambda_{e_{d_s}} \setminus \Lambda_{e_{d_s}}} P_{\lambda_i} \in \Pi_{\nu}$$

また、静的意味識別オペレータを考慮した、文脈語群  $s_\ell$  における単語  $x$  と単語  $y$  間の距離  $\rho(x, y; s_\ell)$ ,  $x, y \in \mathcal{I}$  を次のように定める。

$$\rho(x, y; s_\ell) = \sqrt{\sum_{j \in \Lambda_{e_{d_s}} \setminus \Lambda_{e_{d_s}}} \{c_j(s_\ell)(x_j - y_j)\}^2}$$

#### 4.2 イメージ空間へのキーワードの写像方式

意味重心の符号を考慮せずに解釈の対象となるキーワード(以下, “検索キーワード”と呼ぶ)をイメージ空間へ写像した場合, 文脈に応じた単語間の関係の解釈が正しく行われないことがある。その例を図2に示す。まず, データ行列として, 図2(a)が与えられたとする。そして, データ行列の空間とイメージ空間が, 図2(b)の位置関係にあるとする。このとき, 検索キーワードとして“computer”, 距離計算の対象となるキーワード(以下, “比較対象語”と呼ぶ)として“software”と“hardware”, 文脈語として比較対象語と同様の語“software”が与えられた場合について考える。文脈語が“software”のため, その文脈が示す意味空間は, 意味素  $q_1, q_2$  によって張られる空間になる。その意味空間において, 検索キーワードと各比較対象語の距離計算をすると, 文脈語が“software”にも関わらず, 図2(c)に示すように, “computer”から等距離上に“software”と“hardware”がある。これは, 文脈語が“software”にも関わらず, 比較対象語 “software” と “hardware” の差異の解釈ができていないことを意味する。

この原因は, 文脈が示している意味に対し, 反対の意味が写像後の検索キーワードに含まれているためと考えられる。文脈に反対の意味を含めて写像した場合, 本来, 意味を識別するために重要な意味素において, 特徴が相殺されてしまう。そのため, 解釈が正しく行われないことがある。

そこで, イメージ空間への検索キーワードの写像では, 検索キーワードから文脈と関係のない要素を

取り除くことが必要であると考えられる。その方法として, 以下のように写像を行う。

1. まず, 検索キーワードの特徴付ベクトル

$$u := (u_1, u_2, \dots, u_n)$$

を, 次のように各特徴ごとに分解する。

$$u'_1 := (u_1, 0, \dots, 0)$$

$$u'_2 := (0, u_2, \dots, 0)$$

⋮

$$u'_n := (0, 0, \dots, u_n)$$

2. 分解したベクトル  $u'_i$  を写像する。

分解したベクトル  $u'_i$  と意味素  $q_j$  の内積を  $u'_{ij}$  とする。但し, 内積の値  $u'_{ij}$  が意味重心の要素  $g_j$  と異符号のときは, 内積の値  $u'_{ij}$  を “0” とする。

$$u'_{ij} := \begin{cases} (u'_i, q_j), & \text{for } (u'_i, q_j) \cdot g_j \geq 0 \\ 0, & \text{for } (u'_i, q_j) \cdot g_j < 0 \end{cases}$$

$$G^+(s_i) := (g_1, g_2, \dots, g_\nu), \quad j = 1, 2, \dots, \nu \\ , \quad i = 1, 2, \dots, n$$

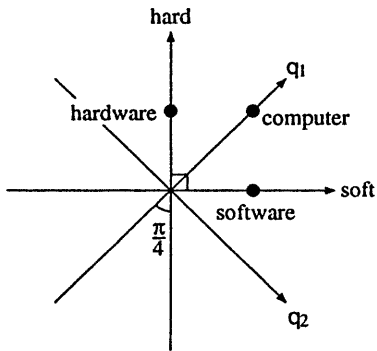
3. イメージ空間における検索キーワードのベクトル  $\hat{u} \in \mathcal{I}$  を次のように定める。

$$\hat{u} := \left( \sum_{i=1}^n u'_{i1}, \sum_{i=1}^n u'_{i2}, \dots, \sum_{i=1}^n u'_{i\nu} \right)$$

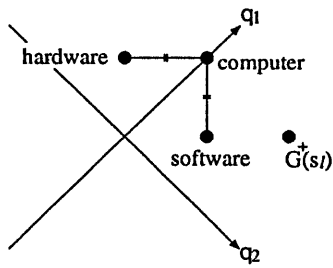
この操作を行った例を, 図3に示す。この例では, 前例と同じキーワードと空間を使用している。まず, 検索キーワードの特徴付ベクトルを各特徴ごとに分解し, 写像した例を図3(a)(b)に示す。図3(a)は, 特徴 “hard”, また, 図3(b)は, 特徴 “soft” について, 写像している。このとき, 図3(a)において, 意味素  $q_2$  との内積の値は, 意味重心の符号と異なる。そのため, その内積の値を, 写像後の検索キーワードのベクトルから取り除く。その結果, 検索キーワー

単語 \ 特徴	hard	soft
computer	1	1
hardware	1	0
software	0	1

(a) データ行列

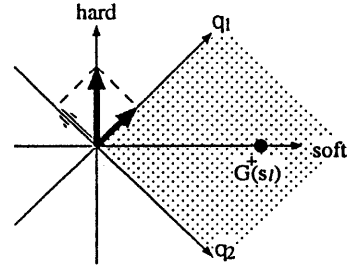


(b) データ行列の空間とイメージ空間

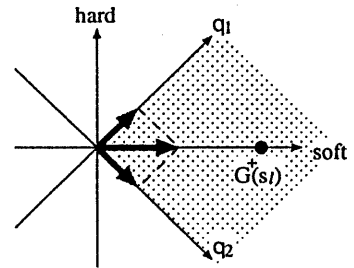


(c) 距離計算

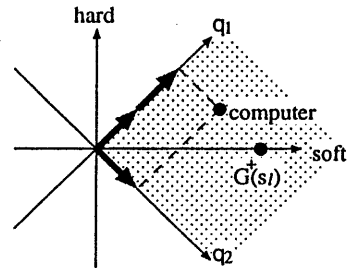
図 2: 意味重心の符号を考慮しないキーワードの写像とその場合の距離計算



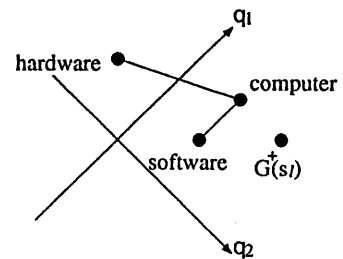
(a) 特徴ごとの写像 (hard)



(b) 特徴ごとの写像 (soft)



(c) 特徴ごとに文脈を考慮して写像した結果



(d) 距離計算

図 3: 意味重心の符号を考慮したキーワードの写像とその場合の距離計算

ドのベクトルは、イメージ空間において図 3(c) になる。また、各比較対象語との距離は図 3(d) になり、“software”の方が“hardware”より近くなる。これは、意味重心の符号を考慮した検索キーワードの写像を行うことにより、文脈に応じた単語間の関係の解釈が正しく行われたことを意味する。

## 5 結論

本稿では、データベース・システムにおける情報探索および知識発見のための意味的連想処理の実現方式について述べた。この方式により、大量データの中から意味的に関連するデータを文脈に応じて動的かつ効率的に発見することが可能となる。今後は、マルチメディア・データベースを対象とした意味的な情報探索を実現するために、意味的連想検索方式を拡張していく予定である [4]。さらに、この方式による連想検索の正確性を向上させるための学習機構に関する検討を行っていく予定である。

## 参考文献

- [1] Kitagawa, T. and Kiyoki, Y., “*The mathematical model of meaning and its application to multidatabase systems*,” Proceedings of 3rd IEEE International Workshop on Research Issues on Data Engineering: Interoperability in Multidatabase Systems, pp.130-135, April 1993.
- [2] Kiyoki, Y. and Kitagawa, Y., “*A semantic associative search method for knowledge acquisition*,” Information Modelling and Knowledge Bases, Vol. VI, pp.7.1-14, 1994.
- [3] 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, Jan. 1995.
- [4] Kiyoki, Y., Kitagawa, T. and Hayama, T., “*A metadata system for semantic image search by a mathematical model of meaning*,” ACM SIGMOD Record, Vol.23, No. 4, pp.34-41, Dec. 1994.
- [5] Kolodner, J.L., “*Retrieval and organizational strategies in conceptual memory: a computer model*,” Lawrence Erlbaum Associates, 1984.
- [6] Krikelis, A., Weems C.C., “*Associative processing and processors*,” IEEE Computer, Vol.27, No. 11, pp.12-17, Nov. 1994.