

## 意味の数学モデルによる意味的画像探索方式とその学習機構

中村 恭子† 金子 昌史‡ 清木 康‡ 北川 高嗣‡

†お茶の水女子大学  
理学部‡筑波大学  
電子・情報工学系

画像データを対象としたデータベース・システムにおいては、ユーザ（検索者）の印象や画像の内容による検索を実現する方法が重要である。本稿では、文脈あるいは状況に応じて動的に変化するデータ間の意味的な関係を計算するモデルである意味の数学モデルを適用した意味的画像探索方式とその学習機構について述べる。

本方式では、メタデータ空間とよばれる直交空間を形成し、その上に画像データ群、および、検索に用いるキーワード群を配置する。そして、その空間上での操作により、ユーザの印象、および、画像の内容による画像探索を実現する。ここで示す意味的画像探索方式の学習機構を利用することにより、画像の印象における表現の個人差に対応することも可能となる。

A Semantic Image Search Method  
and its Learning Mechanism  
Based on a Mathematical Model of Meaning

Kyoko Nakamura†, Yoshifumi Kaneko‡, Yasushi Kiyoki‡ and Takashi Kitagawa‡

†Faculty of Science,  
Ochanomizu University‡Institute of Information Sciences and Electronics,  
University of Tsukuba

In database systems for supporting image retrieval, it is important to provide facilities for extracting images dynamically according to the user's impression and the image's contents. This paper presents a semantic image search method for intelligent image retrieval based on the mathematical model of meaning. Furthermore, we present a learning mechanism for improving accuracy of the semantic image search.

Several functions for performing semantic associative search for images are presented. These functions are realized by using our proposed mathematical model of meaning. The mathematical model of meaning is extended to compute specific meanings of keywords which are used for retrieving images unambiguously and dynamically.

## 1 はじめに

画像データを対象としたデータベースシステムの表現には、画像データの定義、表現、および、検索のための方式設計が重要な課題である [4, 5]. 従来の画像検索方式は、部分的なパターンマッチングによる直接的な方法と、画像の抽象情報による間接的な方法に大別できる.

本稿では、後者の方法を対象とした意味的画像探索方式を提案する. この方式は、文脈あるいは状況に応じて動的に変化するデータ間の意味的な関係を計算するモデルとして我々が提案している意味の数学モデル [1, 2] を拡張した新しい画像データベースの検索方式であり、ユーザ (検索者) の印象、および、画像の内容による画像データの意味的連想検索を実現する. また、画像の印象に関する表現方法がユーザごとに異なることを考慮し、その個人差を取り扱う学習機構も実現している.

意味的画像探索方式では、正規直交空間をメタデータ空間として形成し、その空間上に、ユーザの印象や画像の内容を指定するためのキーワード群、および、画像自身を表現する画像データ群を各々座標点として写像する. そして、キーワード群を用いてユーザの印象あるいは画像の内容を指定する文脈を与え、その文脈に対応するメタデータ空間内の部分空間を選択する. その部分空間における画像データの位置により、与えた文脈と関連の強い画像を動的に検索する. このとき、意味の数学モデルで表現できる文脈の様相の数は、ほぼ無限 (現在、約  $2^{800}$  通り) である.

## 2 意味的画像探索方式の概要

### 2.1 意味の数学モデルの基本構成

意味の数学モデルは、本来、言葉の意味を扱うためのモデルである. ここでは、印象や画像の内容を表現している文脈に対応した画像を選び出すために拡張した意味の数学モデルの基本構成を示す.

#### (1) メタデータ空間 $MDS$ の設定:

$m$  個の基本データ (“空間生成用メタデータ”) が  $m$  行  $n$  列の行列 (以下, “データ行列”) の形で与えられる.  $m$  個の基本データはそれぞれ  $n$  個の特徴 (feature) によって特徴づけされている. このデータ行列から正規直交空間 (以下, “メタデータ空間”)  $MDS$  を生成する.

#### (2) 画像データの $n$ 次元ベクトル表現:

(1) で用いた  $n$  個の特徴と同一の特徴を用いて、個々の画像、および、ユーザの印象や画像の内容

を表すキーワードを  $n$  次元ベクトルで表現する. (それぞれ, “画像のメタデータ”, “キーワードのメタデータ”)

#### (3) メタデータ空間 $MDS$ 上への写像:

$n$  次元ベクトルで表現された 3 種類のメタデータをメタデータ空間上へ写像する. これにより、同じ空間上に言葉と画像が配置されることになり、言葉と画像の動的な関係を空間上での距離として計算することが可能になる.

#### (4) 意味的連想検索 (semantic associative search):

印象や画像の内容を決定づけるキーワード、および、文脈が与えられたとする. このとき、文脈として与えられた言葉の列により、メタデータ空間から動的に固有部分空間 (以下, “意味空間”) を選択する. そして、この部分空間上で、文脈に対応する (最も関連の深い) 画像を選び出す.

## 2.2 画像のメタデータ作成方式

ここでは、画像を表現するメタデータを形成する方法を示す.

#### (1) オブジェクトの抽出

$t$  個のオブジェクト (あるいは、 $t$  個の語によって表現される印象)  $o_1, o_2, \dots, o_t$  から成る画像  $P$  を次のように定義する:

$$P = \{o_1, o_2, \dots, o_t\}.$$

ここで、各オブジェクト  $o_i$  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ベクトルである:

$$o_i = (o_{i1}, o_{i2}, \dots, o_{in})$$

#### (2) 画像 $P$ のベクトル表現

オブジェクト  $o_1, o_2, \dots, o_t$  の和演算子  $\oplus$  を次のように定義し、画像のメタデータを形成する:

$$\bigoplus_{i=1}^t o_i \equiv (\text{sign}(o_{\ell_1 1}) \max_{1 \leq i \leq t} |o_{i1}|, \text{sign}(o_{\ell_2 2}) \max_{1 \leq i \leq t} |o_{i2}|, \dots, \text{sign}(o_{\ell_n n}) \max_{1 \leq i \leq t} |o_{in}|).$$

ただし、 $\text{sign}(a)$  は、“ $a$ ” の符号 (正または負) を表し、 $\ell_k (k = 1, \dots, n)$  は、 $|o_{ik}|$  の最大値を与える添字  $i (i = 1, \dots, t)$  を表している.

## 3 メタデータ空間の設定と基本機能

### 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  $(f_1, f_2, \dots, f_n)$  を列挙した特徴付ベクトル  $d_i (i = 1, \dots, m)$  が与えられているとし、そのベクトルを

並べてできた  $m \times n$  行列を  $M$  とおく (図1) .  
このとき,  $M$  は列ごとに2ノルムで正規化されている.

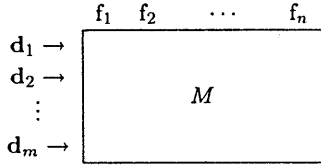


図1: データ行列  $M$  によるメタデータの表現

- (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,

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

である. この  $q_i$  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, この固有値は全て実数であり, 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:

$$MDS := span(q_1, q_2, \dots, q_\nu).$$

$\{q_1, \dots, q_\nu\}$  は  $MDS$  の正規直交基底である.

### 3.2 意味射影集合 $\Pi_\nu$ の設定

メタデータ空間  $MDS$  から意味空間への射影 (以下, “意味射影”) の集合  $\Pi_\nu$  を考える.  $P_{\lambda_i}$  を次の様に定義する:

$$P_{\lambda_i} \stackrel{d}{\longleftrightarrow} \lambda_i \text{ に対応する固有空間への射影} \\ \text{i.e. } P_{\lambda_i} : MDS \rightarrow span(q_i).$$

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  $2^\nu$  通りの意味解釈ができることを示している.

### 3.3 意味解釈オペレータ $S_p$ の構成

文脈は, 選びたい画像の印象や内容を説明するのに用いられる. 文脈を決定する長さ  $\ell$  の言葉の列

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

と, 正の実数  $0 < \epsilon_s < 1$  が与えられたとき, それに応じて, 意味射影  $P_{\epsilon_s}(s_\ell)$  を構成するオペレータ (以下, “意味解釈オペレータ”) が  $S_p$  である. すなわち,  $T_\ell$  を長さ  $\ell$  の単語列の集合とすると, 次のように定義される:

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

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

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  $M$  の特徴と同一の特徴を用いている. オペレータ  $S_p$  は以下のことを行う:

- (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  $u_{ij}$  は次のようになる:

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

ベクトル  $\hat{u}_i \in MDS$  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  $u_i$  をメタデータ空間  $MDS$  に写像したものである.

- (2) 言葉の列  $s_\ell$  の意味重心  $G^+(s_\ell)$  を求める.

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

ここで,  $\|\cdot\|_\infty$  は無限大ノルムを示す.

- (3) 意味射影  $P_{\epsilon_s}(s_\ell)$  を決定する.

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

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

### 3.4 意味空間における相関の定量化

本システムでは, 画像検索のために次に示す2種類の方法を実現する.

#### 3.4.1 方法1: キーワードとの動的距離

選択された意味空間上における解釈の対象となるキーワード (以下, “検索キーワード”) と画像のメタデータとの距離を求めることにより, 与えられた文脈に対応した画像の検索を行う. このとき,

意味空間上で検索キーワードとの距離が近い画像を抽出する [1, 2, 3].

検索キーワードと画像のメタデータ間の文脈に依存した動的距離  $\rho(\mathbf{x}, \mathbf{y}; s_\ell), \mathbf{x}, \mathbf{y} \in \mathcal{MDS}$  を、次のように定める:

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

ここで、 $c_j(s_\ell)$  は、文脈を決定する言葉の列  $s_\ell$  に依存して決まる重みであり、以下で定義される:

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

### 3.4.2 方法2: 文脈との相関距離

メタデータ空間に写像された画像メタデータの意味空間におけるノルムを求めることにより、文脈に対応した画像の検索を行う。意味空間における画像データのノルムの大きさが、その文脈と画像データとの関連の強さを表している。

ここでは、文脈との相関距離を求める4種類の関数を示す。5節で示される実験では、これらの関数の機能が比較される。

#### (1) 相関距離を求める基本関数

画像のメタデータ  $\mathbf{x} \in \mathcal{MDS}$  のノルム  $\eta(\mathbf{x}; s_\ell)$  を、3.4.1節で定めた動的距離を変形させて、次のように定義する:

$$\eta(\mathbf{x}; s_\ell) = \sqrt{\sum_{j \in \Lambda_{s_\ell}} \{c_j(s_\ell)x_j\}^2}.$$

#### (2) 画像メタデータの正規化を行う場合の関数

画像を特徴づける特徴の数が多いと、意味空間における画像メタデータのベクトルのノルムは大きくなる傾向にある。そのため、本来、意味的な関係が強いと思われる画像よりも、特徴の数が多いたデータのベクトルのノルムが大きくなってしまい、正しい解釈が行われないことがある。

そこで、(1)で示した相関距離を求める関数に、画像のメタデータを行ごとに2ノルムで正規化する機能を付加した関数を次のように定義する:

$$\bar{\eta}(\mathbf{x}; s_\ell) = \frac{\sqrt{\sum_{j \in \Lambda_{s_\ell}} \{c_j(s_\ell)x_j\}^2}}{\|\mathbf{x}\|_2}.$$

例えば、図2のように、4個の特徴の値が“1”であるような画像データ  $P_i$  は、この4個の特徴の値を“0.5”に置き換えることで、正規化を行う。

画像 \ 特徴	...	$f_p$	...	$f_q$	...	$f_r$	...	$f_s$
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
$P_i$	⋮	1	⋮	1	⋮	1	⋮	1
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮

(a) 正規化前

画像 \ 特徴	...	$f_p$	...	$f_q$	...	$f_r$	...	$f_s$
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
$P_i$	⋮	0.5	⋮	0.5	⋮	0.5	⋮	0.5
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮

(b) 正規化後

図2: 正規化前および正規化後の画像のメタデータ

#### (3) 意味空間を構成する軸と符号が異なる画像メタデータの値の扱い

意味空間を構成する軸において、文脈に関係しているのは、正と負のどちらか一方である。しかし、画像メタデータのノルム計算 ((1)で示した関数  $\eta$ ) では、値の2乗を計算しており、意味空間を構成する軸の符号が考慮されない。そのため、実際は意味的な関係がない値をあるように扱ってしまい、データ間の意味的な解釈が正しく行われないことがある。

例えば、単語 A、B がメタデータ空間上に写像されているとし、今、図3のように、意味空間として斜線部分 ( $q_{1+}$  と  $q_{2+}$  で張られた部分) が選ばれたとする。このとき、単語 A は意味空間上で  $q_1$ 、 $q_2$  どちらの軸にも値をもつ。ところが、B は  $q_1$  上の値は意味空間上にあるが、 $q_2$  上の値は意味空間を構成する軸の符号と正負が逆である。

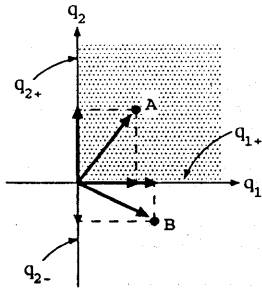
そこで、意味空間を構成する軸の符号のもつ意味を考えた方法を示す。

#### (3.1) 符号が異なる値は考慮せずに相関距離を計算する関数

正の軸と負の軸は全く別の意味をもつ空間であると考えられる方法である。この考えを実現する関数を次のように定義する:

$$\bar{\eta}_0(\mathbf{x}; s_\ell) = \frac{\sqrt{\sum_{j \in \Lambda_{s_\ell} \cap S} \{c_j(s_\ell)x_j\}^2}}{\|\mathbf{x}\|_2},$$

ただし、 $S = \{i | \text{sign}(c_i(s_\ell)) = \text{sign}(x_i)\}$  である。



点 A: 意味空間内の点, B: 意味空間外の点

図 3: 特徴ごとの写像

### (3.2) 軸の重みと値との内積を計算する関数

正の軸は負の軸の、負の軸は正の軸の意味を否定する空間であると考えられる方法である。この方法では、意味空間における画像メタデータのノルムを計算するかわりに、軸の重みと画像メタデータのベクトルとの内積を計算する。このとき、関数の定義は次のようになる：

$$\bar{x}_{\pm}(x; s_{\ell}) = \frac{\sum_{j \in \Lambda_{\ell}} c_j(s_{\ell}) \cdot x_j}{\|x\|_2}$$

## 4 学習機構

印象による画像データベースの検索では、個々のユーザが言葉から連想する印象の違いを扱う必要がある。そのために、次のような意味的画像探索における学習機構を実現する。

この学習機構において画像のメタデータは、複数のユーザが利用する正しく定義された共有資源であると考えられる。ユーザがある画像に関する印象を表現するとき用いる言葉は、ユーザごとに異なると考えられる。すなわち、同じ印象に対してもユーザごとに異なる表現が用いられることが一般的であり、その個人差を解決するためには、ユーザが利用する言葉の定義をユーザごとに修正する必要がある。

そこで本学習機構では、意味的連想検索の際にユーザが用いるキーワードのメタデータ（検索キーワードや文脈語）の値を自動的に変更する。つまり、実際に検索される画像が言葉から連想される画像と同じになるように、キーワード群の特徴づけを変更する。

### 4.1 学習の流れ

本学習機構における主なアプローチは、意味重心の移動とその移動量の文脈語群への反映の2段階

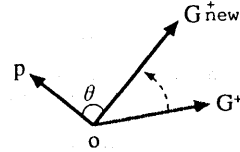


図 4: 意味重心の移動

に分けることができる。

意味重心の移動のために、まず、文脈語  $s_{\ell}$  とこの文脈で1番相関が強くなって欲しい画像  $P_{\ell}$  の指定を行う。ここで、指定された文脈語の意味重心は  $G^{+}$  であり（3.3節参照）、画像  $P_{\ell}$  のメタデータベクトルを  $p$  とする。これはちょうど、ユーザが言葉から連想する印象を画像によって表現したことになる。

次に、意味重心の移動であるが、これは2つの前提に基づいて行われる。第1の前提は、ある文脈語  $s_{\ell}$  において、その意味重心  $G^{+}$  と画像  $P_{\ell}$  のベクトル  $p$  のなす角 ( $\theta$  とする) が小さいときほど、その文脈は画像  $P_{\ell}$  との相関が強くなる、ということである。第2の前提は、意味重心の移動は最小限にとどめておく、ということである。

実際の意味重心  $G^{+}$  の移動は、 $G^{+}$  と  $p$  を含む平面上で、意味重心を  $G^{+}$  から  $p$  の方向へ移動させることによって行う（図4）。そして、その文脈で最も相関の強い画像として  $P_{\ell}$  を与えるような意味重心の中で  $\theta$  最大のものを、新しい意味重心  $G^{+}_{new}$  に選ぶ。

新しい意味重心  $G^{+}_{new}$  が定まると、次に、もとの意味重心  $G^{+}$  からの移動量を最初に指定された各文脈語へわりふる操作を行う。これはちょうど、個々のユーザごとに異なる言葉の印象を、画像データの検索に用いられるキーワード群に反映することに対応する。

## 5 実験

実際に提案方式を Sun SPARC システム上で C 言語により実現した。本実験の結果から、文脈に応じた画像検索における本モデルの有効性について検討する。

### 5.1 実験環境

データ行列、および、イメージ空間の生成には、文献 [6]（以下、“BD”）と文献 [7]（以下、“LD”）の2冊の辞書を使用した [2, 3]。BD, LD とも、すべての単語は基本語によって説明されている。

表 1: 画像データとその定義

image data name	impression	features
chagall1	sad dark	dark -happy -light little sad
hokusail	dynamic strong	able enough force great have mark motion physical power use
loirand1	happy merry	bright full happy laugh please pleasure
nelson1	brave cloud excite grace stir	awake beautiful become cloud condition control danger get go harmony have high make mass mist motion pain person put quality ready self sky structure up work
yamagatal	clear light	able clear light make see thing

BDの基本語に合成語を加え、いくつかの品詞を取り除いた単語群を特徴とした。また、LDの基本語に特徴の単語群を加え、特徴を決めるときに取り除いた品詞と同じ品詞を取り除いた単語群（以下、“見出し語”）を、その説明文とともにBDから取り出した。

この特徴と見出し語をもとに、データ行列を以下に示す方法で作成した。データ行列の各要素の値は、見出し語の説明文中で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”とした。さらに、見出し語自身が特徴に含まれるときは、その特徴の要素を“1”とした。キーワードのメタデータも同様の方法により作成した。

画像のメタデータは、イメージ空間へ写像する画像を表現している。この実験では、2.2節で示した方法によってメタデータの作成を行った。

## 5.2 実験データと実験方式

本実験では、探索対象画像として複数の印象で特徴づけられた画像を用意した。各画像データに与えた特徴を表1に示す。また、各実験で設定した検索キーワード、および、文脈を決定する言葉の列を表2に示した各実験結果の上部に示す。

実験は、3.4節で定義した各関数ごとに行った。

## 5.3 実験結果

### 5.3.1 キーワードとの動的距離を用いた場合

3.4.1節の距離計算関数 $\rho$ を用いた場合の実験結果を表2(a)に示す。この表では、検索キーワードと画像の文脈に依存した距離を横軸に示している。

### 5.3.2 画像メタデータの正規化の有用性

3.4.2(1)の距離計算関数 $\eta$ を用いた場合の実験結果を表2(b)に示す。この実験における画像nelson1の位置に着目すると、この画像はいかなる文脈においても関連が強いことがわかる。

この原因は、画像nelson1のベクトルを特徴づけている特徴の数が、本来、選択されるべき画像のベクトルよりもはるかに多いため、どのような意味空間においてもノルムが大きくなっているためと考えられる。

そこで、3.4.2(2)の距離計算関数 $\bar{\eta}$ を用いることで、画像のメタデータを正規化した。このときの実験結果を表2(c)に示す。この実験から、画像データを特徴づける特徴の数の多少とは無関係に正しい解釈が行われたことがわかる。

### 5.3.3 符号考慮の有用性

表2(c)の文脈{happy, glad}における実験の結果において、画像chagall1に着目する。画像chagall1を定義している特徴には“-happy”が含まれていることから、この画像が文脈{happy, glad}で上位に選択されているのは正しくない。

この原因は、意味空間を構成している軸の符号を考慮していないためと考えられる。図5に軸の重みとその軸上の画像chagall1の値の大きさを示す。この図から、重みの大きいいくつかの軸上における画像chagall1の値が、その軸上の重みの値と異符号になっていることがわかる。

そこで、3.4.2(3)の距離計算関数 $\eta_0$ および $\eta_{\pm}$ を用いることで、軸の符号を考慮した実験の結果をそれぞれ表2(d)(e)に示す。これらの結果から、文脈

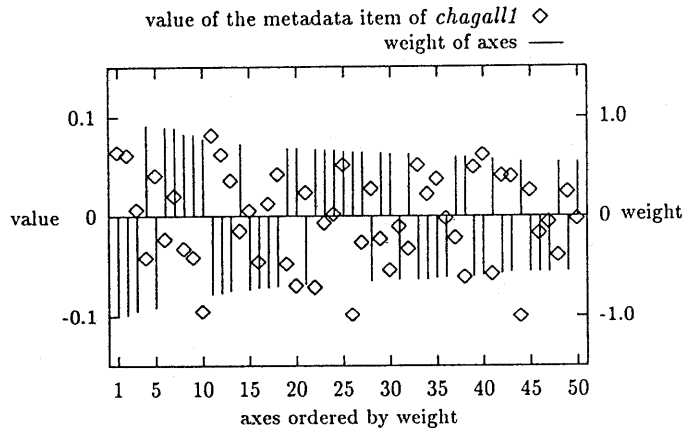


図 5: 軸の重みとメタデータ chagall1 の値

{happy, glad} における画像 chagall1 の正しい解釈が行われるようになったことがわかる。

## 6 おわりに

本稿では、意味的連想検索による画像データの探索方式を提案し、意味的連想検索に意味の数学モデルを適用した場合の実現方式、及び、その学習機構を示した。この方式により、ユーザの印象や画像の内容による画像検索を実現し、また、学習機構により、個々のユーザが同じ印象を異なって表現する場合に、印象表現の違いを扱うことを可能とした。

今後は、画像のメタデータに関する他の生成方法の開発、動画や音声といった画像以外のマルチメディアデータの検索への適用を行っていく予定である。そして、分散マルチメディアデータベース・システム環境への本システムの統合を試みていく。

## 謝辞

本稿をまとめるにあたり、多くの御助言を頂いたお茶の水女子大学理学部、藤代一成助教授に感謝致します。

## 参考文献

[1] T. Kitagawa and Y. Kiyoki, "A 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] Y. Kiyoki, T. Kitagawa and Y. Hitomi, "A Fundamental Framework for Realizing Semantic Interoperability in a Multidatabase Environment," International Journal of Integrated Computer-Aided Engineering (John Wiley & Sons), Jan. 1995.

[3] Y. Kiyoki, T. Kitagawa and T. Hayama, "A Metadatabase System for Semantic Image Search by a Mathematical Model of Meaning," ACM SIGMOD Record, Vol. 23, No. 4, pp.34-41, Dec. 1994.

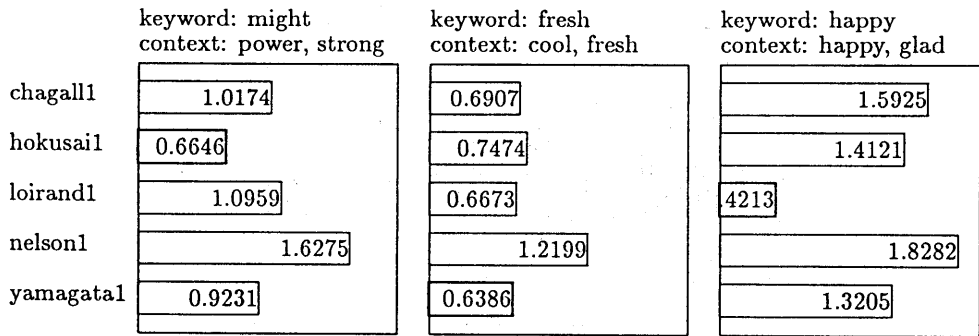
[4] Y. Kiyoki and T. Hayama, "The Design and Implementation of a Distributed System Architecture for Multimedia Databases," Proc. 47th Conference of International Federation for Information and Documentation, pp.374-379, Oct. 1994.

[5] T. Kurita, T. Kato, "Learning A Cognitive Schema for Multimedia Indexing -Experiments on Image Database-," Technical Reports of IEICE, DE93-3, May 1993.

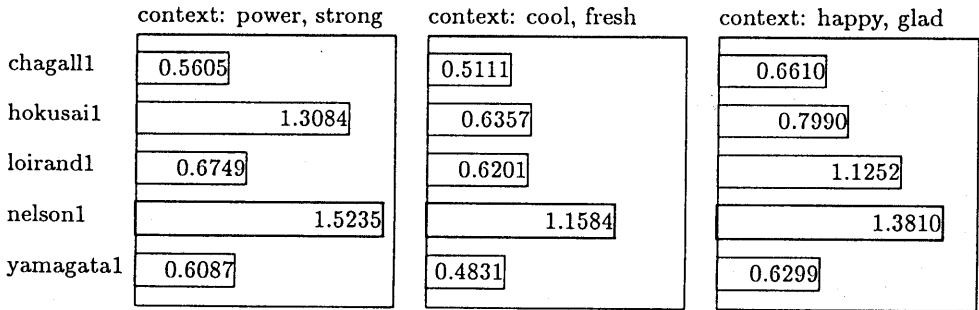
[6] Ogden, C.K., "The General Basic English Dictionary," Evans Brothers Limited, 1940.

[7] "Longman Dictionary of Contemporary English," Longman, 1987.

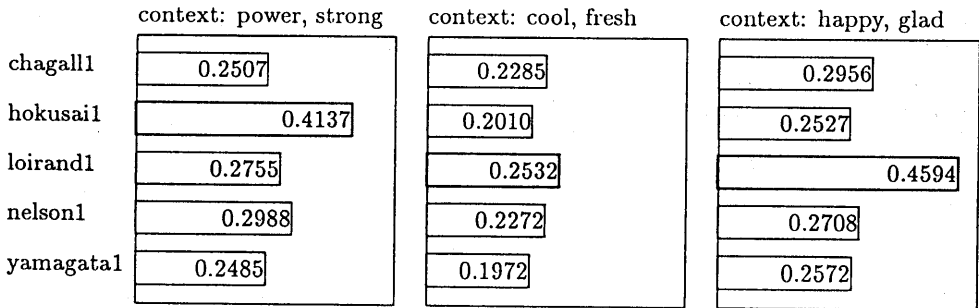
表 2: 実験結果



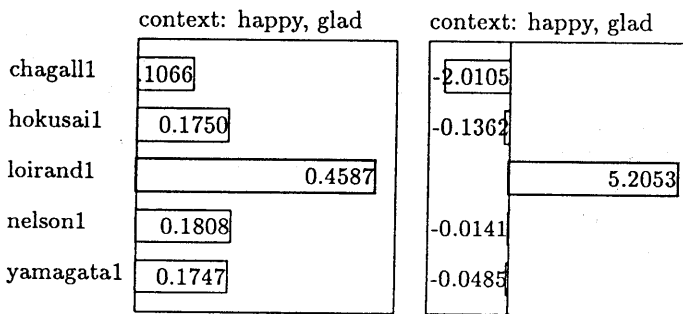
(a) 距離計算に関数  $\rho$  を用いた場合



(b) 距離計算に関数  $\eta$  を用いた場合

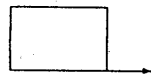


(c) 距離計算に関数  $\bar{\eta}$  を用いた場合



(d) 関数  $\bar{\eta}_0$  を用いた場合

(e) 関数  $\bar{\eta}_{\pm}$  を用いた場合



(a) キーワードとの距離

(b)(c)(d)(e) 文脈との相関距離  
(数字: 距離)

: その文脈において  
最も相関の強い画像