

意味の数学モデルによる意味的画像探索のための高速化アルゴリズム

宮原 隆行[†] 清木 康^{††} 北川 高嗣[†]

[†]筑波大学 電子・情報工学系 ^{††}慶應義塾大学 環境情報学部

大量の画像データを対象としたデータベースシステムの実現において、検索者が求める画像データを高速に抽出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の高速化アルゴリズムについて述べる。このアルゴリズムによる意味的画像探索の実験を行い、その実現可能性、および、有効性を明らかにした。

A Fast Semantic Image Search Algorithm by a Mathematical Model of Meaning

Takayuki Miyahara[†], Yasushi Kiyoki^{††} and Takashi Kitagawa[†]

[†]Institute of Information Sciences and Electronics, University of Tsukuba
^{††}Faculty of Environmental Information, Keio University

For realizing image retrieval in image databases, it is important to provide a fast algorithm for extracting image data. This paper presents a fast semantic image search algorithm for semantic image retrieval based on the mathematical model of meaning. We have performed several experiments in which the fast algorithm is applied to semantic image retrieval. Those experimental results show that the fast algorithm is effective to extract the potential ability of the semantic image search method.

1 はじめに

大量の画像データを対象としたデータベースシステムの実現において、検索者が求める画像データを高速に抽出する方法の実現が重要である。画像データを対象としたデータベースシステムの探索方式は、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、画像の抽象情報を使用して検索を行う意味的画像探索方式[2]の高速化アルゴリズムを提案する。意味的画像探索方式は、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である意味の数学モデル[3]を拡張した画像データベースの探索方式であり、利用者の印象、および、画像の内容を文脈として与えることにより画像データの意味的連想検索を実現する。

この意味的画像探索方式では、検索者が与える文脈に応じて対象画像データ群をその文脈との関連の強い順に並べたリストを生成する。ここで、

本方式の高速化アルゴリズムとは、検索者が限られた時間内に検索結果を必要とする場合において、文脈との関連の強い画像をその時間内に抽出することを可能とするもの、すなわち、実時間性を実現するものである。

意味的画像探索方式では、正規直交空間を形成し、その空間上に、検索者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検索者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正規直交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。

本方式は、多変量解析による空間生成を用いた情報検索手法(例えば[1])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(意味射影)を定義し、そ

の演算により、言葉の意味を文脈に応じて、曖昧性を排除し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、非常に多くの文脈を表すことが可能である。

画像データベースにおいて、検索者の印象による画像データ抽出に関する研究として、[4]において提案された方法がある。この方法は、正準相関分析により、各検索者の印象語と画像特徴との相関関係を学習し、印象による画像の検索を可能としている。この方法は、画像の特徴を表す静的に固定されたベクトルと検索者の印象語群を表すベクトル間の相関の強さに関する計算により画像を抽出する方法である。この方式との比較において、本方式の特徴は、各画像について、検索者が与える印象語群に対応する特徴に関する要素群を部分空間の選択という操作により抽出し、その要素群に対応する部分においてのみ強い相関をもつ画像データを抽出する点にある。これにより、本方式では、検索者によって与えられる印象語群に対応する画像の特徴を動的に抽出し、それ以外の特徴を排除することによって、与えられた印象語群に応じた特徴に関する要素群に対応する部分だけに着目した画像の抽出を行うことが可能となる。

2 意味の数学モデル

2.1 概要

ここでは、意味の数学モデルの概要を示す。

- (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、このすべ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 ν は、データ行列のランクに一致する。また、この空間は、 ν 次元ユークリッド空間となる。
- (3) 意味射影の集合 Π_ν 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 Π_ν 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^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。

- (4) 意味解釈オペレータ S_p の構成：文脈を決定する l 個の単語列（以下、“文脈語群”と呼ぶ） s_l としきい値 ϵ_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 $P_{\epsilon_s}(s_l)$ 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_l を構成する l 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、 l 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_l 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、 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、文脈語群 s_l の意味重心と呼ぶ。
 - (c) このとき、文脈語群 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、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 $P_{\epsilon_s}(s_l)$ 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_l 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 定式化

本節では、意味の数学モデルの定式化について述べる。

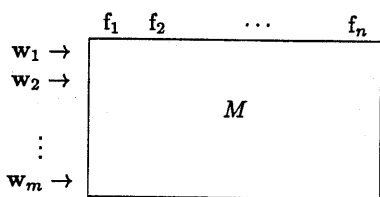


図 1: データ行列 M の構成

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きベクトル $\mathbf{w}_i (i = 1, \dots, m)$ 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 M とする (図 1)。

1. データ行列 M の相関行列 $M^T M$ を作る。
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、

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

である。この \mathbf{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。

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

$(\mathbf{q}_1, \dots, \mathbf{q}_\nu)$ は \mathcal{I} の正規直交基底である。

2.2.2 意味射影集合 Π_ν の設定

P_{λ_i} を次のように定義する。

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

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

意味射影の集合 Π_ν を次のように定義する。

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

Π_ν の要素の個数は 2^ν 個であり、これは 2^ν 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

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

と、正数 $\varepsilon_s (0 < \varepsilon_s < 1)$ 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_ℓ に応じて、意味射影 $P_{e_s}(s_\ell)$ を決定する。すなわち、 $s_\ell \in T_\ell, \Pi_\nu \ni P_{e_s}(s_\ell)$ とすると、意味解釈オペレータ S_p は、 T_ℓ から Π_ν への作用素として定義される。また、 $\{\mathbf{u}_1, \mathbf{u}_2, \dots, \mathbf{u}_\ell\}$ 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 は次のように定義される。

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

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

ベクトル $\hat{\mathbf{u}}_i \in \mathcal{I}$ 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 をイメージ空間 \mathcal{I} に写像したものである。

2. 文脈語群 s_ℓ の意味重心 $G^+(s_\ell)$ を求める。

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

この $\|\cdot\|_\infty$ は、無限大ノルムを示す。

3. 意味射影 $P_{e_s}(s_\ell)$ の決定

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

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

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

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

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

$j \in \Lambda_{e_s}.$

3 意味的画像探索方式

ここでは、画像データ探索のために設計した、意味の数学モデルの拡張モデルを示す。

3.1 画像データの作成方式

画像データ P を以下の手順に従って作成する。

- (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 から成る画像データ 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) 画像データ 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、画像データのベクトルを形成する:

$$\bigoplus_{i=1}^t o_i \equiv (\text{sign}(o_{t1}) \max_{1 \leq i \leq t} |o_{i1}|, \\ \text{sign}(o_{t2}) \max_{1 \leq i \leq t} |o_{i2}|, \\ \vdots \\ \text{sign}(o_{tn}) \max_{1 \leq i \leq t} |o_{in}|).$$

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

3.2 文脈と画像データの相関の強さ

文脈と画像データ x との相関の強さを、2.2.4 節で定めた動的距離を変形させて、次のように定義する。

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

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

3.3 意味的画像探索アルゴリズム

文脈に対応して選ばれた意味空間 (部分空間) において、検索対象画像データの集合 \mathcal{W} から文脈と最も相関の強い検索対象画像データを選び出すことによって意味的画像探索を行う。意味的画像探索アルゴリズムでは、文脈に応じた部分空間を選び、その中から文脈と最も相関の強い画像データを選び出すために、次に示す2基本機能を実現する。

3.3.1 基本機能 1: 部分空間選択

文脈を確定する文脈語群 $s_\ell = (u_1, \dots, u_\ell)$ が与えられると (u_1 から u_ℓ までの単語ベクトルは M 行列を作成したものと同一特徴で特徴付けられている)、文脈語群の意味重心を計算し、意味射影と部分空間選択を行う。

Step-1: 文脈ベクトルを構成する単語ベクトルのフーリエ展開:

u_1 から u_ℓ までの各単語ベクトルについてフーリエ展開を行い、各々の意味素 (固有ベクトル) との相関を計算する。

Step-2: フーリエ展開によって得られた値を、各意味素 (固有ベクトル) ごとに合算する:

文脈語と意味素の相関を計算するために、フーリエ展開によって得られた値を各々の意味素ごとに合算することにより意味重心ベクトルを形成する。

Step-3: 部分空間の決定:

Step-2 で求めた意味重心ベクトルの各意味素上での値の絶対値が、与えられたしきい値 ϵ_s より大きい意味素群を選択し、部分空間を構成する。

3.3.2 基本機能 -2: 解の選択

与えられた文脈と最も相関の強い画像データを、基本機能 1 によって選択された部分空間に写像された画像データの中から選び出す。具体的には、3.2 節で定義した式を使用して、文脈と各画像データとの相関の強さを計算し、画像データ群 \mathcal{W} の中から次の式によって選び出す。

$$\max_{w \in \mathcal{W}} \bar{\eta}_0(w; s_\ell)$$

4 意味的画像探索の高速化アルゴリズム

この意味的画像探索方式では、検索者が与える文脈に応じて対象画像データ群をその文脈との相関の強い順に並べたリストを生成する。ここで、本方式の高速化アルゴリズムとは、検索者が限られた時間内に検索結果を必要とする場合において、文脈との相関の強い画像をその時間内に抽出することを可能とするもの、すなわち、実時間性を実現するものである。

3.2 節の相関の強さを求める式から、最も重みの大きい意味素上で大きい値を持つ検索対象画像データほど式の値が大きくなり、文脈との相関が強い画像データとして選ばれる可能性が高いと予想される。本アルゴリズムでは、文脈との相関が強いと予想される画像データから先に相関の強

←小 意味素 q_i 上での値 大→

r_i :	ID 2	ID 5	ID 1	ID 4	ID 3
---------	------	------	------	------	------

図 2: 検索対象画像データの意味素 q_i 上のソートされた画像識別子群の例

さを求め、計算結果を利用者に提示する。文脈との相関が強い画像データが先に出力されれば、利用者は、全ての検索対象画像データの相関の強さの計算を待つことなく、求める画像データを得ることが可能になるので、検索の高速化を実現できる。

本アルゴリズムでは、あらかじめ、検索対象画像データは、各意味素 $q_i (i = 1 \sim \nu)$ ごとに、各検索対象画像データの意味素上での値の大きさに応じて、ソートされていることを前提とする。意味素 q_i 上の検索対象画像データの値の大きさの情報を持つ列を r_i とする。検索対象画像データが n 個存在する時、意味素 q_i 上で最も小さい値を持つ検索対象画像データを r_{i1} で表し、最も大きい値を持つ検索対象画像データを r_{in} で表す。図 2 は、検索対象画像データの意味素 q_i 上のソートされた画像識別子群の例である。この例では、“ID 1” から “ID 5” までの 5 つの検索対象画像データが存在し、意味素 q_3 上で最も小さい値を持つ検索対象画像データ r_{i1} は “ID 2” であり、最も大きい値を持つ検索対象画像データ r_{i5} は “ID 3” であることを示している。

文脈 s_l が与えられた時に、 i 番目に重みが小さい意味素上の検索対象画像データの値の大きさの情報を持つ列を $r_{i(s_l)}$ とする。 i 番目に重みが小さい意味素上で最も小さい値を持つ検索対象画像データを $r_{i1(s_l)}$ で表し、 i 番目に重みが小さい意味素上で最も大きい値を持つ検索対象画像データを $r_{in(s_l)}$ で表す。

そして、以下の規則により、相関が強いと予想される検索対象画像データから順に相関の強さを求めることが可能となる。ここで、 i は 1 から部分空間の次元数までの値をとり、 j は 1 から検索対象データの個数までの値をとる。

1. $i_1 + j_1 < i_2 + j_2$ ならば $r_{i_1 j_1 (s_l)}$ よりも $r_{i_2 j_2 (s_l)}$ を先に計算する。
2. $i_1 + j_1 = i_2 + j_2$ の時、 $j_1 < j_2$ ならば $r_{i_1 j_1 (s_l)}$ よりも $r_{i_2 j_2 (s_l)}$ を先に計算する。

図 3 は、本アルゴリズムを適用した時の相関の強さの計算順序の例である。この例では、検索対象画像データが 5 つ存在し、文脈に対応した意味素群が 4 本選ばれた時の相関の強さの計算順序を表している。

←小 意味素上での値 大→

$r_{4(s_l)}$:	14	10	6	3	1	↑
$r_{3(s_l)}$:	17	13	9	5	2	大
$r_{2(s_l)}$:	19	16	12	8	4	重み
$r_{1(s_l)}$:	20	18	15	11	7	小 ↓

図 3: 高速な意味的画像探索アルゴリズムにおける相関の強さの計算順序例

5 実験

提案アルゴリズムの実現可能性および有効性を検証するために、提案アルゴリズムの実験システムを Sun SPARC システム上に実現した。

5.1 実験環境

本実験では、Longman Dictionary of Contemporary English [5] において基本語とされている 2328 単語を、The General Basic English Dictionary [6] を用いて定義し、 2328×874 のデータ行列を作成し、イメージ空間を構成した。また、 ϵ_s は 0.5 に設定した。

5.2 実験方法

30 枚の画像を印象で定義し、検索対象画像データとした (表 1)。文脈として印象語を与えて意味的画像探索を行い、提案アルゴリズムを適用した時の計算順序 (出力順序) と、文脈と画像データの相関の強さを調べた。文脈との相関が強い画像データと出力順序の関係を調べ、提案アルゴリズムの有効性を検証する。

5.3 実験結果

文脈語として “power”, “active” を与え、この文脈と相関の強い画像を求めた時の実験結果を表 2 に示した。表 2 は、出力順に応じて次々に選ばれる画像について、その画像の相関の強さの順位 (全画像を対象とした場合の相関の強さの順位) を示している。この実験結果から、出力順の最初の方に相関の強い順位の画像データが多く現れることがわかる。特に、利用者にとって有用な、1 番目、2 番目、3 番目に相関の強い画像が、出力順で 3 番目までに現れているので、利用者は 3 番目の画像データが出力された時点で、問い合わせを終了させることができる。このことから、提案アルゴリズムにより高速な意味的画像探索を実現できることがわかる。

表 1: 検索対象画像データとその定義語群

画像 データ名	定義語群
chagall1	vivid quiet substance
chagall2	grief terrible sombre
chagall3	sober dynamic motion
chagall4	shine tender calm
corot1	beautiful grand calm
corot2	beautiful delicate calm
corot3	grief sombre sober
corot4	shine beautiful calm
gogh1	merry delight shine
gogh2	grief terrible sombre
hiro1	twilight grand quiet
hiro2	cheer dim quiet
hiro3	beautiful quiet calm
hiro4	fine shine beautiful
hiro5	fine beautiful calm
hokusai1	dynamic strong motion
hokusai2	fight motion calm
hokusai3	delicate calm quiet
hokusai4	vivid motion speed
loirand1	shine grand calm
loirand2	delight shine calm
loirand3	delight grand calm
loirand4	quiet substance material
nelson1	grand dynamic motion
nelson2	twilight calm quiet
renoir1	dim tender quiet
renoir2	delight dim calm
renoir3	loud bustle crowd
renoir4	finel strong quiet
sarthou1	dynamic motion speed

表 2: 出力順と関連の強さの順位に対応表
context: power active

出力順	関連の強 さの順位	画像 データ名	関連の強さ
1	1	sarthou1	0.229303
2	3	renoir3	0.220917
3	2	nelson1	0.221236
4	4	hokusai1	0.201502
5	18	hiro2	0.109731
6	5	chagall3	0.188423
7	17	gogh1	0.110321
8	15	gogh2	0.111263
9	12	corot1	0.121324
10	16	chagall2	0.111263
11	10	hokusai4	0.124058
12	26	corot3	0.087398
13	7	renoir4	0.132660
14	8	loirand4	0.129607
15	6	hokusai2	0.140624
16	9	loirand3	0.124300
17	11	loirand1	0.123303
18	28	renoir1	0.080252
19	14	renoir2	0.115855
20	21	hiro3	0.097729
21	19	chagall1	0.102361
22	25	hiro4	0.088651
23	22	corot4	0.096555
24	20	chagall4	0.098629
25	23	hiro1	0.094530
26	24	nelson2	0.090299
27	27	hiro5	0.081588
28	30	corot2	0.063832
29	13	loirand2	0.116701
30	29	hokusai3	0.065211

6 おわりに

本稿では、意味の数学モデルによる意味的画像探索方式において、意味的画像探索の高速化アルゴリズムを提案した。また、提案アルゴリズムを適用した実験システムを作成し、意味的画像探索実験を行い、提案アルゴリズムの有効性を確認した。

今後は、本稿で述べた高速な意味的画像探索アルゴリズム、および、意味的画像探索のための学習機構の実現を行っていく予定である。

参考文献

- [1] Deerwester, S., Dumais, S. T., Landauer, T. K., Furnas, G. W. and Harshman, R. A., "Indexing by Latent Semantic Analysis," Journal of the American Society for Information Science, Vol.41, No.6, pp.391-407, 1990.
- [2] Kiyoki, Y., Kitagawa, T., and Hayama, T., "A Metadatabase System for Semantic Image Search by a Mathematical Model of Meaning," ACM SIGMOD Record, (Special issue on metadata for digital media), Vol.23, No. 4, pp.34-41, Dec. 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(Special Issue on Multidatabase and Interoperable Systems), pp.3-20, John Wiley & Sons, Jan. 1995.
- [4] Kurita, T., Kato, T., "Learning A Cognitive Schema for Multimedia Indexing -Experiments on Image Database-, " Technical Reports of IEICE, DE93-3, May 1993.
- [5] "Longman Dictionary of Contemporary English," Longman, 1987.
- [6] Ogden, C.K., "The General Basic English Dictionary," Evans Brothers Limited, 1940.