

# 分類情報と言語情報の統合利用に基づくコンテンツ空間の可視化

藤田 悦郎<sup>†</sup> 宮原 伸二<sup>†</sup> 安部 伸治<sup>†</sup> 林 泰仁<sup>†</sup>

<sup>†</sup> 日本電信電話株式会社 NTT サイバーソリューション研究所  
〒239-0847 神奈川県横須賀市光の丘 1-1

E-mail: <sup>†</sup> {fujita.etsuro, miyahara.shinji, abe.sinji, hayashi.yasuhito}@lab.ntt.co.jp

**あらまし** 本稿では、コンテンツに付与された意味内容に関するメタデータを活用して、大量コンテンツを2次元上に分類・マッピングする新たな手法を提案する。提案手法では、メタデータとしてコンテンツに付随する分類情報と言語情報とを統合的に処理することによって、コンテンツ間の関連性ととも分類情報の情報構造を反映したコンテンツの2次元マップを生成する。約 1500 件の新聞記事データを用いた予備実験によって提案手法の有効性を検証した。

**キーワード** テキストマイニング, 概念ベース, 多次元尺度法, 情報可視化, ユーザインタフェース

## Visualization of Content Space

### based on Classification Information and Textual Information

Etsuro FUJITA<sup>†</sup> Shinji MIYAHARA<sup>†</sup> Shinji ABE<sup>†</sup> and Yasuhito HAYASHI<sup>†</sup>

<sup>†</sup> NTT Cyber Solutions Laboratories, Nippon Telegraph and Telephone Corporation  
1-1 Hikarinooka, Yokosuka-shi, Kanagawa, 239-0847 Japan

E-mail: <sup>†</sup> {fujita.etsuro, miyahara.shinji, abe.sinji, hayashi.yasuhito}@lab.ntt.co.jp

**Abstract** This paper presents a new framework of 2D visualization of content space based on classification information and textual information. The prominent feature of the proposed method is that content space is mapped into a 2D space such that contents can be clustered by each classification category of the classification hierarchy and that the structure of the classification hierarchy is reflected in a content map as well as the relevance between contents based on their textual information. The design and implementation of the 2D visualization method are introduced, together with preliminary experimental results.

**Keyword** Text Mining, Concept Base, MDS, Information Visualization, User Interface

#### 1. はじめに

我々は、より付加価値の高いコンテンツナビゲーションサービスの実現に向けた取組みの一環として、コンテンツに付与された意味内容に関するメタデータを活用して、大量のコンテンツを2次元上に分類・マッピングするシステム「AssociaGuide」の研究開発を進めている[1][2][6][7]。本システムでは、インタフェースにマップ表現を採用することによって、ユーザが大量のコンテンツに対し電子地図を操作する感覚で全体像を鳥瞰しながら興味あるコンテンツに連続的にたどりつけることができる。

本システムにおけるコンテンツの分類・マッピング過程では、コンテンツに付随するジャンルなど分類情報と、概要説明文書など言語情報とを統合的に処理することによって、コンテンツ間の意味内容的な関連性と同時に、与えられた分類情報の情報構造を反映した2次元マップを生成する。分類情報の情報構造は、2次元マップにおいて巨視的な構造として陽に表現される。これによってユーザは、2次元マップの意味内容的な構造を概観・把握できるようになるメリットがある。また、連続的なフォーカスのための指標などとして利用することができる。

さらに、コンテンツの分類・マッピング処理では、電子地図のメタファーを考慮する立場から、新規コンテンツの登録については追加型を前提としている。すなわち、新規コンテンツを新たに登録する場合には、それまでに登録されているコンテンツの2次元座標は全く変えずに新規コンテンツのみを2次元マップ上に追加的に配置する。これによってユーザが、本システムを使い続けるなかで、既に閲覧したコンテンツの配置場所を記憶したり、配置場所による意味内容の微妙な差異を視覚的に記憶したりすることができるメリットがある。いわゆる土地鑑を活かした2次元マップの探索・散策ができるようになるのである。これは、インターネットなど、コンテンツが随時追加されるサービスでは特に有用であろう。

以下本稿では、本システムで実現している、メタデータを前提としたコンテンツの分類・マッピング手法を中心に検討を進める。まず、2章で、追加登録を前提としたコンテンツの2次元マッピング手法について述べる。次に3章で、予備的な実験の結果を報告し、4章でまとめと今後の課題を述べる。

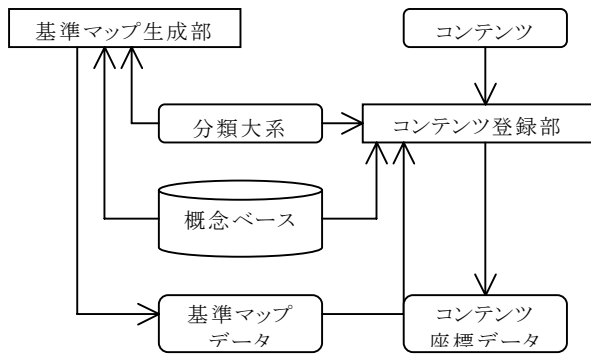


図1 提案システムのプロット図

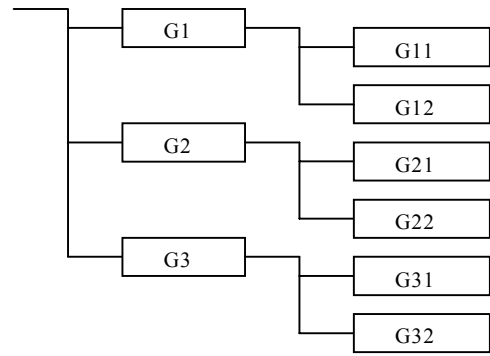


図2: 分類大系の例

## 2. コンテンツ空間の可視化

提案手法では、与えられた分類情報の情報構造、すなわちコンテンツの分類大系を反映した2次元マップ(以下、基準マップと呼ぶ)をテンプレート的にまず生成し、これにコンテンツを一つずつ登録していく。提案手法は、分類大系を参照し、分類大系の最下層ジャンルに対応付けられた一つないし複数の概念ベクトルを用いて基準マップを生成する過程と、入力コンテンツが与えられた場合に、それに付随する言語情報から概念ベクトルを生成し、分類情報を考慮しながら、入力コンテンツを基準マップに追加的に登録する過程からなる。図1に提案システムのプロット図を示す。

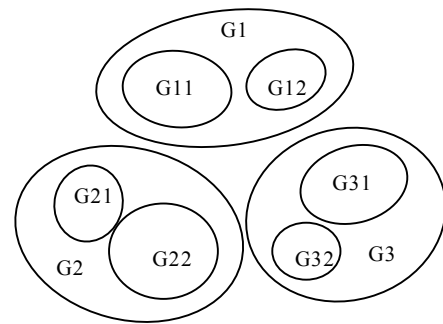


図3: 基準マップのプロット図

### 2.1. 基準マップの生成

ここでは、分類大系の最下層ジャンルに対応付けられた概念ベクトルを用いて、与えられた分類情報の情報構造を反映した基準マップを生成する。基準マップは、すべての最下層ジャンルに対応付けられた概念ベクトルから、それら概念ベクトルどうしの概念空間での距離関係を考慮しつつ、それら概念ベクトルが属するジャンルの深さ方向に関する一致度合いを同時に勘案して、深さ方向に一致すればするほど、概念ベクトルどうしが2次元上で互いに近い位置に配置されるようある制約を設けて配置する。これによって、1階層目が同一ジャンルの概念ベクトルどうしは、2次元上で互いに近い位置に配置されることになる。さらに、2階層目も同じジャンルに分類される概念ベクトルどうしは、そのなかでもさらに近接して配置されることになる。そして、このような分類情報の階層構造に対応した概念ベクトルのクラスタ化が最下層ジャンルまで続く2次元マップが生成されることになる。一方、基準マップでは、概念ベクトルどうしの概念空間での距離関係を考慮するため、各階層におけるジャンルのクラスタの周囲には、内容的に近いジャンルのそれが配置されることになる。したがって、分類情報の階層構造と、ジャンルどうしの意味内容的な関連性を同時に反映した2次元マップが生成されることになる。なお、ここで述べた概念ベクトルは、日本語語彙体系における約3000の意味カテゴリに対する関連度を成分とする多次元ベクトルを意味している[3][5]。

以下、基準マップの生成アルゴリズムについて詳説するが、ここでは簡単のため、分類情報の階層構造が(すべての枝で)深さ2の場合を例に説明する。提案アルゴリズムは、深さが任意の場合にも容易に拡張可能である。また、枝によって深さが異なる場合にも拡張可能である。

1階層目のジャンルを  $G_p (p=1, \dots, N_{ROOT})$  とし、 $G_p$  に含まれる2階層目のジャンルを  $G_{pq} (q=1, \dots, N_p)$  とする。ここで、 $N_{ROOT}$  は1階層目のジャンル数を、 $N_p$  は  $G_p$  に含まれる2階層目のジャンル数を表す。図2に分類大系の例を示す。また、図3に、図2の場合に対応する基準マップのプロット図を示す。図2あるいは図3で、G1 は例えば「ニュース」、G11 および G12 はそれぞれ「政治」「経済」であり、G2 は例えば「スポーツ」、G21 および G22 はそれぞれ「野球」「サッカー」である。

2階層目のジャンル  $G_{pq}$  に対応付けられた概念ベクトルの集合を  $S_{pq}$  とする。また、1階層目の各ジャンル  $G_p$  について  $S_p$  を次のように定める。また、 $S$  を次のように定める。

$$S_p = S_{p1} \cup \dots \cup S_{pN_p} \quad (1)$$

$$S = S_1 \cup \dots \cup S_{N_{ROOT}} \quad (2)$$

$S$  は2階層目のすべてのジャンル  $G_{pq}$  に対応付けられた概念ベクトル全体の集合である。

基準マップの生成では、 $S$  に含まれる概念ベクトルを、それら概念ベクトルどうしの概念空間での距離関係が保存されるように多次元尺度法[8]を用いて2次元上に配置するが、その際、前述した分類情報の情報構造を反映するために概念ベクトルの2次元配置に関してある制約を設ける。すなわち、次の目的関数  $E$  を、以下に述べる制約つきで最小化する問題として定式化する。

$$E = \frac{1}{\sum_{i < j} d_{ij}^*} \sum_{i < j} \frac{(d_{ij}^* - d_{ij})^2}{d_{ij}^*} \quad (3)$$

ここで、 $d_{ij}^*$  は  $S$  に含まれる概念ベクトル  $v_i$  および  $v_j$  の概念空間でのユークリッド距離を表す。また、 $d_{ij}$  は、 $v_i$  および  $v_j$  に対応する2次元座標  $(x_i, y_i)$  および  $(x_j, y_j)$  のユークリッド距離を表す。

以下、制約条件について説明する。まず、1階層目の分類情報の情報構造を基準マップに反映するための制約条件として、 $S_p (p=1, \dots, N_{ROOT})$  のすべての異なる組合せ  $S_p$  および  $S_{p'}$  について次の不等式制約を導入する。

$$g_{S_p, S_{p'}}(x_1, y_1, \dots, x_n, y_n) = d_{S_p, S_{p'}} - \mu_{S_p, S_{p'}}(\sigma_{S_p} + \sigma_{S_{p'}}) \geq 0 \quad (4)$$

ここで、 $n$  は  $S$  に含まれる概念ベクトル  $v_i$  の総数  $\#(S)$  を表す。また、 $d_{S_p, S_{p'}}$  は、 $S_p (S_{p'})$  に属する概念ベクトルたちに対応する2次元座標の重心を  $(\bar{x}_{S_p}, \bar{y}_{S_p})$  (あるいは  $(\bar{x}_{S_{p'}}, \bar{y}_{S_{p'}})$ ) とするとき、これら重心座標間のユークリッド距離を表す。すなわち、 $d_{S_p, S_{p'}}$  は

$$\bar{x}_{S_p} = \frac{1}{\#(S_p)} \sum_{v_i \in S_p} x_i, \quad \bar{y}_{S_p} = \frac{1}{\#(S_p)} \sum_{v_i \in S_p} y_i \quad (5)$$

とするとき、

$$d_{S_p, S_{p'}} = \sqrt{(\bar{x}_{S_p} - \bar{x}_{S_{p'}})^2 + (\bar{y}_{S_p} - \bar{y}_{S_{p'}})^2} \quad (6)$$

また、 $\sigma_{S_p} (\sigma_{S_{p'}})$  は  $S_p (S_{p'})$  に属する概念ベクトル  $v_i$  たちに対応する2次元座標  $(x_i, y_i)$  の、重心座標  $(\bar{x}_{S_p}, \bar{y}_{S_p})$  (あるいは  $(\bar{x}_{S_{p'}}, \bar{y}_{S_{p'}})$ ) を中心とする2乗平均の平方根を表す。すなわち、 $\sigma_{S_p}$  は

$$\sigma_{S_p} = \sqrt{\frac{1}{\#(S_p)} \sum_{v_i \in S_p} \{(x_i - \bar{x}_{S_p})^2 + (y_i - \bar{y}_{S_p})^2\}} \quad (7)$$

また、式(4)で  $\mu_{S_p, S_{p'}}$  は1よりも大きな実数を表す。

式(4)は、 $S_p$  および  $S_{p'}$  の概念ベクトルたちが2次元上で分離して配置されるようにするための制約である。

次に、2階層目の分類情報の情報構造を基準マップに反映するための制約条件として、 $p$  を固定し  $S_{pq} (q=1, \dots, N_p)$  のすべての異なる組合せ  $S_{pq}$  および  $S_{pq'}$  について、次の不等式制約を導入する。

$$g_{S_{pq}, S_{pq'}}(x_1, y_1, \dots, x_n, y_n) = d_{S_{pq}, S_{pq'}} - \mu_{S_{pq}, S_{pq'}}(\sigma_{S_{pq}} + \sigma_{S_{pq'}}) \geq 0 \quad (8)$$

ここで、 $d_{S_{pq}, S_{pq'}}$ 、 $\mu_{S_{pq}, S_{pq'}}$  および  $\sigma_{S_{pq}}$ 、 $\sigma_{S_{pq'}}$  は上記と同様にして定義される。この制約式がすべての  $p=1, \dots, N_{ROOT}$  にわたって導入される。

式(8)の意味も式(4)と同様であり、 $S_{pq}$  および  $S_{pq'}$  の概念ベクトルたちが2次元上で分離して配置されるようにするためのものである。

式(4)および(8)の不等式制約を同時に満たす2次元座標  $(x_i, y_i)$  の組であって、式(3)を最小化する、すなわ

ち概念ベクトルどうしの概念空間での距離関係を最大限保存するような組を求めることにより、前述した性質を備えた基準マップを生成する。なお、上記の制約つき最小化問題は、逐次2次計画法を用いて解くことができる[4]。

## 2.2. コンテンツの登録

ここでは、入力コンテンツに付随する分類情報と言語情報から、入力コンテンツを基準マップに追加的に登録する。以下では、入力コンテンツに付与された(最下層の)ジャンルが  $G_{pq}$  としてアルゴリズムを説明する。

(手順1)コンテンツに付与された概要説明文書あるいはキーワードなど言語情報を概念ベースにかけ、コンテンツの意味内容を特徴付ける概念ベクトルを生成する。

(手順2)ジャンル  $G_{pq}$  に対応付けられた概念ベクトル集合  $S_{pq}$  のなかで、入力コンテンツの概念ベクトルと概念空間でのユークリッド距離が最も近いもの  $v_k$  を求める。  $v_k$  に対応する2次元座標  $(x_k, y_k)$  を、入力コンテンツの2次元初期座標  $(x, y)$  とする。

(手順3)  $(x_k, y_k)$  を中心とする十分大きな半径  $r$  の円領域  $NB_k(r)$  をとり、 $NB_k(r)$  に含まれるすべての  $(x_i, y_i)$  を用いて、次式により入力コンテンツの2次元座標  $(x, y)$  を移動修正する。

$$x' = x + \alpha(r) \sum_i h(d_i^*) [x_i - x] \quad (9)$$

$$y' = y + \alpha(r) \sum_i h(d_i^*) [y_i - y] \quad (10)$$

ここで、 $\alpha(r)$  は  $r$  に関する単調減少関数であって、 $r \rightarrow 0$  のとき、 $\alpha(r)$  は 0 に十分近い値に減少する。また、 $d_i^*$  は入力コンテンツの概念ベクトルと、概念ベクトル集合  $S$  の要素  $v_i$  とのユークリッド距離を表し、 $h(u)$  は  $u$  に関する単調減少関数を表す。

この処理によって、入力コンテンツの2次元座標  $(x, y)$  は、「概念空間でのユークリッド距離がより近い」2次元座標  $(x_i, y_i)$  の方向に移動させられることになる。

(手順4)手順3の処理結果の  $(x', y')$  を  $(x, y)$  として、 $r$  を徐々に小さくして  $NB_k(r)$  を小さくしながら、手順3の処理を繰り返す。  $NB_k(r)$  が  $(x_k, y_k)$  以外の2次元座標を含まなくなったら、この反復処理を終了する。

以上の手続きによって、入力コンテンツは、基準マップ上の  $(x_k, y_k)$  の付近であってかつ周辺の  $(x_i, y_i)$  との「概念空間での距離関係を反映した位置」に配置されることになる。またこの配置処理によって、意味内容的に近い(すなわち、概念ベクトル間のユークリッド距離が小さい)コンテンツどうしは、基準マップ上で互いに近い位置に配置されることになる。なお、 $\alpha(r)$  を単調減少させるのは、 $r \rightarrow 0$  のとき、式(9)および(10)による反復処理で  $(x, y)$  の振動を押さええて収束させるためである。

### 3. 予備実験の結果

#### 3.1. 実験に用いたデータ

実験では、毎日新聞の記事データ(1995年1月発行分)を評価用コンテンツとして、分類大系の階層の深さが1の場合に予備評価を行った。

毎日新聞の各記事データには、掲載面種別コードが付与されており、これを記事データの分類情報として用いることとした。掲載面種別コードが国際、経済、家庭、文化、芸能、スポーツ、社会であるものから、計 1,502 の記事データを選に実験を行った。表1にそれぞれの記事データの件数を示す。また、毎日新聞の各記事データには、記事見出しキーワードおよび本文キーワードが付与されている。そこで、これらのキーワードをコンテンツの言語情報として利用することとし、これを用いて概念ベクトルを算出した。

表1 記事データのジャンル別内訳

番号	ジャンル	記事データ
1	国際	244
2	経済	280
3	家庭	249
4	文化	162
5	芸能	90
6	スポーツ	267
7	社会	210

#### 3.2. 基準マップの生成結果

本実験では、上記7つのジャンルそれぞれに次の要領で概念ベクトルを対応付けた。すなわち、各ジャンルに属する記事データの概念ベクトルの集合を学習データとして、これにk-平均法を適用してクラスタリングし、得られた複数のクラスタの重心ベクトルによって、ジャンルに対応する概念ベクトルを構成した。表2に上記7つのジャンルそれぞれに対応づけた概念ベクトル(重心ベクトル)の個数を示す。

表2 ジャンル別概念ベクトルの個数

番号	ジャンル	概念ベクトル
1	国際	50
2	経済	50
3	家庭	50
4	文化	30
5	芸能	30
6	スポーツ	30
7	社会	40

これら計 300 個の概念ベクトルを用いて基準マップを生成した結果を図4に示す。ただし、図でA1からA7はそれぞれ1から7のジャンルに対応する概念ベクトルを表している。

#### 3.3. コンテンツの登録結果

次に、生成した基準マップに 1,502 の記事データを登録した結果を図5に示す。ただし、図でA1からA7はそれぞれ1から7のジャンルに対応付けられた概念ベクトルを表してお

り、B1からB7はそれぞれ1から7のジャンルに属する記事データの概念ベクトルを表している。

#### 3.4. 考察

本実験は、分類大系の階層の深さが1の場合であるが、図4の結果から、基準マップを生成する際に提案手法が各々のジャンルに対応付けられた概念ベクトル集合を2次元上でクラスタ化して配置し、与えられた分類情報の情報構造をよく反映していることが分かる。

基準マップにおけるクラスタ間の内容的な関連性を評価すべく、基準マップのいくつかのエリアについて登録されたコンテンツの内容を調べてみた。図5で、①のエリアは家庭ジャンルに属するが、ここに登録されているコンテンツは、「[暮らしノート]底値表を作ってみよう」「[話しのポシェット]評価分かれる低価格ビール」など家庭ジャンルの記事データでも内容がより経済的なものが多く登録されていた。基準マップ上で左下の領域に位置する経済ジャンルとの意味的な連続性が実現されているものと考えられる。一方、②のエリアは同じく家庭ジャンルのエリアであるが、ここには「[話しのポシェット]主婦は映画がお好き」「[いろ色いろ]好きな色に囲まれて」などより文化的な内容のものが登録されていた。

本実験では、家庭ジャンルが中心に配置されているが、これは家庭ジャンルが種々の内容を持つために、これがすべての中心に配置されたものと考えられる。そしてその多様性を反映するかたちで周辺に関連する話題を持つジャンルが配置されたと考えられる。(一例であるが、②に近い文化エリアの対岸のエリア③には映画監督や画家などのインタビュー記事が登録されていた。)

なお、阪神大震災に関する記事を社会ジャンルで調べてみたところ、社会エリアの④の領域にほぼすべての記事が集中的に登録されていた。

十分な評価は今後必要であるが、これらの結果は提案手法が有効に働いていることを示唆するものと考えられる。

### 4. 関連研究

記事データを含む多次元データを2次元上に分類・マップピングする手法はこれまでも多数提案されている。例えば、Wiseらは多次元尺度法を用いて大量の文書を2次元上に配置している[9]。また館村は、スプリングモデルを用いて多数の文書とキーワードをユーザ操作によりインタラクティブに2次元配置する手法を提案している[10]。これらは文書の言語情報から生成した特徴ベクトルに基づいて、文書の特徴ベクトルが近ければ近いほど2次元上でそれらを近くに配置するアプローチである。文書の特徴ベクトル間の類似性のみを考慮するため、特徴ベクトル集合にクラスタ構造などマクロな構造がある場合でも、多次元空間である特徴空間を2次元空間に縮退させる過程でそのような構造がひずんでしまい、可視化結果に必ずしも反映されないという問題がある。このような課題に対する取組みとして吉岡らはk-平均法と人工神経回路網であるNeuroScale[11]を組み合わせた可視化技術を提案している[12]。この手法では、特徴空間のクラスタ構造を推定した後にクラスタ重心を対象に2次元可視化し、その可視化結果に対して各々の文書を2次元上に、その特徴ベクトルとクラスタ重心との距離を考慮しながら配置している。文書の2次元空間への追加登録を前提としている点は我々の提案手法と類似するが、我々の手法は、吉

岡らのクラスタ構造の2次元配置への反映に加えてさらに、事前に与えられた分類大系の構造をクラスタ構造の2次元配置に反映することを目指している点で、吉岡らの手法と異なると考えている。すなわち、分類大系の階層構造にしたがうよう、クラスタ化を階層化して配置する点で異なると考えている。また、文書を2次元可視化する技術に SOM がある[13]。これは特徴空間のクラスタ構造を2次元可視化する手法と捉えることができるが、吉岡らの手法と同様、分類大系の構造をクラスタ構造の2次元配置に反映させることを目的としていない点で異なる。

## 5. おわりに

本稿では、コンテンツに付与されたジャンルなど分類情報と概要説明文書など言語情報とを統合的に処理して分類情報の情報構造とともにコンテンツ間の内容的な関連性を表現した2次元マップを生成する方法について提案した。

提案手法は、2次元マップに分類情報の構造が巨視的に反映されるため、ユーザにとってはマップの構造理解が容易であるという利点がある。また逐次登録を前提とした手法を実現しているため、土地鑑を活かしたコンテンツの探索・散策活動の支援が可能である。

今後の課題としては、分類大系を多階層化した場合の評価を含め、定量的な評価をなど本格的な評価が挙げられる。また、最下層ジャンルに対応透ける概念ベクトルの最適化も挙げられる。今回の実験では、k-means により半手動により対象コンテンツから作成したが、今後は機械学習技術などを用いて最適な概念ベクトル集合を自動的に決定する手法などを検討したい。

謝辞 毎日新聞 95 年版に関して、記事データの研究利用許諾をいただいた毎日新聞社に感謝いたします。

## 文 献

- [1] 藤田悦郎, 宮原伸二, 安部伸治, 林 泰仁:メタデータを用いたコンテンツ空間の可視化手法, 2002 年電子情報通信学会総合大会, D-8-8, 2002.
- [2] 藤田悦郎, 宮原伸二, 安部伸治, 林 泰仁:メタデータを用いたコンテンツ空間の可視化手法ー概念空間の2次元非線型投影による逐次登録型コンテンツマップの実現ー, FIT(情報科学技術フォーラム)2002 一般講演論文集第2分冊, D-41, 2002.
- [3] 笠原要, 松澤和光, 石川 勉:国語辞書を利用した日常語の類似性判別, 情報処理学会論文誌, Vol.38, No.7, pp.1272-1284, 1997.
- [4] 今野 浩, 山下 浩, 非線形計画法, 日科技連出版社, 1978.
- [5] 熊本 睦, 島田茂夫, 加藤恒昭:概念ベースの情報検索への適用ー概念ベースを用いた検索の特性評価ー, 電子情報通信学会技術報告, AI98-63, 1999.
- [6] 宮原伸二, 藤田悦郎, 安部伸治, 林 泰仁:散策型映像ポータルシステム AssociaGuide の提案, 2002 年電子情報通信学会総合大会, D-8-7, 2002.
- [7] 宮原伸二, 藤田悦郎, 安部伸治, 林 泰仁:散策型コンテンツガイドシステム AssociaGuide, 映像情報メディア学会ヒューマンインフォメーション研究会発表予定, 2003.
- [8] J.W.Sammon,Jr : A Nonlinear Mapping for Data Structure Analysis, IEEE Trans on Computers, Vol.C-18, No.5, pp.401-409, 1969.
- [9] J.A.Wise et.al:Visualizing the non-visual: Spatial analysis and interaction with information from text documents, Proc. of IEEE Information Visualization '95, 1995
- [10] 館村純一: DocSpace : 文献空間のインタラクティブ視覚化, インタラクティブシステムとソフトウェア IV 日本ソフトウェア科学会 WISS'96, pp.11-20, 近代科学社, 1996
- [11] D.Lowe et.al : Feed-forward neural networks and topographic mapping for exploratory data analysis, Neural Computing and Applications, vol.4, pp.83-95, 1996
- [12] 吉岡 琢, 高岡善朗, 石井 信, 伊東 実: WWW上の文書集合の可視化による検索支援, データベースと Web 情報システムに関する合同シンポジウム(DBWeb2000), pp.143-148, 2000
- [13] 仁木和久, 田中克巳: ニューラルネットワーク技術の情報検索への適用, 人工知能学会誌, Vol.10, No.1, pp.45-51, 1995

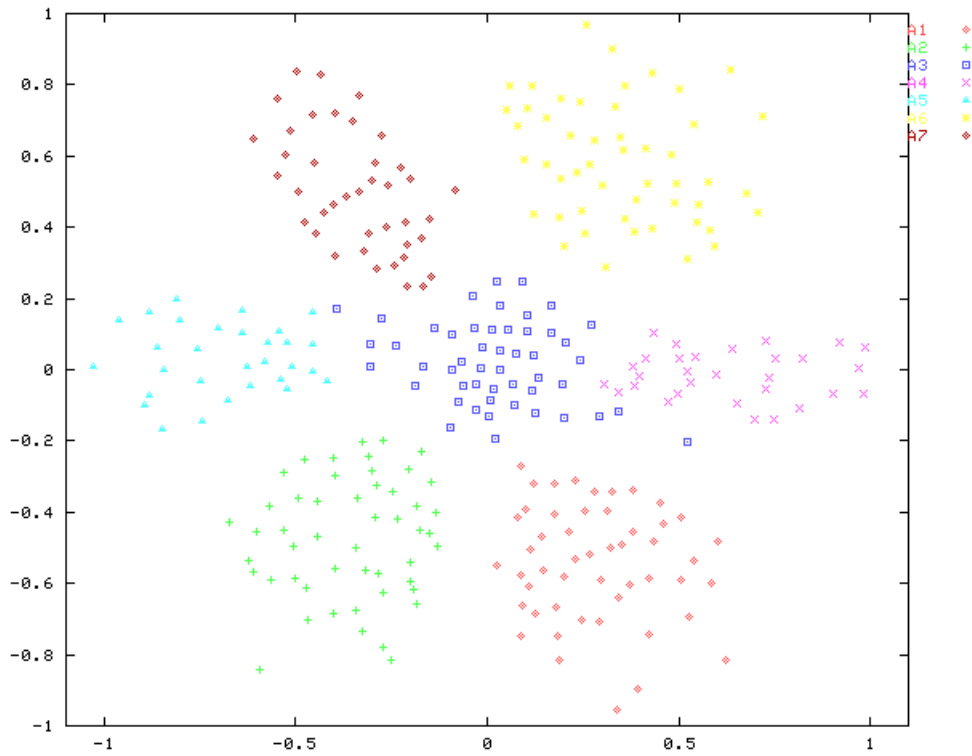


図4 基準マップの生成結果

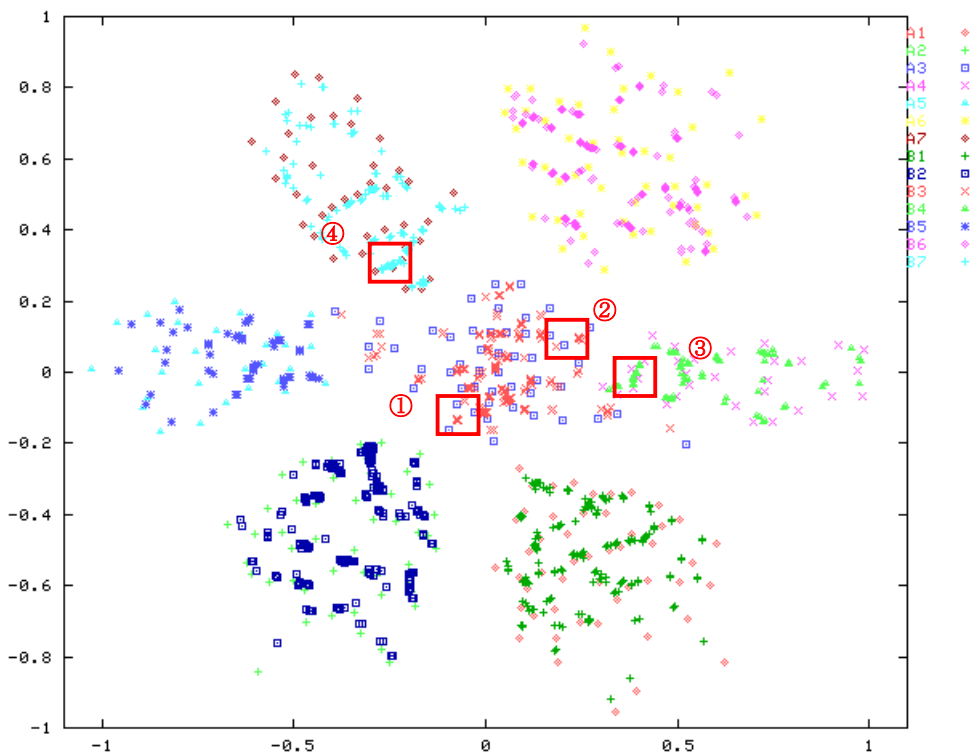


図5 コンテンツの登録結果