

空間ナビゲーションに基づく データベースからの仮想空間の動的生成

森 威久* 小磯 健吾† 田中 克己†

*神戸大学大学院自然科学研究科情報知能工学専攻
†神戸大学大学院自然科学研究科情報メディア科学専攻

本稿では、仮想空間をメディアとした情報探索が可能な”Dynamically Extendible Museum(DEM)”のコンセプトと試作システムについて述べる。情報の空間的管理は適切な質問形成に不可欠な情報の全体像把握に有効な手段を提供する。我々は膨大なデータからユーザが必要な情報獲得を可能にするため、データベースへの問い合わせの結果を動的に生成される仮想空間に空間配置する機構、サンプル選択による段階的質問形成とユーザの質問に於ける興味の揺らぎから、複数の質問を形成するアルゴリズムについて触れた上で、類似度を基に質問と検索されたオブジェクト空間配置する空間的な Relevance Feedback 機構を提案する。

Dynamic Generation of Virtual Spaces from Databases based on Spatial Navigation

Takehisa Mori* Kengo Koiso† Katsumi Tanaka†

*Division of Computer and Systems Engineering,
Graduate School of Science and Technology, Kobe University
†Division of Information and Media Sciences,
Graduate School of Science and Technology, Kobe University

In this paper, we introduce the concept and implementation issues of our ”Dynamically Extendible Museum(DEM)” in which we use the virtual space as a medium for information retrieval. We discuss the system which generates virtual spaces for the queries submitted to databases, the system which incrementally formulates queries from multiple sample selection and detects disjunctive queries which are caused by the fluctuations of the user’s interests, and a model which generates the spatial representation of queries and retrieved objects for spatial relevance feedback.

1 はじめに

インターネット上で、三次元空間を構築する言語として VRML(Virtual Reality Modeling Language)が知られている。仮想空間はシミュレーション、電子ショッピングモール、ゲームなどの広い分野で利用されている。しかし、このような空間は多くが静的である。この静的で単一な表現では、情報を特徴に応じて配置した空間からは知識の獲得に限りがある。我々は情報把握に情報の空間的管理が大きな影響をおよぼすと考える。本研究では、ユーザの興味から三次元仮想空間を動的に生成し、サンプル選択により質問形成することについて述べていく。また、これらの考えをもとに試作シス

テムの実装も行った。

2 本研究の動機

2.1 仮想空間を用いた情報探索

情報の空間的管理は情報探索に於て非常に有効であると考えられる。何故なら有効な情報探索を行うためには適切な質問形成が必要であり、そのために不可欠な検索対象のデータの全体像把握に、情報の空間的管理は有効な手段を提供するからである。情報が空間的に管理されている空間の例の一つに、美術館がある。美術品はオブジェクトの持つ特徴によって分類され、配置されている。美術館内を歩くと、美術品がそれらが持つ属性情報によって

分類されていることに気づく。オブジェクトの位置は、探している美術品の属性値によって決められているため、人が空間内で探しているオブジェクトの種類が何であるか理解することを容易にしている。

もし、見たいオブジェクトの名前や他の属性値を知らなかったり、それらの知識が曖昧であったなら、属性値を指定するかわりにサンプルによる検索をする必要がある。効果的な検索を行うためには、よい質問を形成しなければならない。良い質問を形成するためには、情報をどこから引き出すかという大まかな知識も必要である。情報管理を空間上で行うことは情報の全体像を理解することに有効であると考えられる。

2.2 「個人のための美術館」の構築

WWW(World Wide Web)は巨大な美術館と考えることができる。しかしながら、そこに何かあるか理解するには専門の知識が必要となるかもしれない。そこで我々は、ユーザの視点から情報探索が行え、獲得した情報をユーザ個人の仮想空間に空間配置していくことのできる拡張可能な「個人のための美術館」を動的に生成することを提案する。

2.3 我々のアプローチ

我々はデータベースから美術館を動的に生成するシステムを提案する。3章では関係データベースに属性情報を基に問い合わせを行い、検索結果を提示するために仮想空間を動的に生成する機構について説明する。問い合わせの結果検索されたオブジェクトは動的に生成される「部屋」に格納されていき、問い合わせを繰り返す毎に新たな「部屋」が生成されていく。4章ではサンプル選択により質問形成を行う機構について説明する。ここでは空間ブラウジングとサンプル選択というプロセスにより質問形成を段階的に行う方法を考案した。また、サンプル選択を行う際、ユーザの興味が揺らぐ可能性を考慮し、潜在する複数の興味から個別の問い合わせを形成するアルゴリズムも提案する。5章では質問修正のための検索結果提示の方法について触れる。質問修正のためには、ユーザの発した質問とその結果の関係を明確に把握する必要がある。そこで我々は質問式、サンプルオブジェクト、検索されたオブジェクト等を類似度を尺度に空間配置する機構を提案する。この機構により空間的な Relevance feedback を我々の「個人のための美術館」に組み込むことが可能となった。

3 データベースからの仮想空間動的生成

この章では、“Dynamically Extendible Museum”について説明する。このシステムはデータベースに質問を与えることにより仮想空間上に興味があると思われるオブジェクトを配置するものである。

3.1 Dynamically Extendible Museum

試作システム“Dynamically Extendible Museum”は質問によって抽出されたオブジェクトを仮想の部屋に配置していくものである。この美術館はユーザごとに異なった部屋で構成される。以下に仮想空間を生成する流れを示す。

1. 興味あるもの空間内で探す
2. オブジェクト選択
3. 属性情報の獲得(名前、所有者、国、種類、年)
4. 属性から質問を形成
5. 新しい空間を生成

はじめにいくつかのオブジェクトを配置しておく。空間をブラウジングしながら興味あるオブジェクトを選択する。そのオブジェクトの属性情報をデータベースにアクセスして問い合わせる。この属性値を質問として新しい空間を生成するのである。例えば、そのオブジェクトの“owner”について興味を持ったならば、同じ“owner”であるオブジェクトを配置する。図1がユーザインタフェースであり、図2が“type”が“furniture”であるオブジェクトが配置された部屋が生成されている例である。

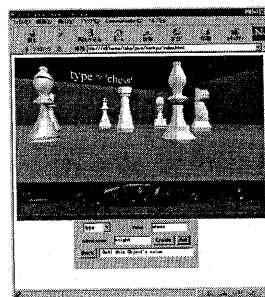


図1: インタフェース

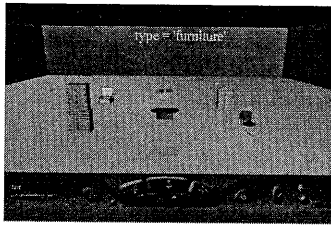


図 2: type="furniture"

3.2 システム構成

試作システムはWindow95上で実装を行った。Netscape Communicator4.04にCosmo Player2.0をプラグインとして使用した。データベースにはPostgreSQLを用い、VRMLファイルを生成するためのプログラムはJava言語を用いて作成し、その他にJDBC、HORBを利用してシステムを構築している。図3がシステムの構成図である。

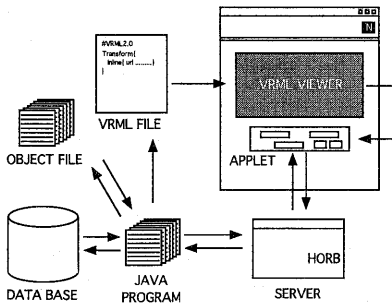


図 3: システム構成図

データベースを参照するための質問を形成して、仮想空間生成プログラムによってVRMLオブジェクトファイルをInlineノードを用いて空間内に取り込んでいる。また、ユーザはオブジェクトをクリックすることによりオブジェクト名を取得できるようにするために、EAI(External Authoring Interface)を利用し、Javaアプレットからのローカルディスク、データベースへの参照のアクセス制限のためHORBを用いてこの問題を解消している。VRMLオブジェクトの情報を格納する方法として、

1. VRMLオブジェクトファイルに記しておく

2. データベースに情報を格納し、VRMLファイルとリンクを張る

本研究では、1.の方法では表現できる情報の数に限りがあると考え、2.の方法を用いている。

オブジェクトの配置については次の図4のようなルールのもとに配置を行っている。これにより、どのオブジェクトから見ても最も近くにあるオブジェクトが等間隔で並んでいる。したがって、どのオブジェクトも均等に見えるのである。また、床、壁を空間メタファーとして用いることにより、空間の基準を設けている。

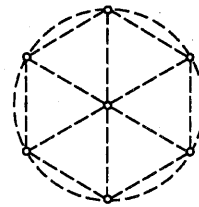


図 4: 配置のルール

4 仮想空間での質問形成

4.1 複数サンプル選択による質問形成

何を探しているのかといったような知識が曖昧であれば、検索を効果的に実行することは困難である。また、そこにどんなものがあるのかも分からないときも同様である。効果的に検索するためには、よりより質問を形成し、よりより質問を形成するためには目的に応じた情報の獲得が必要となる。多くの検索エンジンは始めにキーワードを入力する必要があり、それらを修正することが可能のものもある。これらは、ユーザがある程度の知識、そのデータベースにどんなものが格納されているのかといったことを理解しているときのみ有効であると考え。欲しい情報を得るためには大まかな知識から、質問の形成と修正をする必要がある。そのために、三次元空間に情報がある程度配置することにより、どんなものが存在しているのかを把握させることが必要と考える。空間ブラウジングはユーザによりより質問形成を行うために有効である。

我々は、空間ブラウジングとサンプル選択を繰り返すことにより質問を形成することを提案する。いくつかのキーワードを持ったオブジェクトもべ

クトル空間モデルでの特徴ベクトルで表現されているとする。質問は選ばれたオブジェクトの特徴ベクトルの値によって形成される。この質問形成ではキーワード入力をする必要はなく、ただサンプルを選ぶだけで可能になる。また、ユーザの欲しいものが曖昧であるとき、必ずしもユーザの質問は1つとは限らないので、これらについて考慮したアルゴリズムについて以下に示す。

4.2 ベクトル空間モデル

ベクトル空間モデルでは、質問もオブジェクトも n 次元ベクトル空間で表現される。どのオブジェクトもそれぞれの特徴ベクトルにより属性情報を表す。語の重みは $tf \times idf$ 法¹により決定される。また質問ベクトル \mathbf{q} とオブジェクトのベクトル \mathbf{d} の類似度の計算はコサイン相関値 $\cos(\mathbf{q}, \mathbf{d})$ を用いる。

$$\cos(\mathbf{q}, \mathbf{d}) = \frac{\mathbf{q} \cdot \mathbf{d}}{\sqrt{\sum d_i^2} \sqrt{\sum q_i^2}}, \quad 0 \leq \cos v \leq 1 \quad (1)$$

d_i : the weight $tf \times idf$ of a word i in text
 q_i : the weight of the word i in query equation

4.3 サンプル選択による質問形成

質問ベクトル \mathbf{q} は次のように求められる。

$$\mathbf{q} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \hat{\mathbf{d}}^{(i)}, \quad \hat{\mathbf{d}}^{(i)} = \frac{\mathbf{d}^{(i)}}{\|\mathbf{d}^{(i)}\|} \quad (2)$$

サンプルとなるオブジェクトを $S^{(1)}, S^{(2)}, \dots, S^{(k)}$ とし、それぞれの特徴ベクトルを $\mathbf{d}^{(1)}, \mathbf{d}^{(2)}, \dots, \mathbf{d}^{(k)}$ とすると、それらから形成される検索式(質問ベクトル) \mathbf{q} は、特徴ベクトルの平均をとる形で求められる。これを"AND"質問と考える。

4.4 質問ベクトルと特徴ベクトルの類似性

形成された質問ベクトルと仮想空間内のベクトル空間内の各オブジェクトの特徴ベクトルとの類似度は、(1)式で数値化される。前節の定義などにより、(1)式は次のように変換できる。

$$\begin{aligned} \cos(\mathbf{q}, \mathbf{d}) &= \frac{\mathbf{q} \cdot \mathbf{d}}{\sqrt{\sum d_i^2} \sqrt{\sum q_i^2}} \\ &= \hat{\mathbf{q}} \cdot \hat{\mathbf{d}} \end{aligned} \quad (3)$$

¹高頻度で現れる、少ない数の文書にしか現れないといった文書の特徴によってキーワードの重要度を測る方法

この式より、コサイン相関値 $\cos(\mathbf{q}, \mathbf{d})$ は、2つのベクトルを単位化したベクトルの内積であり、質問ベクトルとオブジェクトの特徴ベクトルが同じ方向をもつとき $\cos(\mathbf{q}, \mathbf{d}) = 1$ となり、そのオブジェクトは質問の内容に最も類似しているということになる。

しかし、コサイン相関値が1となるようなオブジェクトのみを結果として表すことは非常に制限が強いと考えられるので、類似したオブジェクト検索するという意味で、次のような類似性の幅というものを定義する。

$$w \leq \cos(\mathbf{q}, \mathbf{d}^{(i)}) \leq 1 \quad (4)$$

検索結果としてはそれぞれ(6)式を満たすコサイン相関値となる特徴ベクトルを持つオブジェクトが返される。

4.5 興味のゆらぎ

検索する際に興味があるものは一つの事柄についてとは限らない。このような場合、選択されたオブジェクトの特徴ベクトルをすべて足すことは適切でない。したがって、"AND"検索と"OR"検索の判定を行うアルゴリズムを紹介する。

特徴ベクトルを1つのグループにまとめるための条件

ユーザがブラウジングして選択したサンプルを $S^{(1)}, S^{(2)}, \dots, S^{(k)}$ とし、それぞれの特徴ベクトルを $\mathbf{d}^{(1)}, \mathbf{d}^{(2)}, \dots, \mathbf{d}^{(k)}$ とすると、まずそれら特徴ベクトルの各成分がある閾値 δ を越えているかどうかを検証する。そうしたときにそれらの特徴ベクトルが1つのグループを構成するための条件とは、

条件1 $\mathbf{d}^{(1)}, \mathbf{d}^{(2)}, \dots, \mathbf{d}^{(k)}$ に共通して閾値 δ を越えている成分の個数と、共通して閾値 δ より小さい成分の個数の和が閾値 θ 以上であること

である。以後、共通して閾値 δ を越えている成分と、共通して閾値 δ を下回っている成分を、まとめて「共通成分」と呼ぶ。

サンプルのグループ化

それでは次に、選択されたいくつかのサンプルの特徴ベクトルが、上のような条件を満たしていないときの処理について述べる。

複数選択されたサンプル全体に対して条件1が成立しなくても、そのサンプル集合の部分集合を取ってみれば、成立する場合があると考えられる。そこで、サンプル集合を、ユーザの興味毎の部分集合に分けて、その集合単位で検索式を形成する方法を提案する。

尚、これまでも述べているように、ユーザは段階的にサンプルを選択し、それに応じて検索式を形成していくという前提があるため、グループ化もサンプルの追加・削除に応じて段階的に行われなければならない。

段階的に特徴ベクトルのグループ化を行うために、サンプルの特徴ベクトルの巾集合からなる束 (lattice) 構造を用いて説明する。たとえば、サンプル $S^{(1)}, S^{(2)}, S^{(3)}$ が選択され、それらの特徴ベクトル $d^{(1)}, d^{(2)}, d^{(3)}$ の巾集合からなる束を考えると、図5の上のようになる。

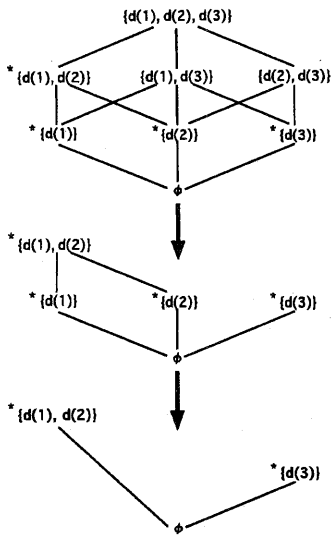


図 5: 束構造

その束構造を用いて、特徴ベクトルグループ化のためのアルゴリズムを説明する。

グループ化のための発見的アルゴリズム

1. 束の各要素である集合に対して、条件1を満たしているか否かを調べる。ただしひとつの特徴ベクトルからなる要素は無条件に満たしているとみなす (図6において*印の要素が条件1を満たす)。

2. 極小元である空集合 ϕ と、1. で*印を付けた要素以外を束から消去する (図6中)。
3. 2. の操作を施された後に残った束に対して、極小元 ϕ と極大元のみを残した束を構成する (図6下)。

つまり、条件1を満たす要素の中の極大元の要素によって、特徴ベクトルは検索式形成のためにグループ化される。図6の場合に形成される検索式は、

$$\begin{aligned} q^{(1)} &= \frac{1}{2}(\hat{d}^{(1)} + \hat{d}^{(2)}) \\ q^{(2)} &= \hat{d}^{(3)} \end{aligned} \quad (5)$$

の2つとなり、

$$q = q^{(1)} \vee q^{(2)} \quad (6)$$

となる。このアルゴリズムの特徴としては以下のようなものが挙げられる。

- この束構造において、ある2つの束の要素 X, Y の大きさ (要素を形成する特徴ベクトルの数) を $|X|, |Y|$ 、要素内の特徴ベクトル間の共通成分の個数を θ_X, θ_Y とする。 $X \subseteq Y$ のとき、

$$|X| < |Y|, \quad \theta_X > \theta_Y$$

が言える。このアルゴリズムではより後ろの要素を重要視している。つまり、共通成分の数よりも、可能な限り多くの特徴ベクトルをひとまとめにするを重要視している。

- 1つの特徴ベクトルが複数の検索式の構成要素になり得る。

また、サンプルの追加や削除のときには次のようにグループ構成を変化させる。

- サンプルが追加された場合

既にサンプル $S^{(1)}, S^{(2)}, \dots, S^{(k)}$ 、特徴ベクトル $d^{(1)}, d^{(2)}, \dots, d^{(k)}$ が選択されており、単純化された束 L_k が存在する。そこに、新たに $S^{(k+1)}$ が選択されたとする。そのとき L_k の各要素である集合の後ろに、 $d^{(k+1)}$ を加えた集合を作る。そこで再び上のアルゴリズムを実行し、束を単純化する。

(図6の上部では、図5で単純化された束に $d^{(4)}$ が追加されたときの処理を示している。新し

くできた3つの集合のうち、条件1を満たすのは、 $\{d^{(4)}\}$ と $\{d^{(3)}, d^{(4)}\}$ の2つであると仮定している。)

● サンプルが削除された場合

サンプル $S^{(i)}$ が削除されたとき、その特徴ベクトル $d^{(i)}$ を含む検索式の中から $d^{(i)}$ を取り除き、集合の残りの要素だけで検索式を形成する。 $d^{(i)}$ を含まない検索式に関しては変化はない。

(図6の下部では、 $d^{(2)}$ が削除されたときの処理を示している。)

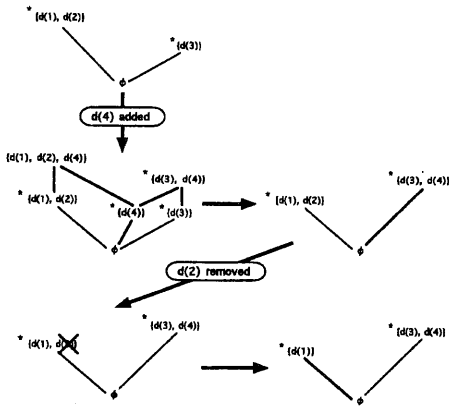


図 6: Incremental Simplification

次に、各特徴ベクトルのグループにおいて、ただその特徴ベクトルを平均化して検索式を形成するのではなく、共通成分上に射影した空間で形成することを提案する。つまり、 $d^{(1)}, d^{(2)}, d^{(3)}$ の共通成分が第 l, m, n 成分の場合、形成される検索式は、

$$\begin{aligned} \mathbf{q} &= \frac{1}{k} \Pi_{l,m,n} \sum_{i=1}^k \frac{\mathbf{d}^{(i)}}{\|\mathbf{d}^{(i)}\|} \\ &= \frac{1}{k} \Pi_{l,m,n} \sum_{i=1}^k \hat{\mathbf{d}}^{(i)} \end{aligned} \quad (7)$$

となる。したがって、検索式の次元は特徴ベクトルの共通成分の数と同じであり、また、その検索式と比較されるべきサンプル以外のオブジェクトの特徴ベクトルも、検索時には第 l, m, n 成分からなる空間に射影されていることが必要となる。

5 空間配置による情報把握

前章までのシステムでは、配置に関して簡単なルールしか設けていない。しかし実空間では、物の配置自体に意味があり、情報の整理がなされている場合が多いが、試作システムでは配置を見ることによりオブジェクト間の関係を把握することは難しい。よって、情報を空間的に整理して、配置することをを行い情報検索の際に役立てることを考える。これにより、一度形成された質問に対して、空間を目にすることにより、質問修正を行える空間的な Relevance Feedback のための情報配置について述べる。

5.1 類似度による位置決定

オブジェクトは何らかの形で情報を持っている。それを基に類似度を求めることができる。しかし、類似しているということにも、「全体として類似している」、「ある一部分の情報について類似している」ということが考えられる。これらのことを視覚的に分かるようなオブジェクトの配置がされた空間は、情報検索にも有効な空間と言える。そこで本研究では、ユーザが興味を持ったオブジェクト (O) に対して類似したオブジェクトを次のような平面 (図7) に配置する。

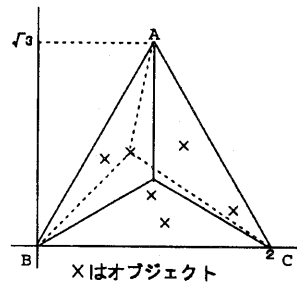


図 7: 配置イメージ

ユーザの注目したオブジェクトと他のオブジェクトの関係を三角形の頂点として表現される類似度に関わる3つの要素との関係を視覚化する。つまり、ある頂点に近ければ近いほどその頂点の表す要素に対しての類似度が他の頂点よりも大きいことになる。また、各頂点からの距離が等しい(重心に位置する)場合は、3つの類似度の比が等しいことになる。これらのことを言い換えれば、異なるバネ定数(類似度に比例)を持った無限小のバネ

を各頂点から引っ張って、それぞれの端を結び、釣り合っている位置をオブジェクトの位置にするということである。以上のことを式で表すと次のようになる。

$$F_A = k_A l_A, \quad F_B = k_B l_B, \quad F_C = k_C l_C \quad (8)$$

ここで、 $F_u(u: A, B, C)$ は各頂点がオブジェクトを引っ張る力の強さ、 $k_u(u: A, B, C)$ は基準値との類似度、 $l_u(u: A, B, C)$ は各頂点からの距離である。 F_u のx方向成分、y方向成分の和が0となる座標がそのオブジェクトの位置となる。よって、オブジェクトのx,y座標は以下の式で与えられる。

$$x = \frac{1 + 2k'_B}{1 + k'_B + k'_C}, \quad y = \frac{\sqrt{3}}{1 + k'_B + k'_C} \quad (9)$$

k'_B, k'_C は k_A との比である。類似度 k_u はそれぞれのオブジェクトが持つ情報を数値化したものから求められる。また、この三角形上に配置されるオブジェクトは少なくとも一つの頂点との類似度がある範囲内に入っているものとする。したがって、どの頂点とも類似度が低いというオブジェクトは存在しないことになる。

5.2 情報の全体像把握

ユーザはこの三角形を見ることにより、この注目したオブジェクトと他のオブジェクトの関係が視覚的に理解できると考える。図8のように、このOを基準にしている限り、この三角形をブラウジングすることにより情報が得られる。またその三角形内に存在するオブジェクトO'に基準を変えるならば、新しい三角形内にO'に関するオブジェクトを配置することができる。これにより次々とユーザの興味を持つオブジェクトをデータベースから引き出して興味の絞り込みが行える。また、この履歴を見ることにより、どのような過程でそのオブジェクトに辿り着いたのかが理解できる。

5.3 応用例

各頂点に割り当てる要素を変えて、例を挙げる。

5.3.1 属性の場合

三角形の頂点に属性を割り当てるとき、頂点の値はオブジェクトOの属性値となる。したがって、この平面上を見ると、Oに対して、どの属性情報との類似度が大きいために検索結果として選ばれてきたのかが一目で理解できる。これにより、ユーザが属性情報の知識を持っていないときでも、属

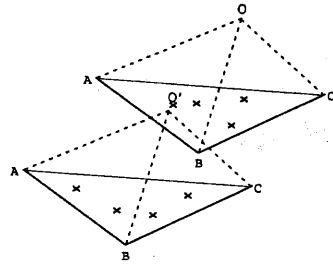


図8: ブラウジングの流れ

性情報やそれらとの類似度が理解できる。このときの類似度はオブジェクトの属性値を数値化したものを用いて基準との距離で求めるものとする。

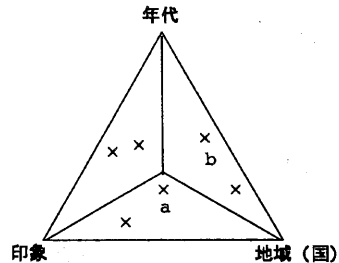


図9: 属性値を割り当てた場合

図9ではオブジェクトaは全体的に類似している。オブジェクトbは年代と地域に関しては類似度がほぼ等しいが、印象に関しては類似度が低いことが分かる。類似度の計算は、基準オブジェクトの持つ属性値 v_0 (数値)に対して、

$$0.8 \times v_0 \leq v \leq 1.2 \times v_0 \quad (10)$$

の範囲にある v の値を持つオブジェクトをデータベースから引き出し、 v_0 からの距離を利用して、類似度 k を

$$k = \frac{1}{|v_0 - v|} \quad (11)$$

とする。また属性情報が3種類以上あるときも、属性の集合を3つに分類し、のちにその分類した中で三角形を生成して行くことにより、この配置法が機能すると考える。

5.3.2 サンプルオブジェクトの場合

頂点にサンプルオブジェクトを配置して、それらとの類似度を見ることも可能である。サンプルオブジェクトを頂点に配置した場合、三角形の中央は各サンプルの特徴ベクトルの平均となる。この場合、オブジェクトが質問形成に用いられたサンプルオブジェクトのうち、どれに類似しているのかが把握できる。類似度 k はコサイン相関値によって求められ、最大値は1である。

6 おわりに

本研究では、仮想空間を利用して、「個人のための美術館」構築のための仮想空間動的生成、複数サンプル選択による段階的質問形成、空間的な Relevance Feedback を行うための情報配置を実現するシステムとアルゴリズムについて述べた。これにより、ユーザの知識があいまいであっても、情報検索、情報獲得が可能になった。本研究の課題として類似度計算の改良、システムの実装が挙げられる。

謝辞

この研究は部分的に文部省科学研究費重点領域研究「高度データベース」No.275(課題番号08244103)の援助を受けており、また、部分的には、日本学術振興会未来開拓学術研究推進事業における研究プロジェクト「マルチメディア・コンテンツの高次処理の研究」によっております。ここに記して謝意を表すものとします。

参考文献

- [1] K.Koiso, K.Kawakatsu, T.Mori, K.Tanaka, "Dynamic Generation of Virtual Spaces and Incremental Query Formulation Using Spatial Browsing", to appear in Workshops Proceedings of DEXA'98
- [2] Jed Hartman, Josie Wernecke, Silicon Graphics, Inc. "The VRML 2.0 Handbook(Building Moving Worlds on the Web)", Addison Wesley Developers Press.
- [3] M.Kamiura, H.Oiso, K.Tajima, K.Tanaka, " Spatial Views and LOD-Based Access Control in VRML-object Databases", Proc. of the International Conference on Worldwide Computing & Its Application-s'97(WWCA97), to appear from LNCS, Springer-Verlag, Tsukuba, Japan, March 1997.
- [4] 川勝健司, 吉岡慎二, 田島敬史, 田中克己, "ウオークスルーに基づくVRML空間ビューの動的生成と問い合わせ機構", 電子情報通信学会 第8回データ工学ワークショップ, pp.119-124, (1997).
- [5] 小磯健吾, 川勝健司, 田島敬史, 田中克己, "ウオークスルーを用いたVRML仮想空間上の段階的質問形成機構とその実装について", 情報処理学会 アドバンスト・データベース・シンポジウム, pp.127-134, (1997).
- [6] 沼尾雅之, "IBMにおけるデータマイニング技術", データベースシステム研究会電子情報通信学会技術研究報告, pp27-32, (1995).
- [7] ロジャー・リー(著), 松田晃一, 宮下健(著訳), "JAVA + VRML JavaとVRML2.0で作るインタラクティブ3Dワールド", プレンティスホール.
- [8] P. イングベルセン(著), 藤原鎮男(監訳), 細野公男・後藤智範・岸田和明(訳), "情報検索研究 認知的アプローチ", トッパン.
- [9] リブシュッツ(著), 成嶋弘(監訳), "離散数学 コンピュータ・サイエンスの基礎数学", マグロウヒル.