

3次元デジタル素材のふさわしさによる組み合わせ生成

4 V-7

澤 扶美[†] 木俣 豊[†] 田中 克己[†][†]神戸大学大学院自然科学研究科 [†]通信・放送機構神戸リサーチセンター

1 はじめに

本稿では3次元CGによる仮想空間を構築するための3次元デジタル素材の二次利用を目的とした、データベースの提案を行う。VRMLや多くのバーチャルリアリティのシステム、あるいはゲーム用ハードウェアといった分野で3次元のコンピュータグラフィックスのモデルを配置し空間を構築することが行われている。このような空間構築作業の中で個々のモデルをデータベース化することで後の構築作業の支援が可能であると考えられる。我々は単なるディレクトリ検索やキーワード検索といった従来の検索手法ではなく個々の素材の特徴から判断して最適な素材を選択するような仕組みを構築し、空間デザイン作業の支援ができるようなデータベースの構築を試みている[3][4]。本稿では特に仮想スタジオ用の素材データベースについて述べる。

2 3次元デジタル素材への特徴記述

仮想空間はその目的によっては典型的な構成が考えられるのでその構成素材をその空間内でもおおまかな配置に基づき分類することができる。例えば仮想スタジオの場合は、その典型的な構成を考えると床、壁(背景)、床に配置される物体、壁に配置される物体、モニターパネル、その他細かな部品といった分類が可能である[4]。この分類によって各カテゴリから適当な部品を取り出すことで一つのスタジオを完成させることができる。さらに個々の部品にはその外観の特徴から特徴ベクトルを定義する。特徴はあらかじめ決められた印象語への適合度を数値で与え、これをベクトルの要素とする。印象語はその語句の働きがより明確に記述者に伝わるように、次のような分類を設けた。

- 形状因子：モデルの形状の特徴
 - 曲線的な $\longleftrightarrow$ 直線的な、装飾的な $\longleftrightarrow$ 単純な
- 色彩因子：モデルの色の特徴

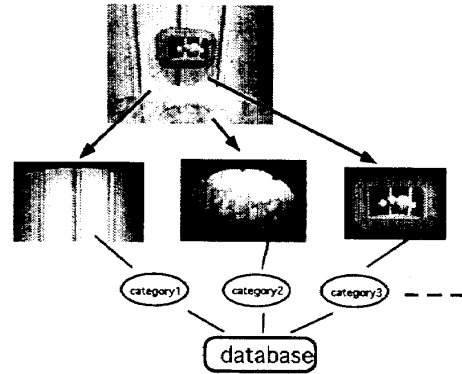


図 1: 3つの素材から構成された仮想スタジオの例

- 暖かい $\longleftrightarrow$ 冷たい、鮮やかな $\longleftrightarrow$ 濁った

- 質感因子：モデルの質感の特徴

- 輝いた $\longleftrightarrow$ 輝かない、凹凸のある $\longleftrightarrow$ 滑らかな、透明感のある $\longleftrightarrow$ 透明感の無い

- 概念性因子：モデルの全体的な印象

- 古典的な $\longleftrightarrow$ 未来的な、和風の $\longleftrightarrow$ 洋風の、自然な $\longleftrightarrow$ 人工的な

このような印象語の対ごとに数直線を割り当て、適当な数値を選択することで特徴量をj得て、各素材の特徴ベクトルを生成する。

3 ふさわしさに基づく素材の組の生成

3.1 組の「ふさわしさ」とは

我々の研究では「ふさわしさ」を過去の組み合わせ傾向に照らして妥当であることと定義する。各組に含まれる素材の特徴ベクトルを連結しこれを組み合わせベクトルとし、その集合のベクトル空間での分布を組み合わせ傾向とする。この空間内での組み合わせベクトルの終点間距離は組み合わせ傾向の「近さ」を表す。

3.2 不完全ベクトルによる質問

素材の検索方法とは未完成の素材の組を質問とし、素材の組を完成させることとする。これは素材がすべてカテゴリに分けられていることが前提である。

次式は5つのカテゴリがある場合の質問例である。質問ベクトルは、各カテゴリ(空間の典型的構成による分類)内での識別子を用いて表現する。

$$query = (1, 3, -, *, *) \quad (1)$$

-はそのカテゴリの素材を使わないことを示し、*は検索要求である。これを決定要素の特徴ベクトルの連結に展開しこれを $\vec{Q}$ とする。使用素材の決定したカテゴリ $c_1, \dots, c_k$ に相当する部分に射影を取りこれを質問ベクトル $\vec{q}$ とする。

$$\vec{q} = \Pi_{c_1, \dots, c_k} \vec{Q} \quad (2)$$

3.3 素材の決定アルゴリズム

基本アルゴリズム

素材の選択は質問ベクトルとの類似度の大きさにより重み付けされた過去の組合わせベクトル集合の平均ベクトルを基準として行う。つまり重み付けにより「より質問の組に似た過去の組」ほどより強く影響を及ぼすようにする

ある組み合わせベクトル $\vec{a} = (a_1, \dots, a_m)$ と $\vec{b} = (b_1, \dots, b_m)$ の類似度を

$$similarity(a, b) = \frac{1}{k \sqrt{\sum (a_i - b_i)^2 + 1}} \quad (3)$$

と定義する。特徴が完全に一致するときは1、類似度が下がるにしたがって0に近づく値が得らる。履歴集合内のすべての組に質問との類似度に応じた重みを定義する。ただし履歴集合は $\vec{q}$ と同様の射影が取られる。

$$W_{h_i} = similarity(\vec{q}, \Pi_{c_1, \dots, c_k} \vec{h}_i) \quad (4)$$

この時、素材の選択の基準ベクトル $\vec{y}$ は、

$$\vec{y} = \frac{\sum_{h \in H} (W_{h_i} \cdot \Pi_{c_1, \dots, c_k, c^*} \vec{h}_i)}{|H|} \quad (5)$$

H は組合わせの履歴集合をあらわし $|H|$ は組の総数、 $\vec{h}_i$ はその要素を表す。 c はカテゴリを表し c^* は検索要求カテゴリを表す。更に $\vec{y}$ の検索要求カテゴリへの射影 $\vec{Y} = \Pi_{c^*} \vec{y}$ をとる。このようにして得られた $\vec{Y}$ の検索要求のあったカテゴリに相当する部分に最も特徴の類似する素材を選択する。 $similarity(vec(o_i), \vec{Y})$ が最大となる素材 o_i が検索結果となる。

このアルゴリズムの問題点は質問ごとに履歴集合のすべてのベクトルについて終点間距離を算出してから重みを求める必要があり、そのため基準ベクトル算出の計算量が非常に大きいことである。

クラスタ単位の重み定義による計算量軽減

前出のアルゴリズムを改善するため、履歴集合への重み付けのプロセスの単純化を提案する。

図2に示すように履歴集合をあらかじめクラスタリングし各クラスタの中心すなわち代表点を求め、その代表点について重みを算出し同クラスタ内のすべての点に適用する。あるクラスタの代表点 C_i に対する重み W_{C_i} 、同クラスタ内の組の数を k_i とすると、基準ベクトル $\vec{y}$ は、

$$\vec{y} = \frac{\sum_i W_{C_i} \cdot k_i \vec{C}_i}{|H|} \quad (6)$$

この方法ではクラスタリングおよび代表点の抽出の処理は質問時に行われる必要は無いので質問への応答プロセスの負担にならない利点があると言える。さらに代表点への重み W_{C_i} に閾値を設けることにより質問時の計算量も大幅に軽減できると考えられる。

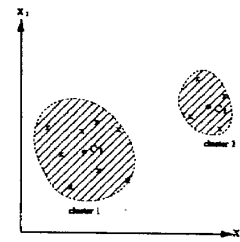


図 2: 2個のクラスタとその代表点

4 おわりに

現段階では十分なサンプルデータによる実験を行っていないが、サンプルデータへの特徴記述、組合わせのデータの収集を行いアルゴリズムの検証を行いたい。また計算量の軽減のための他のアプローチも模索したい。

謝辞

本研究の一部は、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」および文部省科学研究費重点領域研究(課題番号 08244103)による。ここに記して謝意を表す。

参考文献

- [1] S.Gibbs, C.Arapis, C.Breiteneder, V.Laloti, S.Mostafawg, J.Speier, "Virtual Studios: The State of the Art", Eurographics '96 STAR Reports.
- [2] P.Ingwensen: "Information Retrieval: A Cognitive Approach", Toppan, 1995
- [3] Y.Kidawara, F.Sawa, M.Kawauchi, K.Tanaka: "Authoring and Retrieval of Digital Assets for Virtual Studio Systems", DMIB 1997, pp11-19.
- [4] 澤 扶美, 河内 美紀, 木俣豊, 田中克己: "仮想スタジオのためのデジタル素材のオーサリングと検索", 97-DBS-113, pp77-82.