

ユーザの興味情報を考慮した大規模化3次元仮想空間の実現方法

掃部 直樹[†] 中井 優志^{††} 柴田 義孝[†]

[†]岩手県立大学ソフトウェア情報学部 ^{††}岩手県立大学ソフトウェア情報学研究科

1 はじめに

近年のコンピュータ・ネットワーク技術の向上により、音声や動画、3次元グラフィックスといった大容量高品質のマルチメディアデータを利用した Collaborative Virtual Environment (CVE) に関する研究が多数行われ [1][2][3], マルチユーザによるコミュニケーション・協調作業環境が実現されている。CVE では大規模化に伴うシステム負荷の増大やユーザビリティの低下が問題とされ、アパタ間の位置情報を用いた QoS 制御 [1] やインタラクション分析によるユーザの興味のモデル化 [2] といった研究が行われてきた。これらは、ユーザに重要な情報を優先的に提供し、不要な情報を排除することで、システム負荷の軽減とユーザビリティの向上を目的としているが、密集する状況に弱く [1], 1 対多のカンファレンス形式を想定しているため大規模 CVE は困難である [2] といった問題点がある。

これに対し、筆者らの先行研究 [3] では、大規模 CVE での利用を考慮したユーザビリティ向上のための興味解析手法を提案してきた。本稿では、さらに、大規模化を考慮したアーキテクチャによる興味情報を用いたレコメンデーション手法を提案する。これにより、ユーザの興味を考慮した CVE を構築でき、関心の高い情報へのアクセスやコミュニケーションを優先的に行うことが可能となる。

2 システム概要

本研究は、図 1 に示すように、多数の 3 次元オブジェクトで構成され、複数ユーザが協調利用する仮想環境によるシステムを想定している。ユーザはシステムへ Avatar として参加し、他のユーザや 3 次元オブジェクトとのインタラクションを行う。ユーザの行動情報から興味を算出し、興味情報に基づく Level Of Detail (LOD) 制御を行い、3 次元オブジェクトの表現を変化させることで、ユーザの興味を考慮した CVE を提供する。

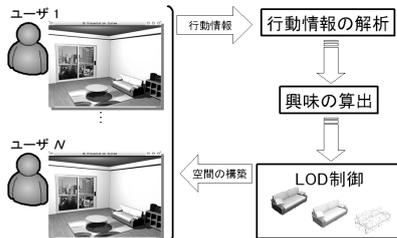


図 1: システム概要

本システムのアーキテクチャは図 2 に示すように、Overlay Network Layer, Negotiation Plane, Session Plane からなる大規模 CVE を実現するミドルウェア上に構築する。このミドルウェアは、CVE アプリケーションでの位置情報を基に論理ネットワークを構築し、ユーザ数に制限のないスケラブルな CVE を実現するものである。Interface Layer で

は、3次元仮想空間の表示とユーザが操作を行うためのインタフェースの提供を行う。Interest Control Layer では、ユーザの行動や 3 次元オブジェクト、他のユーザとの関係からユーザの興味の算出を行い、興味に基づく 3 次元オブジェクトの LOD 制御を行う。Contents Control Layer では、Overlay Network Layer から提供されるネットワーク構築、ノード検索、データ通信の機能を用いて、CVE を構築するための制御情報と 3 次元オブジェクトの送受信・管理を行う。

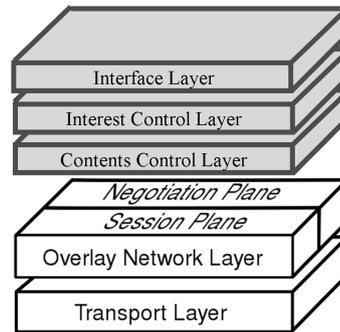


図 2: システムアーキテクチャ

3 3次元仮想空間の構成要素

本研究では、CVE で表現する 3 次元オブジェクトをユーザを表現する Avatar (総数: m), プレゼンテーションされる Artifact (総数: n), 背景を構成する Environment の 3 種に分類する。

また、プロフィール情報として、Avatar にはユーザの性別・年齢・職業・現住所といった情報を、Artifact には Artifact 名・提供者名・カテゴリ・特徴・人気ユーザ層といった情報を付加する。これらはユーザが事前に入力を行うものとする。レコメンデーション処理にプロフィール情報を考慮することで、Avatar と Artifact の特徴や提供者の意志を反映することが可能となる。

加えて、Avatar にはユーザの興味度合を表す係数 $c \in [0, 1]$ を定義し、ユーザが必要に応じて値を設定することで、興味処理に対する調整を行うことを可能にする。

4 3次元仮想空間における興味情報

ユーザの興味を考慮するために先行研究 [3] で提案された手法を基に、ユーザの興味情報を考慮した 3 次元オブジェクトの管理・表現を行う。本手法では Artifact から Avatar への興味は考慮せず、加えて Environment は対象外としている。また、Avatar と Artifact の両方を意味する場合は Contents と表現する。

4.1 興味情報の定義

興味情報を扱うために、ユーザの興味の重みを $m \times (m+n)$ の行列 W で表す。 W_{ij} は Avatar i から Contents j に対する興味の重みを表し、 $W_{ij} \in [0, 1]$ とする。

Avatar がこれまでに興味を持ってきた Contents の履歴を $m \times (m+n)$ の行列 A で表す。 A_{ij} は Avatar i の Contents j に興味を持った履歴の順位を表し、 $A_{ij} \in [0, m+n]$ とする。

Contents がこれまでに興味を持たれてきた Avatar の履歴を $(m+n) \times m$ の行列 P で表す。 P_{ij} は Contents i の Avatar j から興味を持たれた履歴の順位を表し、 $P_{ij} \in [0, m]$ とする。

Implementation of a Large Scale Collaborative Virtual Environment Considering User's Interest Information

[†] Naoki Kamon, Yoshitaka Shibata

^{††} Yushi Nakai

Faculty of Software and Information Science, Iwate Prefectural University ([†])

Graduate School of Software and Information Science, Iwate Prefectural University (^{††})

4.2 ユーザのアクションによる興味の更新

ユーザのアクションから興味を算出する。システムで想定するアクションを分類し、全てのアクションに重みを事前に定義する。Avatar i が行うアクションに対する重みを $w_i \in [0, 1]$ とし、Avatar i が Contents j にアクションを行った場合、興味の更新を式 (1) で表現する。 c_i は Avatar i に設定された興味度合である。

$$W_{ij} \leftarrow W_{ij} + w_i \cdot c_i \quad (1)$$

4.3 レコメンデーションによる興味の更新

ユーザにとって相応しいと考えられる Contents のレコメンデーションを行い、新たな Contents と興味の発見の促進をねらいとする。レコメンデーションには、興味の履歴情報を用いるものと Contents のプロフィール情報を用いるものの 2 種類がある。

Avatar が Contents に興味を持った場合に、その Contents の興味履歴からレコメンデーションを行う。興味対象が過去に興味を持った Contents、または自身と同じ対象に興味を持った Avatar は、興味傾向が類似すると考え、興味履歴 A 、 P を用いたレコメンデーションを行う。

興味履歴 A を用いたレコメンデーションは、興味対象が Avatar の場合に行われる。Avatar i が Avatar j に興味を持った場合、Avatar j の興味履歴 A を用いた興味の更新を式 (2) で表現する。 c_i は Avatar i に設定された興味度合である。

$$W_{ik} \leftarrow W_{ik} + W_{jk} \cdot c_i^{A_{jk}} \quad (2)$$

(for $1 \leq k \leq m+n$)

興味履歴 P を用いたレコメンデーションは、興味対象が Contents の場合に行われる。Avatar i が Contents j に興味を持った場合、Contents j の興味履歴 P を用いた興味の更新を式 (3) で表現する。 c_i は Avatar i に設定された興味度合である。

$$W_{ik} \leftarrow W_{ik} + c_k \cdot c_i^{P_{jk}} \quad (3)$$

(for $1 \leq k \leq m$)

プロフィール情報を考慮したレコメンデーションを行い、未知の Artifact に対する興味を予測し、ユーザが興味を持つ可能性が高い Artifact との優先的なインタラクションを実現する。これには、Artifact のプロフィール情報に対するユーザの興味傾向を分析した統計情報を用いる方法と、Artifact 提供者がターゲットとして指定したユーザ層情報を用いる方法が考えられる。本研究においては後者を用いて、ユーザのプロフィール情報と Artifact がターゲットとするユーザ層情報を比較し、その類似度によって興味情報を更新し、Artifact 提供者の意志を考慮したレコメンデーションを行う。

4.4 時間経過による興味の減衰

興味は時間の経過と共に減衰していくものと考えられる。 T 時間ごとの Avatar i の興味の減衰を式 (4) で表現する。 c_i は Avatar i に設定された興味度合である。

$$W_{ik} \leftarrow W_{ik} - W_{ik} \cdot c_i \quad (4)$$

(for $1 \leq k \leq m+n$)

4.5 3次元オブジェクトの LOD 制御

前述した手法で更新した興味の重み W を用いて、Contents の表現を行う。 W の値に閾値を設けることで、Contents の表現レベルを変化させ、興味に応じた情報の提供を行う。これにより、関心の高い情報へのアクセスやコミュニケーションを優先して行うことができる。 LOD 制御の例を示した図 3 では、興味の重み W の値に応じて、表現を変化させている。興味の重みが最も低い場合は、ワイヤーフレームで表現し、興味の重みが最も高い場合は、フルカラーの表現に加え Contents に関する情報も表示している。閾値を任意設定することで、表現レベルの調整が可能となる。



図 3: LOD (Level Of Detail) 制御例

5 プロトタイプシステム

本研究ではプロトタイプとしてヴァーチャルショッピングモールドを構築する。提案した手法により、ユーザの興味を考慮した商品のプレゼンテーションや他のユーザとのコミュニケーションを実現することで、現実では困難なサービスの提供が期待できる。

実装は Ruby 言語を使用し、OpenGL を用いてユーザインタフェースの構築を行う。また、複数のホストを実験評価用 LAN 上に配置し、プロトタイプの動作・検証を行う環境とした。

プロトタイプの動作の様子を図 4 に示す。プロトタイプでは想定するアクションを「接近」、「選択」と定義し、ユーザが興味対象に行うアクションによって興味情報の更新を行い、それに基づき商品オブジェクトの表現が変化することを確認した。図 4 は、ユーザが手前の商品オブジェクトにのみ高い関心を持ち、アクションを行った場合の動作画面である。本提案手法を用いることで、関心の高い商品オブジェクトの表現レベルを高く維持し、関心が低い商品オブジェクトとの優先的なインタラクションを可能とする。これにより、同等の興味を持つユーザや自身の興味にあった商品を効率良く探し出すことが可能となる。

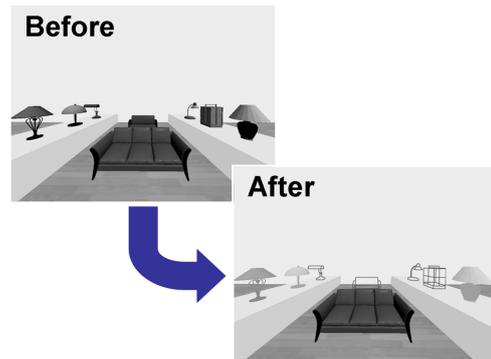


図 4: プロトタイプシステム動作画面

6 まとめ

本稿では、CVE の大規模化を考慮したアーキテクチャによるユーザの興味を用いたレコメンデーション手法を提案した。ユーザの行動情報から興味を算出し、3次元オブジェクトの表現を変化させることで、ユーザの興味を考慮した空間を構築することができる。また、興味の履歴化とプロフィール情報の付加を行い、レコメンデーション機能に用いることで、さらなるユーザビリティの向上が期待できる。

今後は、本提案手法の有無によるユーザビリティの変化についてユーザアンケートを行い、興味情報を用いた LOD 制御とレコメンデーション機能の有効性の検証を行う。

参考文献

- [1] C.Greenhalgh, J.Purbrick, and D.Snowdon, Inside massive-3: Flexible support for data consistency and world structuring. *ACM CVE '00*, pp.119-127, 2000.
- [2] D.Ding and M.Zhu, A model of dynamic interest management: interaction analysis in collaborative virtual environment. *ACM VRST '03*, pp.223-230, 2003.
- [3] Y.Nakai and Y.Shibata, Interest analysis to improve usability on the 3d virtual shared space. *INVITE '05*, pp.177-181, 2005.