

MMO-RPG ゲームシミュレータとこれを用いたデータマイニングの研究

ラック ターウォンマツト
理工学部 情報学科

1 はじめに

大規模多人数オンラインゲーム (MMOG) は急成長するオンラインコミュニティの場を提供するものとして注目を浴びている。このような大規模のコミュニティを管理するには、プレイヤーのタイプ、オンライン社会の構成、仮想経済の仕組みを特定するいくつかの研究課題を解決しなければならないが、本論文では MMOG におけるプレイヤーのタイプを特定する手法について述べる。

2 並列型シミュレータ

実験環境として Zereal[1] という MMOG の並列型シミュレータを利用する。Zereal は、人工社会 [2] を実現するためのマルチエージェントシミュレーションシステムの一つである。著者の研究協力者でもあるノルウェー工科大学の Tveit らにより 2002 年より開発が進められ、PC Cluster 上に動作し、複数のゲームワールド (world) を同時に実行できる。

Zereal のアーキテクチャは、図 1 に示すようにそれぞれの world の最新状態 (world model) を収集し、client に可視化用または分析用の情報を送る master node と、各 world におけるキラーなどのプレイヤーキャラクター (PC)、モンスターなどのノンプレイヤーキャラクター (NPC)、及びスタミナ回復用のフードアイテムなどのゲームの諸オブジェクトをシミュレートする world node で構成されている。world 間を移動できる PC は、実際の MMOG においては人間のプレイヤーが操縦するキャラクターを意味するが、Zereal では NPC と同じく自律型エージェントで実装される。

MAS は仮想社会を観察するために可視化ツールが重要である。本研究では、Tveit らにもらった version では可視化ツールが用意されていなかったため、client で実行する可視化ツールは我々の研究室で開発中の ZerealViewer を利用する。図 2 は 4 つの world を同時にシミュレートするときの ZerealViewer のスクリーンショットを示す。

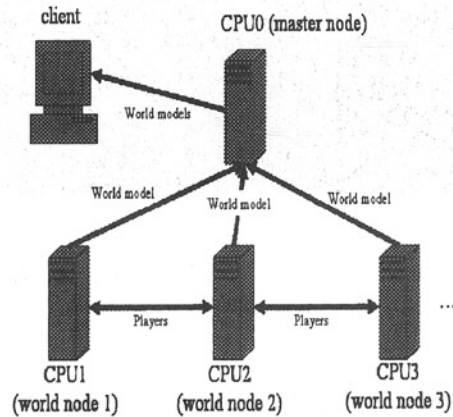


図 1: Zereal のアーキテクチャ

3 プレイヤータイプの特定

ここでは、PC を 3 つのタイプでモデル化する。これらの PC エージェントを world で動作させ、client に送られて来るキャラクターの行動のログから PC のタイプを特定する手法について述べる。

まず、それぞれの PC のタイプの概要は以下の通りである。

- **Killer:** モンスターへの攻撃を最優先する。
- **Markov Killer:** 状態遷移の確率にしたがって行動を選択する。
- **Plan Agent:** キーアイテム探しを最優先し、キーを見つけるとドアへ向かう。

これらの PC エージェントには Walk (歩く), Attack (モンスターへ攻撃), PickFood (フードアイテムを拾う), PickPotion (魔法アイテムを拾う), PickKey (キーアイテムを拾う), 及び LeaveWorld (ドアを通じて world を離れる) の 6 つの行動が共通で装備されている。表 1 は他の PC タイプと比較した場合の各行動の相対頻度を示す。なお、表 1 における「高」、「中」、「低」は列ごとの相対頻度を表す。

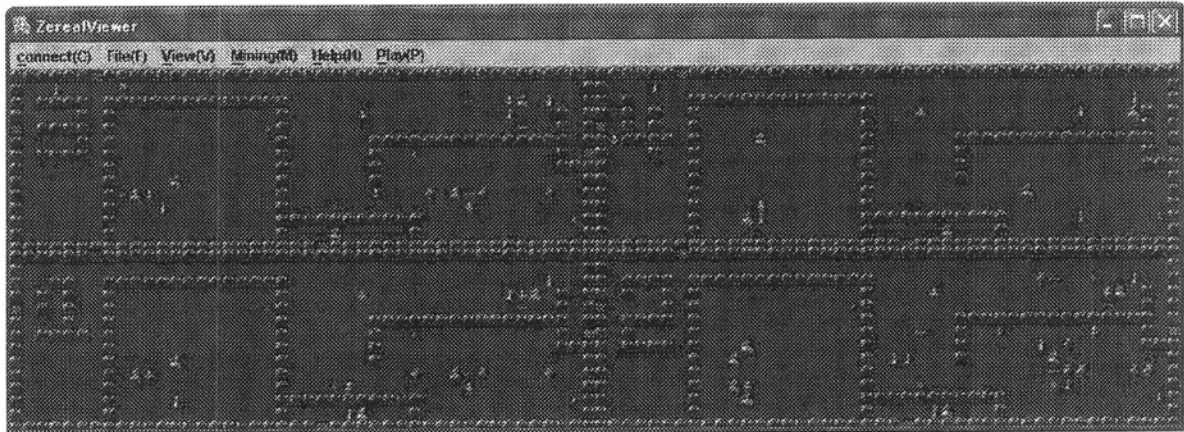


図 2: ZerealViewer のスクリーンショット

表 1: PC エージェント間の各行動の頻度比較

PC Types	Walk	Attack	PickFood	PickPotion	PickKey	LeaveWorld
Killer	低	高	中	中	低	低
Markov Killer	中	中	高	高	中	中
Plan Agent	高	低	低	低	高	高

次に、分類器とその入力について述べる。分類器に関しては、他の手法と比較して構造の決定及びパラメータの初期化が比較的容易できる、近傍数 k 及び距離関数のみを決めればよいとする記憶ベース推論 (MBR) [3] を利用する。

入力に関しては、各 PC エージェントが起こした行動のシーケンスがログに含まれているので、PC エージェント毎の各行動が占める割合を入力とする 6 つの入力からなる Input A、と PC エージェント毎の獲得したアイテム (Food, Potion, Key, Door, Monster) が占める割合を入力とする 5 つの入力からなる Input B で試みることにする。

4 実験

分類器は未知のデータに対しても正しく特定できるように設計されるべきである。未知のデータに対する認識率を汎化能力という。本実験では、この汎化能力を近似するためのものとして leave-one-out の実験法を採用した。leave-one-out 法では、 M 個のデータがある場合、まず、1 番目のデータをテスト用として選び、それ

以外のデータを学習用とする。これで第一回目の実験を実施する。次に、2 番目のデータをテスト用として選び、2 番目以外のデータを学習用とする第二回目の実験を実施する。これを M 回まで繰り返して M 回の実験結果の平均認識率を求める。

ログは 1 つの world 上にそれぞれのタイプの PC エージェント及びモンスターなどの他のオブジェクトを 5 つずつ置き、5 つの world を並列に実行して取ったものである。これにより各タイプの PC エージェントに付き 25 体分のログが得られ、合計 75 体分のログが得られた。このログを用いて Input A と Input B の実験データ (それぞれ $M=75$) が計算され、各入力値が 0 から 1 の範囲に正規化された。

実際の MMOG から取ったプレイヤーのログには、同じ状況なのに異なる行動をしたりする人間特有の曖昧さなどのノイズファクターが含まれると考えられる。この状況を想定して、Input A と Input B の実験データに対して平均 0.0 - 分散 0.01 の正規分布に従うノイズ (N レベル 0)、平均 0.0 - 分散 0.1 の正規分布に従うノイズ (N レベル 1)、平均 0.0 - 分散 0.2 の正規分布に従うノイズ (N レベル 2) を加えて再度正規化した後、実験を行った。以下は、MBR の k を 1、距離関数をユーク

表 2: MBR の汎化能力

Input	N レベル 0	N レベル 1	N レベル 2
A	97%	85%	69%
B	96%	93%	79%

クリッド距離としたときの実験結果を報告する。

表 2 はノイズのレベルが 0, 1, 2 の場合における Input A の実験データを用いた MBR の汎化能力と Input B の実験データを用いた MBR の汎化能力を示す。

この表から、ノイズが殆ど無いときはいずれもほぼ同じ汎化能力をもつが、ノイズが増えるにつれてアイテムの割合 (Input B) を入力とした MBR の汎化能力がより高いことが分かる。なお、詳細の結果及び考察は [4] で報告する予定である。

5 今後の研究課題

上記の結果を踏まえて、今後の研究課題を以下に挙げる。

- **特徴量選択・抽出:** 上記の結果が重要性を示したようにノイズにロバストな特徴量 (入力) を選択・抽出することが重要である。このための情報理論や独立成分分析による手法の研究開発を行う。
- **シーケンスマイニング:** 本論文では、行動の発生順序やアイテムの獲得順序を考慮しなかったため、ノイズが多いときに高い汎化能力が得られなかった 1 つの要因だと考えられる。このようなシーケンスデータを対象とした、シーケンスの類似度の計算法、これに基づいた自己組織化手法、分類器を研究開発する。
- **Zereal の強化:** 現時点では、Zereal のエージェントや他のオブジェクトの振る舞いの設計を支援するツールが貧弱である。GUI を改善し、より複雑な MMOG を効率的にシミュレートできるように Zereal を Tveit らと一緒に開発していく。

6 社会への波及効果

オンラインゲームの開発・運営側にとって「プレイヤーのコミュニティ管理」が重要であるという認識が高まりつつある [5]。本プロジェクトの研究成果により、

コミュニティ管理の技術を確立できるので、社会への波及効果が大きいと思われる。著者の「ゲームマイニングの野望」の公演シリーズ [6] がコンピュータエンタテインメント協会 (CESA) の技術情報総合大会である CEDEC2003 に依頼されたことなどから、ゲーム開発側がこのプロジェクトに強い関心を示していることが言える。

謝辞

Zereal の記述言語である Python 関連の開発環境を PC Cluster 上に整備していただいた (株) 富士通九州システムエンジニアリングの田中敦夫プロジェクト課長に感謝する。

参考文献

- [1] Amund Tveit, Oyvind Rein, Jorgen V. Iversen, and Mihhail Matskin, "Zereal: A Mobile Agent-based Simulator of Massively Multiplayer Games," 投稿中。
- [2] 人工社会—複雑系とマルチエージェント・シミュレーション, Joshua M. Epstein and Robert L. Axtell (著), 服部 正太, 木村香代子 (訳), 共立出版 (1999/12/25)。
- [3] データマイニング手法—営業、マーケティング、カスタマーサポートのための顧客分析, Michael J.A. Berry and Gordon Linoff (著), 江原 淳, 佐藤 栄作 (訳), 海文堂出版 (1999/09/01)。
- [4] Ruck Thawonmas, Ji-Yong Ho, and Yoshitaka Matsumoto, "Identification of Player Types in Massively Multiplayer Online Games," the 34th Annual conference of International Simulation And Gaming Association (ISAGA2003 - August 25-29, 2003), 口頭発表予定。
- [5] 新 清士, "ゲームが見るネットの夢—最終回: Game Developers Conference にネットワークゲームの未来を見る," ASCII, vol. 27, no. 5, pp. 242-245, May, 2003.
- [6] ラック ターウオンマツト, "ゲームマイニングの野望 II~ MMOG のデータマイニング ~," CEDEC2003, 招待講演予定 (2003/09/04)。