

ペトリネットを用いた、MMORPG における不正プレイヤー検出手法に関する研究

若森 一樹 指導教員：辻 孝吉

1 はじめに

1994 年以降、一般家庭の常時接続回線の急速な普及により、大人数をネットワークに接続し、ゲーム空間上で体験を共有する大人数同時参加型オンラインゲームである MMORPG (MMOG) が人気を集めている。また、近年のスマートフォンの普及に伴い、家庭のコンピュータだけでなく、場所を問わず自由に遊ぶことのできる環境が整ってきている。しかし、オンラインゲームが人気コンテンツになるにつれ、チート行為やリアルマネートレード (RMT)、ゲームボット (bot) 操作などといった不正行為が増加している。

これまでの MMORPG における不正行為に対する研究では、藤田らによる「ゲーム内におけるプレイヤーの取引量をもとに RMT を行うプレイヤーの検出方法の提案 [1]」、Chen らによる「ユーザーの移動軌跡をもとにボット操作検出するための学習方法の提案 [2]」、張らによる「関数データ解析により欠損データを復元し、クラスタリングを用いることで不正プレイヤーグループを検出する研究 [3]」などがある。しかしながら、これらの研究は全て不正発生後に、不正プレイヤーと疑われるものを検出しているものばかりで、実際にリアルタイムで不正を働いているものに対して実用性が低いものが多いのが現状である。

本研究では、上記の問題を解決するため、リアルタイムでログデータを読み込む動作をし、指定した特徴量データを得ることで不正プレイヤーを分類する方法をペトリネットを用いてモデル化・解析する方法を提案する。そのモデルを用い今回は、あるアバターのレベルの初期値から今現在のレベルまでの上昇時間が全プレイヤーのそのレベルまでの上昇時間の平均値より明らかに高い (低い) 場合を不正プレイヤーとみなし、実際のデータを用いて分類し、提案モデルの有効性を検証する。

2 ペトリネット

ペトリネット [4] はプレース、トランジションという 2 種類のノードを持つ重み付き二部有向グラフであり、初期マーキング M_0 と呼ばれる初期状態を持つ。グラフ的な表現では、プレースは円で表され、トランジションは四角形または棒で描かれる。プレースには非負整数個の点が置かれ、それらはトークンと呼ばれる。そして、プレースとトランジションを結ぶ線はアークと呼ばれる。重みはアークの本数で表されるか、アークに数字を付与して表される。重みが付与されていないアークの重みは 1 とみなされ、通常省かれることが多い。ペトリネットのマーキングの遷移はトランジションの発火により、プレース間のトークンの移動によって表現される。

2.1 カラーペトリネット

通常のペトリネットで大規模なシステムをモデル化した場合、同型な構造の部分ネットが数多く生成され、完成したモデルが大規模化してしまう恐れがある。この問題を解決するために、トークンに色を、トランジションに発火条件 (ガード関数) 及び変数の色の対応であるバインディングを、アークに変数を用いた式を付加し作成した、カラーペトリネットを使用する。カラーペ

トリネットの例を図 1 に示す。P1 は非負整数値を色とするトークンを持つ。<A> は値 A を持つ 1 つのトークンを表す。また、アーク変数は <x>、<y> など表す。トランジションのガード関数は $[y=x+1]$ のように $[\]$ で表す。P2 に色なしのトークンが投入されると、T1 は $x=A$ 、 $y=A+1$ で発火する。その後、P1、P3 に A+1 を値とするトークンが、P4 に色なしトークンが投入される。

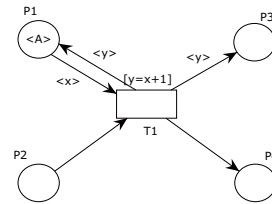


図 1 カラーペトリネットの例

3 MMORPG における不正行為の種類

MMORPG における不正行為には主に、チート行為と呼ばれる自分に有利なようにプログラムやデータを改ざんしてのプレイ、BOT と呼ばれるプログラムによる自動操作によるプレイ、リアルマネートレードと呼ばれるゲーム内の通貨やアイテムをゲームのシステム外から現実世界の貨幣で交換する行為の 3 つが存在する。これ以外にも、ゲーム内の不具合 (バグ) を利用した行為、またこれらの不正行為を広める行為も不正行為の対象となる場合がある。

4 データセット

本研究では、WoW のデータセット「WoWAH Dataset [5]」を用いて実際に検証を行う。このデータセットは 2006 年 1 月 1 日から 2009 年 1 月 10 日のデータセットである。実際のデータセットのサンプルデータを表 1 に示す。このサンプルデータは 8 つの属性で構成されており、2006 年 1 月 1 日 23 時 59 分 39 秒にサンプリングされ、サンプリング番号は 1、アバター ID は 1、ギルドには所属しておらず、種族はオーク、職業 (クラス) は戦士、接続しているサーバーは Orgrimmar ということを表している。

5 提案手法

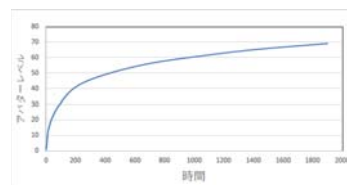


図 2 各レベルに到達するまでの必要時間

表 1 データサンプル

Query Time	Seq. #	Avatar ID	Guild	Level	Race	Class	Zone
01/01/06 23:59:39	1	467		1	Orc	Warrior	Orgrimmar
01/01/06 23:59:39	1	921	19	1	Orc	Shaman	Orgrimmar
01/02/06 00:03:31	45	1367	8	60	Undead	Warrior	Arashi Mountain

オンラインゲームに関らず、基本的にレベルが存在するゲームでは、レベルが上昇するほど、次のレベルに到達するまでの必要経験値（必要時間）は上昇する。例を図 2 に示す。図 2 はレベルごとの上昇にかかる時間をグラフ化したものである。レベルが低い場合では、次のレベルに到達するまでの時間が短い、レベルが上昇するにつれて次のレベルに到達するまでの時間は長くなるのがわかる。

本研究では、データセットの中から、どのゲームでも基本的に用いられていることが多い、“レベル”と“ゲームプレイ時間”の 2 つの属性を検証データとして用いる。本研究においての、不正プレイヤー発見のためのアルゴリズムを以下に示す。

[不正プレイヤー発見アルゴリズム]

1. データセットから、“レベル”と“ゲームプレイ時間（サンプリング時間）”の 2 つの属性を全ユーザー分抽出する。
2. 抽出したデータを用い、全ユーザーの各レベル間でのレベルに対する時間の傾きを求め、それを平均値とする。
3. リアルタイムでログデータを読み込み、そのユーザーのレベルの初期値から、現在のレベルに達するまでの時間の傾きを求める。
4. 3 で得た傾きと、2 で得た傾きを比べ、2 の傾きが基準値を外れているならば、不正プレイヤーとみなす。
5. 3 に戻って繰り返す。全てのプレイヤーが確認できたら終了。

6 シミュレーション評価

本研究では、ペトリネットツールの 1 つである CPNTools[6] を用い実際にモデル化、評価を行う。

6.1 提案モデル

本研究で作成した不正プレイヤー発見モデルを図 3 に示す。

- DataFile プレースと StdFile プレースで全ユーザーの名前とその状態でのレベル情報、全ユーザーの平均データを取得する。
- DataFile に投入されたファイルは、ReadDt トランジションで先頭のデータの一つづつ入力し、一つのファイル全て入力し終わると、Close トランジションが発火可能となり、ファイルが閉じられ次のファイルを入力し始める。
- IDs プレースには、どのプレイヤーが何回プレイしたかの情報が格納されている。よって初めてプレイしたユーザーは New id トランジションの発火により、IDs に格納され、一度でもプレイしたならば、Old id が発火可能となる
- Old id において不正プレイヤーかどうかを判断し、不正プレイヤーならば Guilty プレースに分類される。

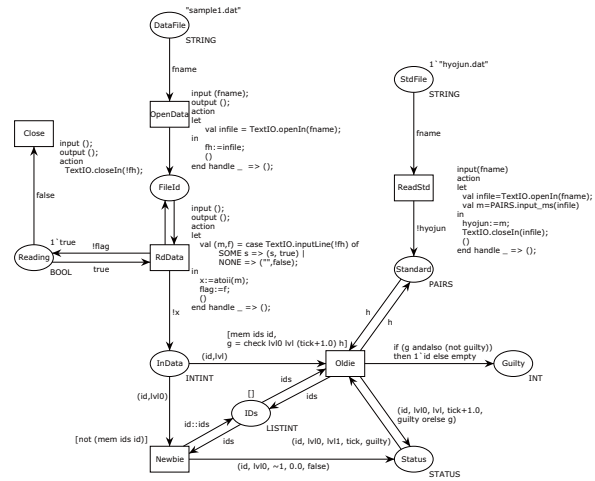


図 3 不正プレイヤー発見モデル

6.2 検証結果

本研究の具体的な検証結果は発表時に示す。

7 まとめ

リアルタイムでログデータを読み込むことで、不正プレイヤーを発見する動作をするモデルを提案・作成し、実際のデータセットを用いて、提案モデルの有用性を検証することができた。今後は、別のオンラインゲームのデータセットを用い、別の特徴データでもこの提案モデルが有効であるかを検証する必要がある。また、特徴データを増やした場合の提案モデルの改良方法も考える必要がある。さらに、特徴データの掛け合わせでどの不正行為を行っているかを判断する基準を明確に示すことができれば、不正行為自体の撲滅に繋がるのではないかと考える。

参考文献

- [1] Fujita, Atsushi, Hiroshi Itsuki, and Hitoshi Matsubara. "Detecting Real Money Traders in MMORPG by Using Trading Network." AIIDE. 2011.
- [2] Chen, Kuan-Ta, Hsing-Kuo Kenneth Pao, and Hong-Chung Chang. "Game bot identification based on manifold learning." Proceedings of the 7th ACM SIGCOMM Workshop on Network and System Support for Games. ACM, 2008.
- [3] 張 忠強, 川本 淳平, 櫻井 幸一 『オンラインゲームにおける不正プレイヤー検出のための関数データ解析による欠損データ復元』 SCIS 2016
- [4] 村田忠夫 『ペトリネットの解析と応用』 近代科学社, 1992
- [5] Yeng-Ting Lee, Kuan-Ta Chen, Yun-Maw Cheng, and Chin-Laung Lei 「World of Warcraft Avatar History Dataset」 (http://mmnet.iis.sinica.edu.tw/dl/wowah/) (2019 年 1 月 25 日参照)
- [6] LyraThemes 「CPNTools」 (http://cpntools.org/) (2019 年 1 月 25 日参照)