

# キャラクタのネットワークに基づく MMORPG中のRMT実施者の検出

藤田 篤<sup>†</sup> 五木 宏<sup>†</sup> 松原 仁<sup>†</sup>

<sup>†</sup> 公立はこだて未来大学 〒041-8655 北海道函館市亀田中野町116-2

E-mail: {fujita,g3106001,matsubar}@fun.ac.jp

**概要:** 我々は、多人数同時参加型オンラインロールプレイングゲーム (MMORPG) における主要な問題の一つである、現実世界の通貨の取引 (RMT) の解決を目指している。本稿では、キャラクタ間の仮想通貨の取引関係をキャラクタのネットワークに見立て、それに基づいて RMT 実施者を特定する手法について述べる。具体的には、キャラクタのネットワークから密に取引しているキャラクタ群 (コミュニティ) を抽出する。そして、それらを RMT の実施が疑われる順に順位付けし、各コミュニティに所属するキャラクタも同様に順位付けする。ゲーム運営会社の協力を得て、人間によって特定された RMT 実施者のリストを正解とする評価実験を行った結果、提案手法は、個々のキャラクタを直接順位付けるよりも効果的に RMT 実施者を検出できることが確認できた。

**キーワード:** RMT, MMORPG, コミュニティ抽出

## 1 はじめに

近年、ネットワークサービス技術が情報処理量、データ転送量の両面で急速に発展し、大規模なオンラインゲームが楽しめるようになってきた。オンラインゲームにおいては、アバターと呼ばれるキャラクタを介して仮想空間上で行動をすることが一般的である。アバターは、その様々なステータスが仮想世界における価値と認識され、ゲームの参加者数を増やす、運営者からのアイテム等の購入を促す等、オンラインゲームの普及、ビジネスモデルとしての定着に寄与してきた。

しかしながら、仮想世界の社会機能、経済が現実世界と同様に発展するにつれて、様々な問題も発生するようになってきた。たとえば、ユーザ間でいさかいやハラセメントが生じたり、所有する仮想通貨やアイテムの略奪、ゲームへの不正アクセス等の問題が生じている。現実世界の通貨を得るために、仮想世界における価値 (通貨、アイテム、キャラクタ・アバターそのもの) を大量に収集・売却する、RMT (Real Money Trading) という問題もある。多くの問題は、SNS (Social Network Service) 等の他のオンラインサービスにも見られ [4]、深刻な社会現象となりつつある。

我々は、オンラインゲームにおける主要な問題のうち、最後に挙げた RMT に着目している。RMT 対

するゲーム運営者の立場は二極化している。Second Life<sup>1</sup> など、いくつかのゲームでは、RMT をプレイヤーの自然な経済活動とみなし、仮想的な店舗の出店によるコストダウン、ユーザ間の個人的な取引の促進など、そのメリットを享受しようとしている。他方、日本における多くの MMORPG (Massively Multi-player Online Role-Playing Game) のように、RMT を様々な問題の原因とみなし、禁止する立場を取るゲームも少なくない。いずれの立場を取るかは、ゲームのタイプやデザインに大きく依存する。

MMORPG において RMT が惹起する問題は多岐に渡る。具体例をいくつか挙げよう。

**仮想世界の経済の不均衡:** 現実世界の通貨を得る対価として、仮想世界における巨額の通貨が操作される。これにより、仮想世界内にインフレーションが生じ、一般のプレイヤーがゲームを進める上で支障をきたす。

**他のプレイヤー・キャラクタへの直接的な加害:** RMT 実施者は、仮想世界内の通貨やアイテムを入手するために、しばしば、他のプレイヤーに直接的な危害を及ぼす。たとえば、特定の場所を占領したり、キャラクタから金品を略奪したり、キャラクタそのものを奪い取る場合もある。

<sup>1</sup><http://secondlife.com/>

**各種不正行為の助長:** RMT 実施者は、仮想世界内の通貨やアイテムを効果的に入手するために、ゲームシステムに対して不正な情報の送信（チート）、自動操縦キャラクター（ボット）の使用などの、不正行為を行う場合がある。

**ゲーム参加者の減少:** 以上の問題は他のプレイヤーに不公平感をもたらし、ゲーム運営者に対する不信感をも抱かせる。これによって一般プレイヤーがゲームをやめたり、新しいプレイヤーが参入を控えたりすると、ゲーム運営にも支障をきたす。

RMT を禁止する MMORPG の運営者は、RMT 実施者を特定し、アカウントを停止するなどの措置を取っている。ただし、RMT 実施者の特定には、一般プレイヤーからの通報内容の確認、ウェブ上の掲示板等の捜査、ゲームのログデータの分析等、膨大な時間および人的コストを要する。したがって、運営者による検証作業は不可欠であるものの、疑わしいキャラクターの自動検出や円滑な検証作業のためのインタフェースの整備等の支援技術に対する需要は高い。

このような認識に基づき、我々は、**ゲーム中のキャラクターを RMT の実施が疑われる順に順位付けする**、というタスクに取り組んでいる。本稿では、RMT 実施者が、現実世界の通貨を得る対価として仮想通貨やアイテムを頻繁にやり取りすることをふまえ、

- キャラクタ間の取引のネットワーク
- 各キャラクターの取引の規模

という 2 種類の情報に基づいて、キャラクターの RMT への関与の程度を定量化する方法について述べる。

## 2 先行研究

オンラインゲームのログデータを用いた先行研究の中には、プレイヤー・キャラクターの分類に関するものがいくつか存在する。文献 [5] では、行動ログの系列に基づいてプレイヤーを分類する手法が提案されている。この手法は、教師あり学習によるものであり、事前にキャラクターを分類した訓練データを必要とする。しかし、現実的には、そのようなデータが利用可能であるとは限らない。さらに、特定のゲームに固有の分類体系を対象としているため、得られた知見に一般性があるかどうかは不明である。文献 [8] では、一定期間のログデータにおける 428 種類の行動の量に基づいてキャラクターを分類している。ただし、各行動の主成分分析

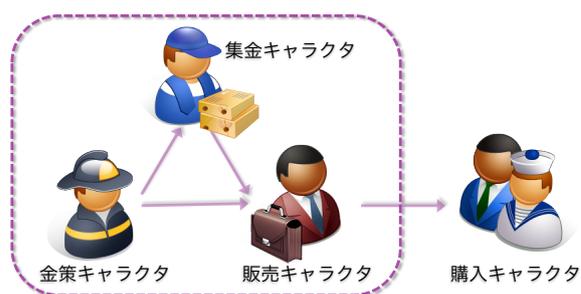


図 1: RMT における仮想通貨・アイテムの流れ

によってキャラクターを大別しているに過ぎず、特定の分類目的に対して直接応用できる可能性は低い。

上記の 2 件とは異なり、ゲームに依存しない分類体系を設定し、その自動分類に取り組んだ研究もある。このような研究においては、特定すべきプレイヤー・キャラクターの種類に応じた有用な情報を同定することが重要な課題となる。文献 [9, 1] では、キャラクターの中からボットを検出する場合は、行動の頻度や通信量の偏りが有効であることを報告している。

RMT 実施者を対象とした研究には、我々によるもの [3] しかない。この研究では、まず、RMT 実施者を次の 3 種類に分類した（図 1 も参照のこと）。

**金策キャラクター:** 仮想通貨・アイテムを RMT 実施者以外（仮想世界、NPC、一般キャラクター等）から収集するキャラクター

**販売キャラクター:** 仮想通貨・アイテムを販売して現実世界の通貨を獲得するキャラクター

**集金キャラクター:** 金策キャラクターから販売キャラクターに仮想通貨・アイテムを運搬するキャラクター

そして、一定期間のログデータから各キャラクターに関する合計 7 種類の統計量を計算し、それらの分布に基づいて次の 4 つの傾向を明らかにした。

- RMT 実施者は、膨大な通貨を操作している
  - RMT 実施者は、ほとんどチャットをしていない
  - 販売キャラクターと集金キャラクターは、ゲーム世界内での活動時間が短く、行動量も少ない
  - 金策キャラクターは、多くの時間をゲームに費やし、行動量も多いが、単位時間あたりの行動量は少ない
- さらに、各統計量による、キャラクターごとの「疑わしさ」の近似を試みた。通貨操作量の上位 1,000 キャラクターのみを対象とした調査の結果、キャラクターの種類によって「疑わしさ」の順位付けに有効な統計量は異なることが明らかになった。しかし、実際は、キャラ

クタの種別は事前には分からない。したがって、人間が検証すべきキャラクタの数を絞り込むことはできているものの、RMT実施者数の10倍以上であり、十分な効率化が実現できているとは言えない。

### 3 RMT実施者の検出手法

本稿でも、先行研究 [3] と同様、ゲーム中のキャラクタをRMTの実施が疑われる順に順位付けする。

仮想世界内にRMT実施者が何名存在するかは事前には分からない。そこで、MMORPG運営者は全順序で提示されたキャラクタの上位から順に、各キャラクタがRMT実施者であるかどうかを検証すると想定する。上位にRMT実施者を偏らせることができれば、MMORPG運営者による検証のコストを減らすことができる。実際は、RMT実施者を特定するごとに、そのキャラクタと密なつながりを持つキャラクタを優先的に検証することも考えられる。ゆえに、我々は本タスクを、検証作業にかかるコストの最大値を下げるものと位置付けている。

本研究では、RMT実施者が、現実世界の通貨を得る対価として仮想通貨やアイテムを頻繁あるいは大規模にやり取りすることに着目する。そして、次の3ステップで全キャラクタを順序付ける。

**ステップ 1. コミュニティの抽出:** 密に取引を行っているキャラクタ群 (コミュニティ) を特定する。

**ステップ 2. コミュニティの順位付け:** 頻繁あるいは大規模な取引を行っているコミュニティほど、RMTに関与している可能性が高いとみなす。

**ステップ 3. キャラクタの順位付け:** 単一のコミュニティ内で、頻繁あるいは大規模な取引を行っているキャラクタほど、RMTに関与している可能性が高いとみなす。

#### 3.1 コミュニティの抽出

コミュニティとは、ネットワークにおける、密にまとまったノードの集合のことである。近年、ウェブページのリンク、論文の引用関係、SNS等におけるユーザー間の関係など、様々なネットワークを対象として、そこからコミュニティを発見する研究が行われている。

所与のネットワークにおいて最適なコミュニティを発見することは、そのネットワークを最も適切に分割することに相当する。Newmanら [7] は、ネットワーク

表 1: キャラクタネットワークのエッジの定義

パラメタ	対象	重み
tb	取引全体	取引全体の有無
tt	取引全体	取引全体の回数
cb	金銭取引のみ	金銭取引の有無
ct	金銭取引のみ	金銭取引の回数
cv	金銭取引のみ	金銭取引の総額

をある特定の形に分割した際の、分割の良さを**モジュラリティ**(modularity)と呼び、次のように定式化した。

$$Q = \sum_i (e_{ii} - a_i^2)$$

ここで、 $e_{ii}$  および  $a_i$  は個々のコミュニティ  $c_i$  に対して、次式によって与えられる値である。

$$e_{ii} = \frac{c_i \text{ 中のノード間のエッジの数}}{\text{ネットワーク中の全エッジの数}}$$

$$a_i = \frac{c_i \text{ 中のノードを一端とするエッジの数}}{\text{ネットワーク中の全エッジの数}}$$

すなわち、モジュラリティ  $Q$  の値は、同一コミュニティ内のエッジが多く、異なるコミュニティ間のエッジが少ない分割ほど大きい。

モジュラリティを最大とするような分割を決定する問題はNP困難である。このため、高速に近似解を得るための、ボトムアップなアルゴリズム [6, 2] が提案されている。近年では、ノード数、エッジ数の多い大規模なネットワークを対象とした場合の効率化、および混合分布を前提とする生成モデルへの拡張に関する研究も見られる。

我々は、仮想世界内で取引を行っているキャラクタをノード、取引関係をエッジとするネットワークから、密に取引を行っているコミュニティを特定する。取引関係 (エッジ) の種類ならびにその重み ( $e_{ii}$ ) として、表 1 に示す 5 種類を比較する。コミュニティの抽出には、文献 [2] で提案されたアルゴリズムを用いる。このアルゴリズムは、比較的ナイーブな手法であるが、文献 [7, 6] と同じ解を効率良く求めることができる。

#### 3.2 順位付け

コミュニティ抽出に関する研究においては、抽出できたコミュニティの分布やネットワーク全体の特性を論じることが主眼となるが、本研究においては、コミュニティを抽出するだけではRMT実施者の特定には至らない。そこで、抽出したコミュニティに基づいて全キャラクタを順位付けする。先行研究 [3] において、操

表 2: 提供を受けたデータの諸元 (NPC 分を除く)

† ゲームに登録している全キャラクターではない。

期間	行動ログ レコード数	期間内の行動 キャラクター数†	RMT 実施者数			
			合計	販売	集金	金策
期間 A 2009 年 8 月 30 日～9 月 13 日 (15 日間)	308,921,785	15,250	29	10	4	15
期間 B 2009 年 11 月 18 日～12 月 8 日 (21 日間)	417,516,270	16,472	52	20	7	25
期間 C 2010 年 2 月 23 日～3 月 17 日 (23 日間)	479,468,978	18,746	106	29	23	54
期間 D 2010 年 5 月 10 日～5 月 24 日 (15 日間)	300,809,905	17,115	130	19	20	91

表 3: 取引に関する行動ログの抽出結果

期間	取引全体			金銭取引のみ			取引総額
	キャラクター数	関係数	総取引回数	キャラクター数	関係数	総取引回数	
期間 A	8,152 (29)	13,452	193,395	4,624 (29)	4,590	15,164	313,591,306,074
期間 B	9,440 (52)	17,152	278,728	5,423 (52)	5,718	18,633	392,631,400,843
期間 C	10,265 (106)	19,140	316,849	6,317 (106)	7,272	28,950	912,676,938,945
期間 D	9,358 (130)	15,785	211,041	5,174 (129)	5,413	18,682	683,310,026,086

作する通貨量が多いことが RMT への関与を強く示唆することが明らかになった。そこで、コミュニティの順位付け、キャラクターの順位付けのいずれにおいても、取引の回数あるいは総額を順位付けの指標とする。

まず、コミュニティを順位付けする。ここでは、コミュニティ内の取引の総量をそのコミュニティの RMT への関与の度合とみなす。取引の総量は、取引の有無以外の tt, ct, cv の 3 種類のいずれかによって表す。

そして、各コミュニティ内のキャラクターを順位付けする。ここでも、各キャラクターの取引全体の回数、金銭取引の回数、金銭取引の総額を RMT への関与の度合とみなす。各々を便宜的に tt, ct, cv と表記する。

## 4 評価実験

前節で述べた手法の有効性を評価するために、MMORPG の一つである『大航海時代 Online』<sup>2</sup>を対象とした実験を行った。

### 4.1 対象データ

本研究の実施にあたり、『大航海時代 Online』を運営する株式会社コーエーテクモゲームス<sup>3</sup>から、次の 2 種類のデータの提供を受けた。

- 運営担当者が特定した RMT 実施者のリスト
- ゲームのログデータ

当該ゲームの運営者らは常々 RMT 実施者の検出を行っている。このうち、表 2 に示す 4 つの期間のログデータを参照して特定された RMT 実施者のリストの提供を受けた。ゲームのログデータは、運営担当者

<sup>2</sup><http://www.gamecity.ne.jp/dol/>

<sup>3</sup><http://www.gamecity.ne.jp/>

が RMT 実施者を特定する際に参照したのと同じ期間分の、ゲーム内の各キャラクターの行動に関するデータ (以下、行動ログデータ) である。これには、個人情報等は含まれない。表 2 には、各期間内に 1 回以上の行動を行ったキャラクター数、および行動ログデータの規模を示しているが、これらには、NPC (Non Player Character) の行動は含まない。

### 4.2 コミュニティの抽出結果

まず、各期間の行動ログデータから表 1 の 5 種類の取引情報を抽出した。取引情報の統計を表 3 に示す。キャラクター数の右側の括弧内の数は、RMT 実施者のうち、各データに含まれていたキャラクター数を表す。金銭取引を行っていたキャラクター数は全体の 3 分の 1 以下、その回数も取引全体の回数の 10% 弱に過ぎない。それにもかかわらず、期間 D の 1 名以外の RMT 実施者全員を含んでおり、RMT がほとんどの場合に仮想通貨の取引を伴うことを示している。

次に、各情報に基づいてキャラクターのコミュニティを抽出した。抽出されたコミュニティの統計を表 4 に示す。表中の各記号の意味は、次の通りである。

- $Q$ : モジュラリティ
- $C$ : 抽出されたコミュニティの集合
- $C_c (\subseteq C)$ : RMT 実施者を含むコミュニティの集合

この表に示すように、期間やエッジの種類・重みによって異なるものの、RMT 実施者は少数 (最大でも 8 つ) のコミュニティにまとめられた。すなわち、次段の順位付け次第で、RMT 実施者を効率的に検出できる見通しが得られた。

表 4: コミュニティの抽出結果

パラメタ	期間 A			期間 B			期間 C			期間 D		
	$Q$	$ C $	$ C_c $	$Q$	$ C $	$ C_c $	$Q$	$ C $	$ C_c $	$Q$	$ C $	$ C_c $
tb	0.931	690	4	0.917	646	3	0.903	729	6	0.920	720	5
tt	0.986	818	1	0.986	812	3	0.985	902	3	0.984	885	6
cb	0.965	895	5	0.956	929	4	0.930	945	4	0.951	896	7
ct	0.965	909	2	0.965	947	2	0.952	986	3	0.961	911	6
cv	0.886	976	3	0.882	1,036	4	0.885	1,089	5	0.923	982	8

文献[7]において、多くのネットワークにおいて  $0.3 \leq Q \leq 0.7$  となると述べられている。これに対して、今回用いたデータでは、 $Q > 0.88$  となった。これは、取引が特定のキャラクタ間に偏っており、多くのエッジを同じコミュニティ内に含めることができたためである。ただし、金銭取引の取引総額をエッジの重みとした場合 (cv) は、他の場合よりも  $Q$  が低く、コミュニティ数も多くなった。cv では、エッジの重みの差が非常に大きい。このため、取引総額が少ないキャラクタがマージされにくくなったと推測される。

### 4.3 RMT 実施者の検出結果

本研究では、次の 3 つのパラメタの組み合わせによる、合計 45 種類の順位付けを行った。

- コミュニティ抽出: 5 種類 (tb, tt, cb, ct, cv)
- コミュニティの順位付け: 3 種類 (tt, ct, cv)
- キャラクタの順位付け: 3 種類 (tt, ct, cv)

各パラメタの優劣を他の 2 つのパラメタを固定して比較、評価した。比較は、上位  $N$  キャラクタを RMT 実施者の候補とした場合に真の RMT 実施者を何名含むかに基づいて行った。すなわち、あるパラメタの組み合わせ  $X$  が、あらゆる  $N$  の値について、別のパラメタの組み合わせ  $Y$  と同数以上の RMT 実施者を含んでいる場合、 $X$  は  $Y$  よりも優れているとみなすことにした。比較の結果、次のことが観察された。

**コミュニティ抽出:** キャラクタ間の取引の有無のみ (tb, cb) よりも、取引の回数 (tt, ct) あるいは総額 (cv) を考慮した方が結果が優れていた。ただし、tt, ct, cv の優劣は期間によって異なった。

**コミュニティの順位付け:** キャラクタ間の取引の回数 (tt, ct) よりも金額の総額 (cv) が優れた結果をもたらした。一度の取引における取引額は一定ではないため、取引の規模を定量化する際は総額を参照することが重要であったと考えられる。

**キャラクタの順位付け:** キャラクタ間のすべての取引を見る (tt) よりも、金銭取引のみ (ct, cv) に着目した方が結果が優れていた。仮想世界における価値のうち、仮想通貨が主な取引材料となっていたことが示唆される。

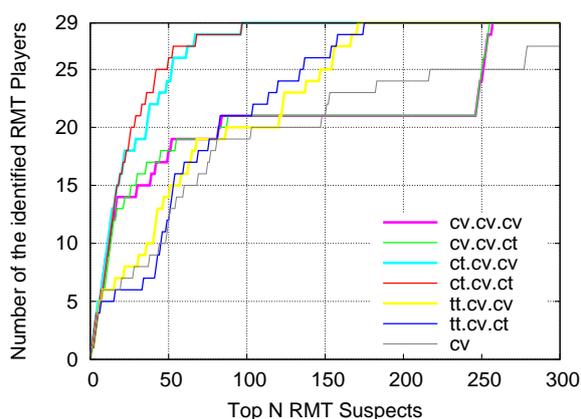
すなわち、全 45 種類の組み合わせのうち、上記のパラメタを組み合わせた 6 種類のいずれかが、あらゆる  $N$  に対して最も多くの RMT 実施者を含んでいた。

上記の 6 種類のパラメタの組み合わせ (パラメタを“.”で連結して表記)、および、コミュニティに関係なく全キャラクタを取引総額に基づいて順位付けする場合 (cv) の、上位  $N$  キャラクタ中の RMT 実施者数を図 2 に示す。期間 C 以外では、提案手法により、個々のキャラクタを直接順位付ける (cv) よりも顕著に優れた結果が得られた。期間 C についても一部の  $N$  の区間を除けば、cv よりも優れた結果が得られた。また、先行研究 [3] と同様に全 RMT 実施者を被覆する最小の  $N$  で検出性能を評価すると、期間 D 以外では ct.cv.cv が最も優れていた。

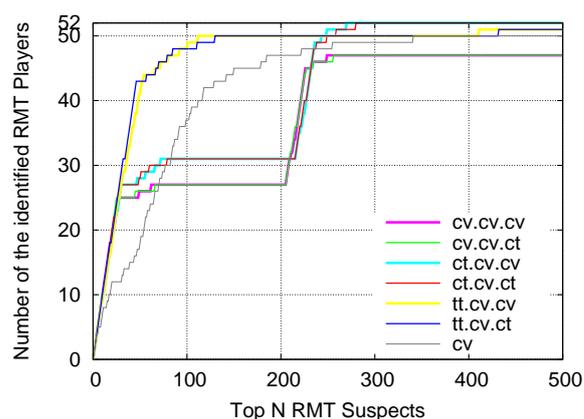
今回は、上位のコミュニティ中の全キャラクタを下位のコミュニティ中のキャラクタよりも疑うこととした。ただし、各コミュニティの比較的上位に RMT 実施者が偏っていた。また、運営者が実際に検証する際は、上位の候補を検証して RMT 実施者を特定できた時点で、そのキャラクタと結び付きの強いキャラクタを優先的に検証することも考えられる。これらをキャラクタの順位付けに採り入れることで、人間による検証のコストをさらに低減することができる可能性がある。

## 5 おわりに

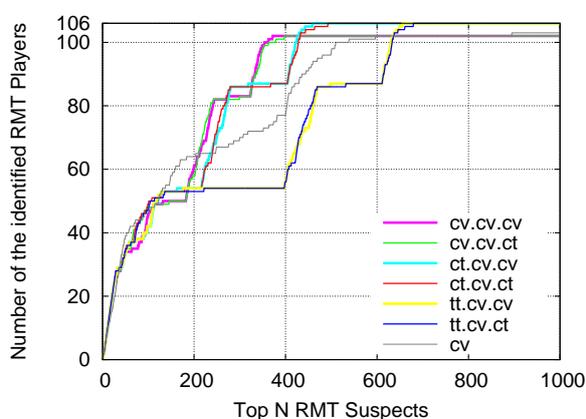
本稿では、キャラクタ間の取引のネットワークからコミュニティを抽出し、それらを順位付けして RMT 実施者を検出する手法を提案した。実際の MMORPG のログデータを用いた実験を通じて、取引が特定のキャラクタ間に偏っていることを明らかにするとともに、



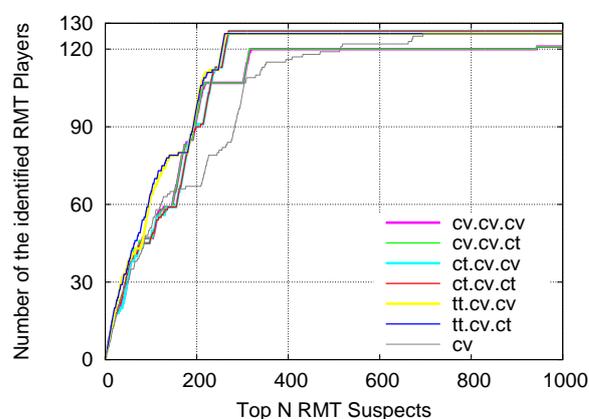
(a) 期間 A (RMT 実施者数: 29)



(b) 期間 B (RMT 実施者数: 52)



(c) 期間 C (RMT 実施者数: 106)



(d) 期間 D (RMT 実施者数: 130)

図 2: 上位  $N$  キャラクタに含まれる RMT 実施者の数

個々のキャラクタを直接順位付けするよりも優れた性能を持つことを確認した。

今後は、より短い期間のログデータからでも同様の結果が得られるか否か、および、他の MMORPG における提案手法の有効性を検証する予定である。

**謝辞** 本研究を実施するにあたり、株式会社コーエーテクモゲームスから、各種データの提供を受けました。ここに記して厚く御礼申し上げます。

## 参考文献

- [1] K.-T. Chen, J.-W. Jiang, P. Huang, H.-H. Chu, C.-L. Lei, and W.-C. Chen. Identifying MMORPG bots: A traffic analysis approach. *EURASIP Journal on Advances in Signal Processing*, 2009:1–22, 2009.
- [2] A. Clauset, M. E. J. Newman, and C. Moore. Finding community structure in very large networks. *Physical Review E*, 70(066111), 2004.
- [3] H. Itsuki, A. Takeuchi, A. Fujita, and H. Matsubara. Exploiting MMORPG log data toward efficient RMT player detection. In *Proc. of ACE*, 2010.
- [4] V. Lehdonvirta. Virtual item sales as a revenue model: Identifying attributes that drive purchase decisions. *Electronic Commerce Research*, 9(1-2):97–113, 2009.
- [5] Y. Matsumoto and R. Thawonmas. MMOG player classification using hidden Markov models. In *Proc. of ICEC*, pp. 429–434, 2004.
- [6] M. E. J. Newman. Fast algorithm for detecting community structure in networks. *Physical Review E*, 69(066133), 2004.
- [7] M. E. J. Newman and M. Girvan. Finding and evaluating community structure in networks. *Physical Review*, 69(026113), 2004.
- [8] 副田, 松原. オンラインゲーム運営補助のためのツール. *人工知能学会誌*, 23(1):68–73, 2008.
- [9] R. Thawonmas, Y. Kashifuji, and K.-T. Chen. Detection of MMORPG bots based on behavior analysis. In *Proc. of ACE*, pp. 91–94, 2008.