

隠れマルコフモデルを用いたソーシャルゲームユーザの行動分類

河津 裕貴^{1,a)} 鳥海 不二夫^{1,b)} 高野 雅典^{2,c)} 和田 計也^{2,d)} 福田 一郎^{2,e)}

概要：ソーシャルゲームは多くの人が所有するモバイル端末に対して提供されるため、ユーザ層は幅広く大きな市場を持つ。そのゲームでは、明確なゴールが設定されていないことが多いため、ユーザの楽しみ方は多岐にわたる。ところが、ユーザがどのような楽しみ方をしているのかを定量的に明らかにした研究はない。本稿ではユーザの行動ログの定量的な分析に基づき、ソーシャルゲームにおけるユーザの楽しみ方を検出する手法を構築する。ゲーム上でユーザがとる行動はその時々々の楽しみ方に基づくと考えられる。そこで隠れマルコフモデルを用い、ユーザの行動系列から抽象的な行動状態を抽出する。その行動状態を分析した結果、ゲーム内のイベントに熱中する状態や他ユーザと会話をする状態等、様々な楽しみ方に対応する行動状態を確認した。また他ユーザと会話をしつつイベントを遊ぶといった、楽しみ方の細かい違いも抽出できていることを確認した。

キーワード：ソーシャルゲーム, 隠れマルコフモデル

1. はじめに

近年、ゲームの持つ人を惹き付ける魅力が様々な注目を集めている。ゲームの持つ中毒性 [4] や過激なゲームが子供の成長に与える影響 [1] など悪い影響が注目される一方で、ゲームの人を惹き付ける魅力を社会に役立てるゲーミフィケーションという概念も広く知られる。ゲーミフィケーションの基本的な着想は、ゲームの持つ人間のモチベーションを刺激し高める仕組みを、様々な課題解決に応用するというものであり [14]、様々なサービス [6] や教育 [7] への応用が模索されている。

ゲームの如何なる要素にモチベーションを刺激されるかは、ユーザ毎に異なる。そのためゲームの持つ人間のモチベーションを刺激し高める仕組みを理解するには、ユーザの楽しみ方を分析し、ゲームに感じる面白さを適切に抽出する必要がある。BartleらはMUD (Multi-User Dungeon) と呼ばれるテキストベースのオンラインゲームの分析から、ゲームプレイヤーは「Achiever」、「Explorer」、「Socializer」、「Killer」の4つに大別できるとし、同じゲームで

も楽しみ方が複数あることを報告している [2]。Bartleによると、「Achiever」は自身の成長やゲーム内に用意されたミッションのクリアにより達成意欲を満たすことで動機づけられ、「Explorer」はゲームに用意された要素を発見し好奇心を満たすことに動機づけられる。また「Socializer」は他ユーザとの交流により承認欲求を満たすことで動機づけられ、「Killer」は他ユーザと競争し倒す優越感を得ることで動機づけされるとしている。

一方、ソーシャルゲームは多くの人が所有するモバイル端末に対して提供されるため、ユーザ層は幅広い。また従来のパッケージゲームと違い、ゲームの内容は常に追加や更新が可能であり、それに起因し明確なゴールが設定されていないことが多いため [12]、ユーザの楽しみ方は多岐にわたると考えられる。ところが、ユーザがどのような楽しみ方をしているのかを定量的に明らかにした研究はない。そこで我々はソーシャルゲームにおけるユーザの楽しみ方を定量的に分析する手法を検討する。

ユーザの楽しみ方は様々あり、ゲーム上でユーザがとる行動はその時々々の抽象的な楽しみ方に基づくと考えられる。そこで本稿ではソーシャルゲームユーザの行動ログの分析により、ユーザの行動を抽象的に抽出した事例について述べる。まず隠れマルコフモデルを用いて、ユーザ群の行動系列から抽象的な行動状態を抽出する。そしてこれらの遷移確率を基に状態遷移ネットワークを構築し、代表的な行

¹ 東京大学 大学院工学系研究科

² 株式会社サイバーエージェント

a) kawazu@crimson.q.t.u-tokyo.ac.jp

b) tori@sys.t.u-tokyo.ac.jp

c) takano.masanori@cyberagent.co.jp

d) wada.kazuya@cyberagent.co.jp

e) fukuda.ichiro@cyberagent.co.jp

表 1 使用データ

サービス名	ガールフレンド (仮)
種類	カードバトル系ソーシャルゲーム
期間	2013/3/20 - 2013/5/19

動状態について分析する。

2. データセット

本稿では表 1 のデータを対象に分析した。本研究を行うにあたって、対象サービスを運営する株式会社サイバーエージェント^{*1} から学術的な目的でデータの提供を受けた。

本稿ではユーザの行動系列としてアクセスログ系列を使用した。アクセスログとはユーザがゲーム上のページを閲覧する度に出力されるログであり、ゲーム上のユーザの行動のほとんどはページ遷移を伴うこと、及び比較的サービス固有のデータにならないことから選択した。提供を受けたアクセスログは匿名化されたユーザ ID、閲覧ページの URL 及びタイムスタンプから構成される。ユーザ毎に、期間中のアクセスログを時系列順に一つに繋げた物を行動系列と定義する。

アクセスログはページを開いた場合のみ出力するため、現状ではユーザがゲームを閉じたことを直接判別できるデータはない。そこでユーザがゲームから離れている状態を表現するためにダミー変数を導入した。ユーザが一定時間アクセスしなかった場合、その間隔に応じたダミー変数を挿入した。ダミー変数の種類とそれぞれが表す間隔を表 2 に示す。

訓練データ量の観点から、期間の最初の 1 ヶ月間の内 5 日以上ログインしたユーザからランダムサンプリングした 1000 人のデータを使用した。

また、データ処理の簡便さの観点から、ページ名を 1 階層に集約した。例えば、[/card/A] という URL のページと [/card/B] という URL のページは同じ [card] というページとして扱った。

3. 行動の抽象的抽出

3.1 隠れマルコフモデル

ユーザの行動系列はその時々楽しみ方に基づき形成されると考えられる。そこで、本稿では隠れマルコフモデル [11] を用いて、ユーザの行動系列から抽象的な行動状態を抽出することで、ユーザの楽しみ方の定量的分析を行った。

隠れマルコフモデルとは系列データを扱う状態空間モデ

表 2 ダミー変数

ダミー変数	表す間隔
DUM-L	48 時間以上
DUM-M	8 時間以上
DUM-S	2 時間以上

ルの一種である。直接観測されない離散的な潜在変数がマルコフ過程を構成しており、観測される変数は各時刻の潜在変数に対応する出力確率分布に従って出力される出力変数であると仮定して、データの生成モデルを構築する。時刻 n における潜在変数を z_n とすると、一次マルコフ連鎖を構成している仮定から、

$$p(z_n|z_1, z_2, \dots, z_{n-1}) = p(z_n|z_{n-1})$$

となる。出力変数を x_n とすると、時刻 N までにおける潜在変数と出力変数の同時確率 Q は以下で表される。

$$\begin{aligned} Q(X, Z) &= p(x_1, x_2, \dots, x_N, z_1, z_2, \dots, z_N) \\ &= p(z_1) \left[\prod_{n=1}^N p(z_n|z_{n-1}) \right] \prod_{n=1}^N p(x_n|z_n) \end{aligned}$$

上式から、同時確率を記述するパラメータには、以下の式で表される初期確率 π 、各時刻における潜在変数の遷移確率 A 、出力変数の条件つき確率 Σ があることが分かる ($i, j = 1, 2, \dots, L$. $k = 1, 2, \dots, K$).

$$\begin{aligned} \pi_i &= p(z_i) \\ A_{ij} &= p(z_j|z_i) \\ \Sigma_{ik} &= p(x_k|z_i) \end{aligned} \quad (1)$$

隠れマルコフモデルでは Baum-Welch アルゴリズム [5] を用いて、同時確率 Q を最大化するパラメータ集合 θ^* を算出する。

$$\begin{aligned} \theta &= \pi, A, \Sigma \\ \theta^* &= \arg \max Q(X, Z|\theta) \end{aligned}$$

本稿では 1000 ユーザの行動系列、つまり 1000 個の観測データを基に 1 つの隠れマルコフモデルを構築した。出力変数 x_k はページ k を表す離散変数となる。得られる潜在変数 z_i は、以下の式で表される出力確率分布 Σ_i によって特徴づけられる。

$$\Sigma_i = (p(x_1|z_i), p(x_2|z_i), \dots, p(x_K|z_i))$$

各々にページの出力確率分布を持つ潜在変数は、ユーザの様々な楽しみ方に対応する潜在的な状態と考えられる。本稿ではこれを行動状態と呼ぶことにする。また潜在変数の数は 100 個とした。1 章で述べたように、ソーシャルゲームではユーザの楽しみ方は多岐にわたると考えられるため、十分多いと考えられる数にした。

3.2 行動状態の概要

隠れマルコフモデルにより得られた行動状態の関係を可視化するため、多次元尺度構成法 [8] を用いる。SMACOF (Scaling by Majorizing a Complicated Function) [9] アルゴリズムを用いて、多次元ベクトルである各々の行動状態

*1 <https://www.cyberagent.co.jp>

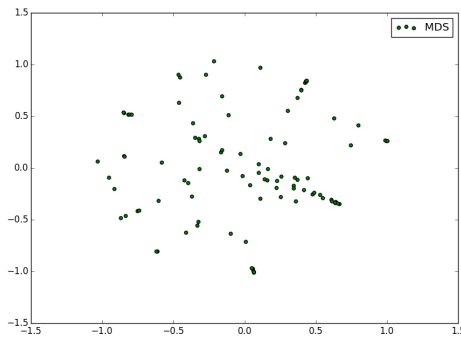


図 1 多次元尺度構成法による各行動状態の位置関係図

表 3 各クラスターの中心点において出力確率の高い 5 ページ

id	数					
C0	30	DUM-S	mypage	job	profile	DUM-M
		0.1186	0.1034	0.1012	0.0828	0.0719
C1	12	raid	mypage	giftbox	job	quest
		0.8600	0.0819	0.0097	0.0094	0.0079
C2	10	marathon	battle	giftbox	mypage	upgrade
		0.9160	0.0507	0.0060	0.0054	0.0040
C3	5	upgrade	mypage	evolution	card	giftbox
		0.8879	0.0299	0.0195	0.0192	0.0161
C4	25	mypage	grade	giftbox	job	cupid
		0.7158	0.0383	0.0381	0.0338	0.0195
C5	2	battle	treasure	marathon	item	mypage
		0.9705	0.0068	0.0057	0.0045	0.0032
C6	5	giftbox	mypage	raid	upgrade	card
		0.9649	0.0099	0.0077	0.0027	0.0021
C7	5	evolution	mypage	card	upgrade	cupid
		0.9347	0.0291	0.0080	0.0071	0.0059
C8	3	cupid	mypage	giftbox	landing	evolution
		0.9448	0.0198	0.0160	0.0070	0.0023
C9	3	card	mypage	evolution	upgrade	deck
		0.8495	0.0600	0.0348	0.0154	0.0107

の出力確率分布を 2 次元空間に写像したものを図 1 に示す。SMACOF アルゴリズムでは似ているものほど近くに配置するため、図 1 の右下部の比較的密集している点や、右上部や左下部などの同じ方向に伸びて分布している点は、同じ傾向の出力確率分布を持つ行動状態群だと考えられる。

この行動状態の傾向を調査するため、行動状態の分類を行う。出力確率分布を特徴量とし、k-means 法 [10] を用いて 10 個のクラスターにクラスタリングした。表 3 にクラスターの特徴として、各クラスターの中心点において出力確率の高いページ 5 つとその確率を載せた。中心点の出力確率分布とは、クラスターに属する行動状態の出力確率分布の平均をとったものとする。また各ページの詳細な説明や、ソーシャルゲームの用語の説明は付録 A に示す。

表 3 より、クラスター C1 は [raid]、クラスター C2 は [marathon] が高い確率で出力されている。主にソーシャルゲームで頻りに開催される *2 レイドイベントやマラソンイ

*2 必ずしも一般に当てはまるとは限らない。

イベントを遊ぶ状態群と考えられる。クラスター C5 は [battle] の出力確率が高く、主にソーシャルゲームの基本要素である他ユーザとのバトルを遊ぶ状態群と考えられる。クラスター C3, C7, C9 はカードを一覧するページやカードを育てるページ、カードを受け取るページが見られ、カードを強くして楽しむ状態群と考えられる。クラスター C6 はアイテムを受け取るページが最も高くなっているが、これは受け取り待ちアイテムが多数あると目的のアイテムを探す際に何回かページ遷移をするため、その行動系列を抽出した行動状態だと考えられる。クラスター C8 はガチャのページや手に入れたアイテムを受け取るページがあるため、新しいカードを手に入れて楽しむ状態群と考えられる。一方クラスター C0 は最も高い確率のページでも 0.12 ほどしかない。これは様々な種類の行動状態が集まってしまっているクラスターであると考えられる。また多くのクラスターで [mypage] が上位に出力されている。これは、ユーザは様々な場面で自分のステータスを確認したり、他ページへ遷移する際のハブとして [mypage] を使っているからだと考えられる。

4. 状態遷移ネットワークの分析

4.1 コミュニティ分割

本節では、隠れマルコフモデルにより得られた行動状態の遷移確率に着目した分析を行う。まず、行動状態をノードとし行動状態間の遷移確率をエッジとした有向重み付きネットワークを構築する。ただし簡便さの観点から、確率 0.01 以上のエッジのみを扱った。このネットワーク上でエッジが密になっている個所はその間で遷移が起こりやすいことを示すため、ユーザが滞在しやすい状態群だと考えられる。滞在しやすい状態群を抽出するためにコミュニティ分割を行う。Louvain 法 [3] を用いて、モジュラリティが最大となるようにコミュニティ分割を行ったところ、3 つのコミュニティに分割されたところでモジュラリティが最大値 0.592 となった。ただし簡便さの観点から、重みを一律にするとともに、無向ネットワークとして扱い計算した。ノードの属するコミュニティに基づき色分けしたネットワークを図 2 に示す。同図より、ネットワークはおよそ 3 つの状態群に別れており、それぞれが Louvain 法により得られたコミュニティに対応していることが分かる。

各コミュニティがどのような特徴をもつ状態群なのか調査するため、各コミュニティのノード数を前章で得られたクラスター別に集計し、表 4 に示す。同表より、クラスター C2 のノードは全てコミュニティ 1 に属しており、コミュニ

表 4 コミュニティ及びクラスターの所属ノード数マトリクス

cluster id	C0	C1	C2	C3	C4	C5	C6	C7	C8	C9
community0	19	1	0	2	10	1	2	3	1	1
community1	6	0	10	1	8	1	1	1	1	2
community2	5	11	0	2	7	0	2	1	1	0

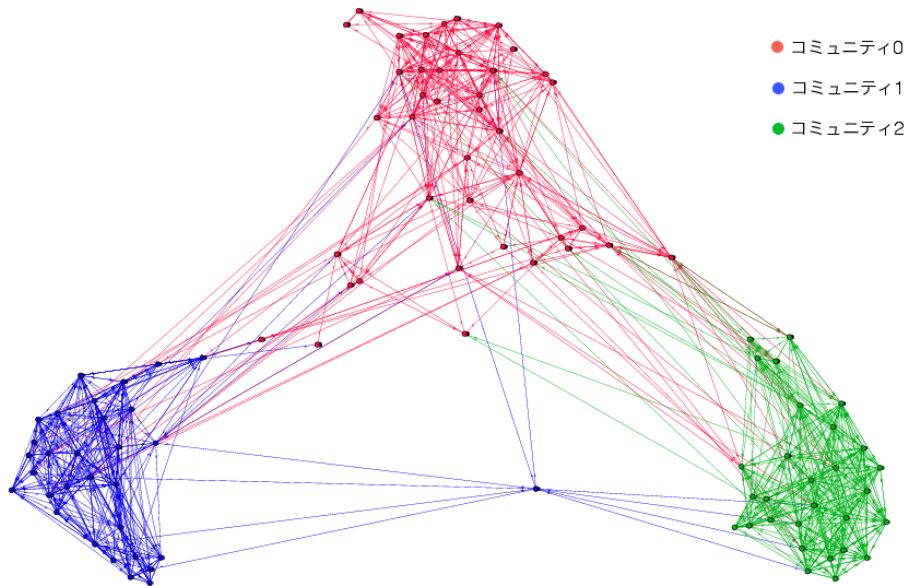


図 2 状態遷移ネットワーク

ティ 1 はマラソンイベント時に生じやすい状態群だと考えられる。同様にクラスター C1 のノードのほとんどはコミュニティ 2 に属しており、コミュニティ 2 はレイドイベント時に生じやすい状態群だと考えられる。一方コミュニティ 0 にはクラスター C1, C2 のノードはほぼ属しておらず、イベントの開催されていない期間やイベントを遊ばないユーザが滞在しやすい状態群だと考えられる。

4.2 定常分布の分析

ユーザが高い確率で滞在する個々の行動状態を分析するために、前節で得られたネットワーク上でランダムウォークを十分な時間行った後に滞在している確率が高い行動状態を抽出する。これはマルコフ過程の定常分布を求めることで得られる。行動状態即ち潜在変数は式 1 で定義される遷移確率行列 A 及び初期確率 π に基づくマルコフ過程を構成しており、時刻 n において行動状態が $z_i (i = 1, 2, \dots, L)$ である確率を $q_i(n)$ とすると、時刻 n における状態確率分布 $q(n)$ は以下の式で与えられる。

$$\begin{aligned} q(n) &= (q_1(n), q_2(n), \dots, q_L(n)) \\ &= \pi A^n \end{aligned}$$

n を $q(n)$ が収束するほど十分大きくすることで、十分な時間経過後に各行動状態に滞在している確率が得られる。表 5 は定常分布において確率の高い行動状態 20 個と各々の出力確率分布で確率の高いページ 5 つを示したものである。

いくつかの行動状態は高確率で [raid] や [marathon] 等のイベントページを出力しており、イベントに熱中している状態を表すと考えられる。また id17, 49 の行動状態は [marathon] [battle] を出力しており、期間限定のマラソン

イベントを遊びつつ、常に用意されている基本要素であるバトルも怠らず遊ぶ状態だと考えられる。同様に id57 の行動状態は期間限定のレイドイベントを遊びつつ、常に用意されている基本要素であるクエストも怠らず遊ぶ状態だと考えられる。id24 の行動状態は [clubcup] [giftbox] [item] 等を出力しており、ギルド対抗イベントを遊びつつ、イベントの過程で新しく手に入れたアイテムをすぐ受け取り使用する楽しみ方をしている状態と考えられる。id15 の行動状態は [raid] に加え [club] ページを出力しており、同じギルド^{*3} のユーザと会話や情報交換をしながらイベントを遊ぶ状態と考えられる。id16, 80, 34, 63 の行動状態は [evolution] [upgrade] [card] 等カードに関するページが出力されており、カードを確認したり強化する楽しみ方をしている状態と考えられる。id50 の行動状態は [profile] [friend] を出力しており、他ユーザとの会話やインタラクションを楽しむ状態と考えられる。

ユーザが滞在する確率の高い行動状態には、マラソンイベント、レイドイベントを主とする行動状態が多く見られた。ソーシャルゲームにおいて、バトルやクエスト等の基本要素はいつでも遊ぶことができるのに対し、イベントでは個々のイベントでしか手に入らないアイテムやカードが存在するため^{*4}、多くのユーザが力をいれて遊ぶのだと考えられる。また、ほとんどマラソンイベントのみ遊ぶ行動状態がある一方で、マラソンイベントを主としながらもわずかながらバトルも遊ぶ行動状態も見られた。これはマラソンイベントを遊ぶために消費するポイントとバトルを遊ぶために消費するポイントは異なるため、ポイントを無駄

^{*3} 互いに協力してプレイするため結成される、ゲーム内のチーム。

^{*4} 必ずしも一般に当てはまるとは限らない。

表 5 滞在確率の高いノードにおいて出力確率の高い 5 ページ

id	滞在確率					
60	0.0713	marathon	shop	""	upgrade	quest
		0.9994	0.0002	0.0001	0.0001	0.0001
65	0.0390	raid	DUM-S	mypage	dear	deck
		0.9906	0.0072	0.0010	0.0004	0.0002
17	0.0318	marathon	battle	giftbox	mypage	upgrade
		0.9661	0.0081	0.0065	0.0060	0.0023
49	0.0313	battle	marathon	mypage	grade	item
		0.9693	0.0105	0.0054	0.0045	0.0042
95	0.0294	raid	shop	mypage	item	""
		0.9938	0.0024	0.0023	0.0007	0.0005
12	0.0254	giftbox	upgrade	mypage	card	evolution
		0.9838	0.0094	0.0044	0.0011	0.0005
15	0.0241	raid	mypage	club	giftbox	deck
		0.4903	0.3823	0.0338	0.0218	0.0111
62	0.0239	raid	DUM-S	mypage	shop	cupid
		0.9768	0.0144	0.0072	0.0008	0.0002
73	0.0217	raid	mypage	DUM-S	giftbox	shop
		0.9867	0.0092	0.0019	0.0006	0.0006
16	0.0202	upgrade	evolution	card	cupid	mypage
		0.9488	0.0198	0.0103	0.0075	0.0049
80	0.0196	evolution	mypage	giftbox	card	upgrade
		0.9705	0.0115	0.0057	0.0031	0.0024
71	0.0193	marathon	item	DUM-S	card	upgrade
		0.9978	0.0009	0.0004	0.0002	0.0002
92	0.0190	battle	treasure	item	DUM-S	""
		0.9717	0.0119	0.0048	0.0044	0.0027
52	0.0190	cupid	giftbox	mypage	landing	buddy
		0.9874	0.0035	0.0031	0.0023	0.0010
24	0.0187	clubcup	mypage	giftbox	club	item
		0.8530	0.0599	0.0421	0.0171	0.0103
91	0.0181	raid	shop	""	mypage	giftbox
		0.9913	0.0029	0.0025	0.0019	0.0007
50	0.0160	profile	friend	cupid	mypage	card
		0.9364	0.0486	0.0056	0.0042	0.0042
34	0.0155	upgrade	evolution	cupid	giftbox	mypage
		0.9815	0.0093	0.0038	0.0020	0.0014
57	0.0143	raid	mypage	quest	giftbox	job
		0.7399	0.1393	0.0419	0.0316	0.0259
63	0.0143	upgrade	mypage	card	evolution	cupid
		0.7521	0.0626	0.0516	0.0446	0.0267

にしないように^{*5} バトルも遊ぶといった楽しみ方だと考えられる。

抽出された結果は Bartle らの提唱するゲームプレイヤーの分類にある程度調和した結果となっている。バトルを主とする行動状態やイベントに熱中している行動状態は「Achiever」や「Killer」に相当する楽しみ方であり、ギルドページに寄りたり他ユーザとの会話を主とする行動状態は「Socializer」に相当する。一方で、ギルドメンバーと会話をしつつイベントを遊ぶといった、複数の属性をもつ行動状態も抽出されている。Bartle はユーザは 4 種類の内一つに属するのではなく、複数の属性を違う割合で持っている

^{*5} 対象サービス内において、イベントやバトル等を遊ぶためには、時間経過で回復するポイントを払う必要がある。ユーザが保有できるポイントの最大値は決まっているため、保有ポイントが最大状態が続くと回復するはずのポイントが無駄になってしまう。

しており [2], そのような複数の属性を反映する楽しみ方に対応していると考えられる。

以上のように、楽しみ方の細かい違いや複数の属性を反映した行動状態が抽出できていると考えられる。

5. まとめ

本稿ではソーシャルゲームユーザがどのような楽しみ方をしているのか、ユーザの行動ログに基づいて定量的に検出する手法の検討を行った。まず隠れマルコフモデルを用いて、ユーザの行動を抽象的に抽出した。どのような行動状態があるか傾向を調査し、ソーシャルゲームのイベントや基本的要素を遊んでいる状態が抽出されていることを確認した。次に状態間の遷移確率に着目した分析を行った。状態遷移ネットワークを構築し、ネットワーク上でユーザが滞在しやすい行動状態を抽出した結果、イベントに熱中する行動状態や他ユーザと会話をする行動状態等、様々な楽しみ方を確認した。またイベントを遊ぶ状態の中でも、イベントに熱中し続ける楽しみ方や、ギルドページに寄り仲間と共にイベントを進める楽しみ方が見られる等、楽しみ方の細かい違いも抽出されていることを確認した。

今後の展開としては、ユーザ毎の行動状態遷移に焦点を当て、遷移事例を細かく分析することや、これを利用したユーザの分類を行うことが挙げられる。また、ユーザの滞在しやすい状態群を細かく抽出するために、サイズの小さいコミュニティの分析を行うことで、さらなる知見が得られると期待される。

参考文献

- [1] Anderson Craig A., Douglas A. Gentile, and Katherine E. Buckley. *Violent video game effects on children and adolescents*. Oxford University Press, 2007.
- [2] Bartle and Richard. Hearts, clubs, diamonds, spades: Players who suit muds. *Journal of MUD research*, Vol. 1.1, p. 19, 1996.
- [3] Blondel, V. D., Guillaume, J. L., Lambiotte R., and Lefebvre E. Fast unfolding of communities in large networks. *Journal of Statistical Mechanics: Theory and Experiment*, Vol. 10, p. P10008, 2008.
- [4] Charlton, John P., and Ian DW Danforth. Distinguishing addiction and high engagement in the context of on-line game playing. *Computers in Human Behavior*, Vol. 23.3, pp. 1531–1548, 2007.
- [5] Baum L. E., Petrie T., Soules G., and Weiss N. A maximization technique occurring in the statistical analysis of probabilistic functions of markov chains. *The annals of mathematical statistics*, pp. 164–171, 1970.
- [6] Zichermann G. and Cunningham C. *Gamification by design: Implementing game mechanics in web and mobile apps*. O'Reilly Media, Inc., 2011.
- [7] Huizenga J., Admiraal W., Akkerman S., and Dam G. T. Mobile game based learning in secondary education: engagement, motivation and learning in a mobile city game. *Journal of Computer Assisted Learning*, Vol. 25(4), pp. 332–344, 2009.
- [8] Jain, Anil K., Robert PW Duin, and Jianchang Mao.

Statistical pattern recognition: A review. *Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on*, Vol. 22.1, pp. 4-37, 2000.

- [9] De Leeuw and Jan. Applications of convex analysis to multidimensional scaling. *Department of Statistics, UCLA*, 2005.
- [10] MacQueen. Some methods for classification and analysis of multivariate observations. In *Proceedings of 5th Berkeley Symposium on Mathematical Statistics and Probability*, 1967.
- [11] Rabiner and Lawrence R. A tutorial on hidden markov models and selected applications in speech recognition. *Proceedings of the IEEE*, Vol. 77.2, pp. 257-286, 1989.
- [12] まつもとあつし. ソーシャルゲームのすごい仕組み. アスキー・メディアワークス, 2012.
- [13] 深田浩嗣. ソーシャルゲームはなぜハマるのか ゲームフィクションが変える顧客満足. SB クリエイティブ, 2011.
- [14] 神馬豪, 石田宏実, 木下裕司. ゲームフィクション. 大和出版, 2012.

付 録

A.1 URL の説明

本稿の分析対象サービスにおける, 主な URL が示すページの説明を表 A.1 及び表 A.2 に記す.

表 A.1 URL の示すページの説明

URL	ページ
mypage	ハブページ. 主に自分のステータスや様々なページへのリンクが表示される.
top	ゲームのトップページ. 主にゲームを開始した際に開かれる.
””	[top] のエイリアス.
battle	バトルページ. 主な目的は, 他ユーザとカードバトルを行うこと.
quest	クエストページ. 主な目的は, 「クエスト」と呼ばれるミッションをクリアすること.
club	ギルドページ. 主な目的は, ギルドのステータスを確認したり, 同じギルドのユーザと交流すること.
raid	レイドイベントページ. レイドイベントとは, 出現する敵を倒すことなどで得られるイベントポイントを獲得し, 他ユーザとイベントポイントを競うコンテンツのこと. イベントは期間限定で開催され, イベントポイントを多く獲得すると強いアイテムやカードを手に入れることができるため, 多くのユーザが参加する.
marathon	マラソンページ. マラソンイベントとは, 特別に用意されたミッションをクリアすることなどで得られるイベントポイントを獲得し, 他ユーザとイベントポイントを競うコンテンツのこと. イベントは期間限定で開催され, イベントポイントを多く獲得すると強いアイテムやカードを手に入れることができるため, 多くのユーザが参加する.

表 A.2 URL の示すページの説明

URL	ページ
clubcup	ギルド対抗イベントページ. 主な目的は, 期間限定で開催させるギルド対抗イベントに参加し, ギルドとしてたくさんのイベントポイントを獲得すること. ポイントを獲得すると強いアイテムやカードを手に入れることができるため, 多くのユーザが参加する.
giftbox	ギフトボックスページ. 主な目的は, イベント等で獲得が確定したアイテムを実際に受け取る手続きをすること.
upgrade	カード強化ページ. 主な目的は, 自分の持っているカードを「強化」し, より強くすること.
evolution	カード進化ページ. 主な目的は, 自分もっているカードを「進化」し, より強くすること.
card	カード一覧ページ. 主な目的は, 自分の持っているカードを確認したり, カードのステータスを確認すること.
cupid	ガチャページ. 主な目的は, ゲーム内ポイントを用いて新しいカードを手に入れること.
friend	フレンドページ. 主な目的は, ゲーム上の「フレンド」という関係を結ぶユーザを探したり, 自身の「フレンド」を一覧すること.
profile	プロフィールページ. 自分のプロフィールと他ユーザのプロフィールの両方を含む. 主な目的は自分 (他ユーザ) のステータスを確認すること. また, この画面上でユーザにコメントを残せることを利用し, 他ユーザと 1 対 1 の会話をするために開くことがある.
shop	ショップページ. 主な目的は, ゲーム内ポイントを用いてゲームに有利になる様々なアイテムを手に入れること.