

エージェントベースシミュレーションによる ネットワーク効果が働くソーシャルゲームの市場分析

○中澤奏音 李皓 (静岡大学)

Market Analysis of Social Game with Network Effect by Agent-Based Simulation

* K. Nakazawa and H. Lee (University of Shizuoka)

概要一 ソーシャルゲーム市場発展の要因としてネットワーク効果の影響が挙げられており、様々な関連研究が行われてきたが、ネットワークの大きさやゲーム市場の競争の激しさと、売上との関係を分析した事例は少ない。本稿では、ソーシャルゲーム市場の収益メカニズムに着目し、ゲーム外に存在する SNS 等のコミュニティにおける消費者間の相互作用を前提としたエージェントベースシミュレーションを実行した。分析結果から、消費者ネットワークの大きさや SNS 上の消費者間の繋がりや強さが、ゲーム市場の売上の格差に関係している可能性が示された。

キーワード: コンテンツ産業, ソーシャルゲーム, ネットワーク効果, エージェントベースシミュレーション

1 はじめに

1.1 研究の背景

近年、ソーシャルゲームの市場規模は拡大を続けている。角川アスキー総合研究所¹⁾によると、2兆円を超える2020年の日本国内のゲーム市場規模のうち、オンラインプラットフォーム(スマートデバイス、PCなど)のゲームアプリ市場は1兆3000億円を超えており、その大半を占めている。(Fig.1)

2012年以降、従来のゲームセンターや家庭用といったゲーム市場に代わって売上が伸びてきたのは、DeNAやGREEが作った「アバター・アイテム販売ゲーム」である。インターネット上でのユーザーの分身である「アバター」の見た目を変更するために必要なアクセサリやアイテムの販売を行い、収益を獲得した。

インターネットを通じてユーザー同士がコミュニケーションを行うサービスであるSNS(ソーシャルネットワークサービス)をゲームプラットフォームとして用いることで、SNS上の繋がりや人間関係をゲームデザインに組み込んだゲームが登場し、そのようなシステムを取り入れたゲーム全般が、当時はソーシャルゲームと呼ばれていた。現在ではソーシャルゲームの定義は広がっており、必ずしもSNSプラットフォームとは関係の無いゲームアプリもそのように呼ばれている。

フリーミアムとは「Free」と「Premium」を掛け合わせた言葉である。サービス利用の入り口段階では基本的に無料であり、付加サービスの利用は有料として収入を得るビジネスモデルである。スマートフォン等に向けて提供されている無料アプリには、付加価値を付けた完全版を有料で提供しているものがある。

例を挙げると、料理のレシピの検索や投稿が行えるアプリ「クックパッド」は、有料会員になる事で、人気レシピランキングを閲覧することや、お気に入り登録できるレシピの件数を増やすことができる。お絵描きアプリである「アイビスペイント」は、課金によって広告の非表示化やイラスト制作に使えるツールの種類を増やすことが可能になる。

インターネットを通じたサービスの多くは、このフリーミアムのビジネスモデルを採用している。デジタルなデータは複製が容易であり、またインターネットを経由することでその配布も簡単に行える。この特性によって最大限の潜在顧客に行き渡り、その中から一部のユーザーが有料コンテンツに課金を行うことで、ユーザーの母数が大きいことからビジネスとして成立していると指摘されている²⁾。

フリーミアムの特徴として、大量の無料ユーザーとごく一部の課金者という構図が見られることが挙げられる。その中でも、ソーシャルゲームは価格差の度合いが非常に大きいと指摘されている。無料でゲームを遊ぶユーザーが大量にいる一方で、月額10万円以上課金するヘビーユーザーも存在しており、極端な価格差が存在している。ソーシャルゲームにおける主な課金の種類には、①ゲーム内で使用できるキャラクターや強力な武器などのアイテムをランダムに入手する(一般的に「ガチャ」と呼ばれる)、②ゲームをプレイするたびに消費し、時間経過で回復する「スタミナ」を有料で回復する、③ゲーム内に表示される広告を非表示にする、といったものがある。

スマホゲームに関するアンケート調査³⁾の結果では、ゲームに課金する目的として、「ゲームで勝ちたいため」、「欲しいキャラクターやアイテムがあるため」が大きな割合を占めている。このことから、ゲームで勝つため、あるいは欲しいキャラクター等を入手するために、一部のヘビーユーザーがそれらを手に入れるまで繰り返しガチャに対して課金を行うことによって、ユーザー間の極端な価格差が生じていると考えられる。

ソーシャルゲーム市場のもう一つの特徴として、ネットワーク効果の存在が指摘されている。ソーシャル

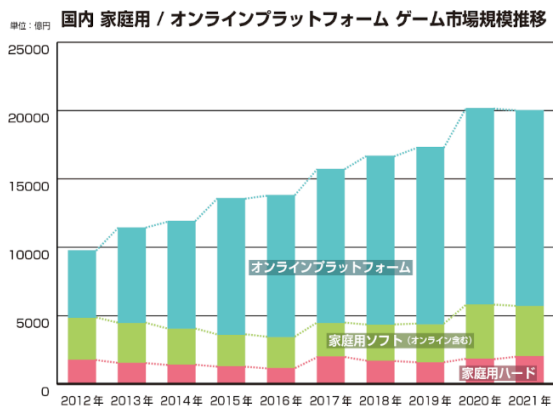


Fig.1 国内ゲーム市場規模推移

出典: ファミ通モバイルゲーム白書2021

ソーシャルゲーム市場の特徴として、ゲームの多くはフリーミアムを採用していることが挙げられる。フ

ゲームにはユーザー間の相互やり取り、すなわちソーシャル要素が含まれている。他のプレイヤーとの協力やランキング等の競争といった要素が、ユーザー数の多さによってゲームの面白さを増加させる要因となっている。アンケート結果³⁾からは、ゲームを始めた決め手で最も多いのは「友人・知人からすすめられたから」であり、全体の約3割を占めている。そのほか、「SNS(facebook, Twitter等)で評判になっていたから」も決め手として挙げられており、他のユーザーからの影響を受けてゲームを始めるが存在していることが分かる。

また、山口ら⁴⁾はネットワーク効果が存在するとき、ユーザーの課金意思は、その人の嗜好だけでなく総ユーザー数にも依存すると指摘している。以上の事から、ソーシャルゲームのダウンロード及び課金の意思決定には、ゲームをプレイするユーザーと、現実で、またはSNS上で関係を持つユーザーからの影響が関わっていると考えられる。

1.2 先行研究

新井(2013)²⁾は、ソーシャルゲーム市場の急速な拡大に伴って、消費者がゲームに過度に課金してしまう行為が社会問題化したことに着目し、ソーシャルゲームサイトの会員を対象に質問紙調査を行った。その結果から、ソーシャルゲームにおけるソーシャル機能、つまり他の人とのコミュニケーションによって課金の程度が異なる事が分かった。他の人とのコミュニケーションや協働をゲームの手段だと思っている人たちは、より課金する傾向がある。つまり、ゲームを達成の場と考えて、そのためのコミュニケーションをする人たちは、コミュニケーションそのものを楽しむ人たちよりも課金額が高くなる事が分かった。

山口(2013)²⁾は、ソーシャルゲームについての4つの仮説を問題意識として実証分析を行った。それぞれの仮説は、①射幸心を過度に煽り、リスク選考者を集めてそこから収益を上げている可能性、②過度の依存性が課金額を高めており、そこから収益をあげている可能性、③他の娯楽に比べ依存性が高く、ユーザーの生活に支障をきたしている可能性、④低年齢層の依存度が高く、課金額も高まっている可能性となっている。分析の結果からは、依存度と課金額の間に因果関係は確認されず、また年齢は依存度に影響を与えていないことも確認された。加えて、アーケードゲーム、パチンコ等の他の娯楽と比べても、ソーシャルゲームの依存度が突出して高すぎるという事は無く、過度の依存性は見られなかった。一方で、リスクを好むユーザーは、課金額及び依存度が高くなっていく傾向が見られた。この結果は、リスクを好む一部のユーザーが、くじ引きのような射幸心を煽る確率要素に対して積極的に課金を行うことで、ユーザー間に課金額の差を生じさせていると考えられると示唆している。

坂口ら(2017)⁶⁾は、情報通信産業の発展においてネットワーク効果は重要なファクターであること、そしてネットワーク効果はその構成ユーザーによって異なるあり方をする可能性に着目して、モバイルゲームを対象として、有料ユーザー数と無料ユーザー数を明示的に分けた数理モデルを構築し、分析を行った。その結果からは、有料ユーザー数は有意に支払額に正の影響をもたらしていることが分かった。一方、無料ユーザ

ー数は有意とはならず、支払額に影響しているとはいえない結果となった。無料ユーザーの持つネットワーク効果は弱いという可能性が示唆され、無料ユーザーはネットワーク効果の源泉としては小さい可能性がある」と指摘している。

濱口ら(2018)⁷⁾は、ソーシャルゲーム市場の収益メカニズムを明らかにすることを目的として、プレイヤーの課金行動と相互作用を含むマルチエージェントモデルを作成した。モデルには他プレイヤーの影響を受けるプレイヤーとそうでないプレイヤーが存在し、ゲーム内での対戦及び協力プレイの結果が、プレイヤーの課金意思決定に影響を与える。濱口ら(2018)の研究では、ゲーム内におけるプレイヤー間の対戦や協力といった相互作用のみを想定しているが、実際には、現実世界の友人やSNS等、ゲーム外におけるコミュニティでの相互作用も発生する。以上より、ソーシャルゲーム市場を表現するエージェントモデルの作成において、SNSをはじめとしたゲーム外コミュニティの存在は無視できないものであると考える。

末永ら(2016)⁸⁾は、ソーシャルゲームの運営において、KPIを用いてシミュレーションを行うことが有効であると考え、その前段階として、消費者の行動特性を組み込んだソーシャルゲーム市場のモデル構築を行った。

KPI (Key Performance Indicator : 重要業績評価指標) は、ソーシャルゲームの開発、運営の際に一般的に用いられる指標である。代表的な指標は以下のとおりである。

① DAU (Daily Active User) : 1日1回でもアクセスしたことのあるユーザー数で、ゲームをプレイしている人数を表す。(一日あたりのゲーム利用者数 ÷ 全ユーザー数)

② 課金率 : アクティブユーザー (DAU) の中で課金した人の比率を表す。(一日あたりの課金者数 ÷ DAU)

③ ARPU (Average Revenue per User) : アクティブユーザー1人あたりの平均課金額を表す。(一日あたりの売上 / DAU)

④ ARPPU (Average Revenue per Paid User) : 無課金ユーザーを除く、課金ユーザー1人あたりの平均課金額を表す。(売上 ÷ 課金率 × DAU)

KPIは週単位、日単位など細かい時間単位で入手可能であり、サイクルの早いソーシャルゲーム運営における意思決定に役立てられている一方で、KPIへの過度な依存によって生じる問題が存在すると指摘されている⁴⁾。

KPIは短期的な反応だけを拾いやすいという特徴がある。開発者がゲームに対してある仕様変更を行った時、その変更が反映された次のイベントでの売上の変動を測ることは容易であるが、その仕様変更が2か月、3か月先の売上に及ぼす影響を測る事は難しい。よって、KPIの指標だけを見ていると短絡的な利益最大化を繰り返すことになりやすく、長期低迷に陥る原因となる事がある。

末永らはKPIについて、上記の様な問題点に加えて、課金ユーザーと無課金ユーザーについて明確に区別しておらず、すべて同等にカウントしているという点に着目し、実際には無課金ユーザーの中にも将来的に課金ユーザーとなる可能性が高いユーザーが存在していると指摘した。また、個々のユーザーの持つネットワークの大きさが課金行動に影響すると指摘した。これ

らを考慮したKPIを用いることで、より多くのユーザーを獲得して収益を得る事が可能であることを示した。

1.3 研究目的

以上の先行研究を踏まえ、本研究の目的は、ソーシャルゲーム市場においてネットワーク効果がソーシャルゲームの売上と与える影響を分析する事である。先行研究において、ネットワークの大きさを変化させて売上との関係を分析した事例は確認されていない。加えて、ゲーム市場で提供されるゲーム数（ゲーム市場の競争率）の違いによって、各ゲームの売上に生じる差異を観察する。

2 分析手法

2.1 実験環境

本研究で行ったデータ分析の環境を、以下の Table.1 に示す。本研究で使用する S-Quattro Simulation System⁹⁾ は、株式会社 NTT データ数理システムによって開発された汎用シミュレーションツールである。GUI 上で部品を配置してそれらを繋ぐことで、複雑な社会システムのモデリングが可能であり、工場などの生産システム、サプライチェーンなどの流通システム、銀行の窓口や ATM、交通システムなど、あらゆるシステムを対象としたシミュレーションを行うことが出来る。また Python 言語を用いることで、より複雑なモデルのカスタマイズが可能である。

Table.1 実験環境

OS	Windows 10 pro
ハードウェア	Panasonic Let's Note CF-SZ6
CPU	Intel(R) Corei7-7500U 2.70GHz
RAM	8.0 GB
シミュレーションソフト	S-Quattro Simulation System Ver.6.2.0

2.2 モデル構築

2.2.1 消費者エージェント

消費者エージェントは、バトル分類法¹⁰⁾に基づいて定量化された消費者嗜好を持つ。バトル分類法とは、オンラインゲームをプレイする動機について、その傾向を4つに分類したものである。Fig.2では、縦軸は「主体的に関わる(Acting)」ことと「相互的に関わる(Interacting)」のどちらを重視するか、横軸は「ゲーム内の世界(Worlds)」と「プレイヤー(Players)」のどちらに関心を持つかを表す。消費者がゲームに求める価値を、Achiever：ゲーム上の”ポイント”（レベル、経験値等）を得る達成感、Explorer：ゲーム内の未発見のエリアやアイテムなどを発見する喜び、Socializer：他プレイヤーとメッセージを交わしたり、協力したりすることへの喜び、Killer：他のプレイヤーとの対戦など、他プレイヤーに対して影響力を持つことの喜びの4つに分類している。バトル分類法に基づいて、消費者 i の嗜好タイプ Up_i を、次の式(1)のように4次元の特徴ベクトルで表現する。 Up_i^k は消費者 i の k 分類の嗜好の強さを表しており、0 から 1 の間の値を取る。

$$Up_i = \{Up_i^k | k = A, E, S, K\} \quad (1)$$

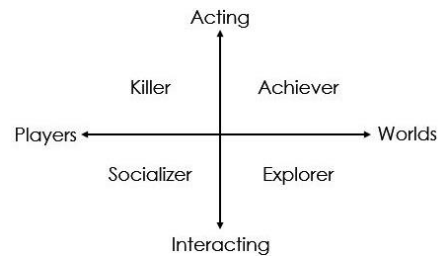


Fig. 2 バトル分類法

2.2.2 エージェント環境

本研究では、ゲーム外に存在する SNS コミュニティ上にて消費者間の相互作用が発生すると想定している。SNS サービスにはスケールフリー性（ネットワーク理論において、リンクが一部のノードに極度に集中する性質）が見られると仮定し、環境モデルとして Barabasi-Albert モデル¹¹⁾（以下、BA モデル）を採用する。BA モデルには、一部のノードが、他のノードと比べて多くのリンクを持つ「ハブ」が存在し、その一方で他のほとんどのノードはごく少数のリンクしか持たないスケールフリーネットワークの特性を持つ。

2.2.3 ゲームコンテンツ傾向

モデルで想定したゲーム市場には複数ゲームが存在し、各ゲームには、消費者タイプと同様にバトル分類法に基づいたゲームコンテンツ傾向を持つ。ゲーム j のゲームコンテンツ傾向 Gf_j は、以下の式(2)のように4次元ベクトルで表される。 Gf_j^k はゲーム j の k 分類の強さを表しており、0 から 1 の間の値を取る。

$$Gf_j = \{Gf_j^k | k = A, E, S, K\} \quad (2)$$

2.2.4 コンテンツ効用

コンテンツ効用は、消費者 i がゲーム j に対してどの程度魅力を感じているかを表す効用である。式(1)、(3)で表される消費者タイプとゲームコンテンツ効用の二つの4次元ベクトルについて、式(3)で表されるようにコサイン類似度を計算し、コンテンツ効用とする。

$$x_{ij} = \cos(Up_i, Gf_j) \quad (3)$$

2.2.5 ソーシャル効用

ソーシャル効用は、ステップ t において、ゲームをプレイしているユーザー数が多いほどそのゲームの価値が高まるネットワーク効果の大きさを表す効用である。

$$y_{ij}^t = \frac{adopters_{ij}^{t-1}}{adopters_{ij}^{t-1} + non-adopters_{ij}^{t-1}} \quad (4)$$

$adopters_{ij}^{t-1}$ と $non-adopters_{ij}^{t-1}$ はそれぞれ、消費者 i とリンクを持つ消費者の中で、一つ前のステップで、ゲーム j を選択した人と選択していない人の数を示している。したがって式(4)は、消費者 i とリンクを持つ全ての消費者の数が分母で表されており、その中からゲーム j を選択した人の割合を出すことで、ソーシャル効用の算出を行う。

2.3 シミュレーションの流れ

2.3.1 エージェントの初期化処理

消費者 i はシミュレーション開始時に、 b_i ：ひと月（1ステップ）あたりの課金額、 l_i ：同時にプレイでき

るゲーム数上限のパラメータが与えられる。各パラメータは、ソーシャルゲームのひと月当たりの課金額、及び頻繁に遊ぶゲームの本数に関するアンケートデータ¹²⁾に従って決定する。

2.3.2 ダウンロード意思決定プロセス

消費者エージェントはソーシャル効用の高さに従って、ゲームを自身の所有ゲームリストへ追加する。このプロセスは、ネットワーク上で繋がりを持つ消費者からゲームを勧められる、あるいは周りで話題になっているゲームに興味を持つことによってゲームをダウンロードするという消費者行動を表現している。消費者 i のゲーム j に対するダウンロード意思決定の効用値 D_{ij} は、式(5)で表される。

$$D_{ij} = y_{ij}^t \quad (5)$$

また、効用値を用いた選択意思決定において、本研究では多項ロジットモデルを用いる。消費者 i が選択対象 j を選択する確率 $P_i(j)$ は、効用値 D_{ij} を用いて式(6)のように算出される。多項ロジットモデルは、効用関数を用いて複数の選択肢から選択対象を確率的に決定するモデルであり、エージェントの行動モデルとして用いられる代表的なモデルの一つである。(高橋ら, 2022)¹²⁾

$$P_i(j) = \frac{\exp(D_{ij})}{\sum \exp(D_{ij})} \quad (6)$$

2.3.3 課金意思決定プロセス

消費者エージェント i がステップ t においてゲーム j に課金を行う確率は、コンテンツ効用とソーシャル効用、及び消費者嗜好 Up_i を参照する。課金意思決定の効用値 B_{ij}^t は、式(7)で表される。A, E, S, K は、バートル分類法に基づく Achiever, Explorer, Socializer, Killer それぞれの消費者嗜好タイプの傾向の強さを表す。課金意思決定には、消費者がゲームコンテンツ傾向に対してどの程度魅力を感じているか、及びネットワーク上で繋がりを持つ消費者からどの程度影響を受けているか、という2点が関係していると仮定した。また、ゲームコンテンツそのものを楽しむ嗜好タイプである Achiever, Explorer の値はコンテンツ効用、他プレイヤーとの関りを楽しむ嗜好タイプである Socializer, Killer の値はソーシャル効用と関係していると仮定した。意思決定の確率計算には、ダウンロード意思決定と同様に多項ロジットモデルを用いる。

$$B_{ij}^t = (x_{ij} * (A + E) + y_{ij}^t * (S + K)) \quad (7)$$

2.3.4 休止意思決定プロセス

ダウンロードしたゲームはコンテンツ効用の高さに従って、ゲームを遊び終えるまでの期間が設定される。シミュレーション開始時、エージェントは各ゲームのコンテンツ効用を算出する。そしてゲーム別にコンテンツ効用の値を昇順ソートし、値が小さいエージェントから順に、ゲームを遊ぶ期間に関するアンケートデータ¹²⁾を参照して、そのゲームを遊び終えるまでのステップ数を決定する。

3 シミュレーション結果

3.1 基本シナリオの検証：エージェント数・ゲーム数の変化

エージェント数とゲーム数の変化が売上に与える影響を検証するために、基本シナリオとして、シミュレーションで実行した消費者エージェント数、全ゲーム数パターンを、以下の Table.2 のように設定した。

Table.2 実行パラメータ (基本シナリオ)

	エージェント数	全ゲーム数
パターン a	1000	10
パターン b	1000	100
パターン c	10000	10
パターン d	10000	100

シミュレーションは、各パターンについて 50 回ずつ実行した。最終的な各ゲームの売上の格差の広がりやを定量的に観察するため、シミュレーション 1 回の実行毎に Gini 係数を算出した。Gini 係数は、イタリアの統計学者コラド・ジニが考案した、所得などの分布の不平等度合いを示す指標であり、一般的に国全体の所得が各世帯にどのように分配されているのかを調べる際に用いられる指標である。本研究では、各ゲームメーカーの売上の不平等度合いの計算に利用する。Gini 係数は以下の式(8)で求められる。

$$Gini = \frac{1/2 - \int_0^1 L(F)dF}{1/2} = 1 - 2 \int_0^1 L(F)dF \quad (8)$$

$L(F)$: 確率変数 F に対するローレンツ曲線

ローレンツ曲線は、世帯と所得を対象とした分析を例にとると、世帯を所得の低い順番に並べて、横軸には世帯の累積比、縦軸には所得の累積比をとり、世帯間の所得分布をグラフ化したものである。例を Fig.3 に示す。所得が特定の世帯に集中しているほど、ローレンツ曲線は右下方向へと広がる。均等分配線 (完全に均等に分布している場合のローレンツ曲線) より下の面積 ((A)+(B)の領域)のうち、ローレンツ曲線と均等分配線によって囲まれる領域の面積((A)の領域)の割合が Gini 係数であり、0~1 の値を取る。値が大きいほど、分布に偏りがあることを示す。

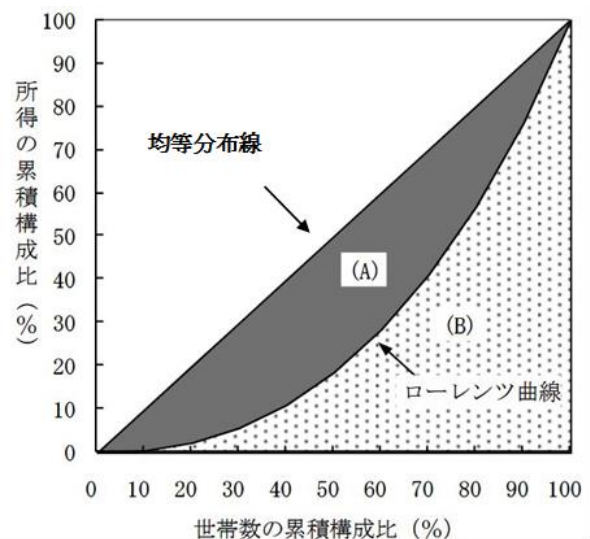


Fig.3 ローレンツ曲線

出典：労働政策研究・研修機構¹³⁾「ユースフル労働統計 2012」p.222

Table3は、パターン別に売上の格差を測定するために、シミュレーション1回ごとに算出した Gini 係数の基本統計量である。また Fig4 は、パターン別の Gini 係数の箱ひげ図である。

Table.3 Gini 係数基本統計量（基本シナリオ）

Gini係数	パターンa	パターンb	パターンc	パターンd
消費者数	1,000	1,000	10,000	10,000
ゲーム数	10	100	10	100
平均	0.258	0.468	0.135	0.168
標準誤差	0.006	0.004	0.004	0.001
中央値（メジアン）	0.253	0.462	0.135	0.167
標準偏差	0.042	0.029	0.031	0.009
分散	0.002	0.001	0.001	0.000
尖度	0.074	-0.093	-0.788	-0.677
歪度	0.251	0.420	-0.020	0.301
範囲	0.210	0.121	0.119	0.039
最小	0.162	0.412	0.078	0.152
最大	0.372	0.533	0.197	0.191
合計	12.905	23.395	6.752	8.405
データの個数	50	50	50	50

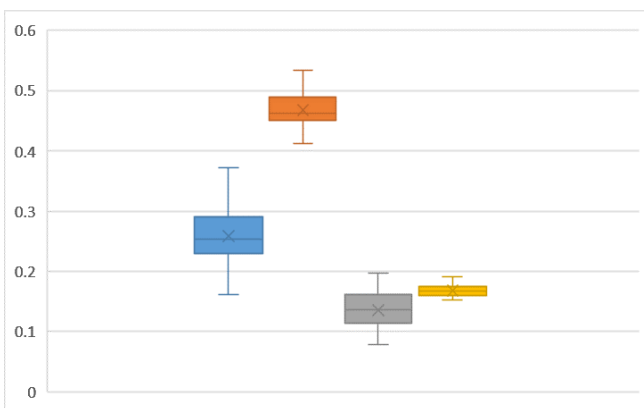


Fig.4 Gini 係数分布（基本シナリオ）

シミュレーションの結果、パターン a とパターン c、パターン b とパターン d のように、ゲームの数を固定して、全エージェントの数、すなわち消費者ネットワークの規模を変化させた場合は、規模が大きくなるほど Gini 係数の値の平均値は小さくなり、ゲーム間の売上の格差は生じにくくなるのが分かった。また、パターン a とパターン b、パターン c とパターン d のように、消費者数を固定し、全ゲーム数、すなわちゲーム市場の競争の強さを変化させた場合は、完全競争に近づき、競争が激しくなるほど Gini 係数の値の平均値は大きくなり、ゲーム間の売上の格差が大きくなりやすくなるが示された。本シミュレーションにおいて Gini 係数の値が高いという事は、一部のゲームが人気を集め、市場を独占している傾向にある事を表している。

3.2 ネットワーク効果の検証：課金意思決定プロセスにおける係数変化

本節では、消費者ネットワークの強度が売上に与える影響を検証するために、課金意思決定プロセスにおいて、課金の総効用を求める式(7)のコンテンツ効用とソーシャル効用に係数を追加し、値を変化させた場合のシミュレーション実行結果を示す。新たに係数 w を付与した式を式(9)、及びシミュレーションを行った係

数のパターンを Table.4 に示す。例として、パターン a1 の場合は w の値は 0 であるため、課金意思決定プロセスにおける式(9)第 1 項の影響がなくなる。

$$B_{ij} = (w * x_{ij} * (A + E) + (1 - w) * y_{ij}^t * (S + K)) \quad (9)$$

Table.4 実行パターン（ネットワーク効果の検証）

	エージェント数	ゲーム数	w
パターン a1	1000	10	0
パターン a2	1000	10	0.25
パターン a3	1000	10	0.5
パターン a4	1000	10	0.75
パターン a5	1000	10	1

ここではシミュレーションを 10 回実行し、算出した Gini 係数の基本統計量を Table5、パターン別の Gini 係数の箱ひげ図を Fig.5 に示す。

Table.5 Gini 係数基本統計量

Gini係数	パターンa1	パターンa2	パターンa3	パターンa4	パターンa5
係数 w	0	0.25	0.5	0.75	1
平均	0.652	0.524	0.523	0.517	0.515
標準誤差	0.025	0.031	0.017	0.022	0.031
中央値（メジアン）	0.655	0.527	0.511	0.540	0.507
標準偏差	0.080	0.099	0.054	0.069	0.097
分散	0.006	0.010	0.003	0.005	0.009
尖度	0.657	2.220	-0.419	-1.289	1.068
歪度	-0.595	-0.027	0.792	-0.533	0.891
範囲	0.280	0.387	0.165	0.190	0.333
最小	0.498	0.331	0.457	0.416	0.387
最大	0.778	0.717	0.622	0.606	0.721
合計	6.524	5.243	5.229	5.165	5.149
データの個数	10	10	10	10	10

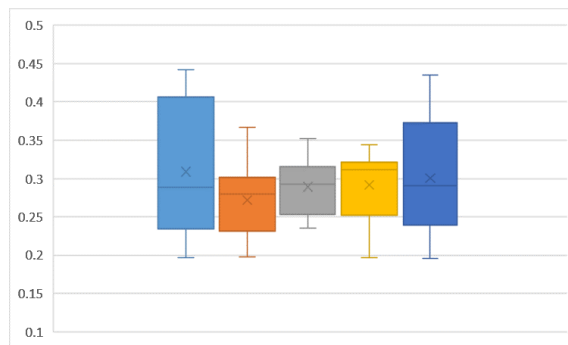


Fig.5 Gini 係数分布（ネットワーク効果の検証）

シミュレーションの結果、パターン a1、及びパターン a5 では、他のパターンと比較して Gini 係数の最大値が高いことが分かった。パターン a1、a5 で Gini 係数の値がやや高いことは、各ゲームの売上の格差が大きくなりやすく、売上を独占するゲームが作られやすいことを示している。一方、パターン a2、a3、a4 の Gini 係数最大値は低く、標準偏差の値が小さくなるのが分かった。このことから、ゲームの売上格差が他パターンと比べて小さく、また市場において利益を独占するゲームが出現しにくい事が示された。

3.3 ネットワークの繋がりの強さの検証：消費者ネットワーク生成時の追加リンク数変化

本節では、ネットワーク上での消費者間での繋がりの強さが売上に与える影響を検証するために、エージェ

ント環境である BA モデルの生成プロセスにおいて、新たなノードを追加する際、既に存在するノードへ追加するリンクの数（新たなノードにリンクを追加する既存ノード数と同義）を変化させた際の売上への影響を分析する。追加リンク数を m とし、シミュレーションを実行したパターンを Table.6 に示す。 m を変化させることにより、ネットワーク上で多くの繋がりを持つエージェントの数が増える。 m が大きいほど増加し、小さいほど減少する。

Table.6 実行パターン（ネットワークの繋がり強さの検証）

	エージェント数	全ゲーム数	m
パターン a6	1000	10	2
パターン a7	1000	10	3
パターン a8	1000	10	4

今までの分析と同様に、シミュレーション 1 回ごとに算出した Gini 係数の基本統計量を Table7, パターン別の Gini 係数の箱ひげ図を Fig.6 に示す。なお、シミュレーション実行回数は各パターン 10 回である。

Table.7 Gini 係数基本統計量（ネットワークの繋がり強さの検証）

Gini 係数	パターン a6	パターン a7	パターン a8
追加リンク数 m	2	3	4
平均	0.289	0.242	0.201
標準誤差	0.012	0.019	0.010
中央値（メジアン）	0.292	0.249	0.198
標準偏差	0.038	0.059	0.031
分散	0.001	0.003	0.001
尖度	-0.798	-0.686	1.520
歪度	0.235	-0.052	0.629
範囲	0.117	0.182	0.113
最小	0.235	0.153	0.152
最大	0.352	0.335	0.265
合計	2.889	2.421	2.008
データの個数	10	10	10

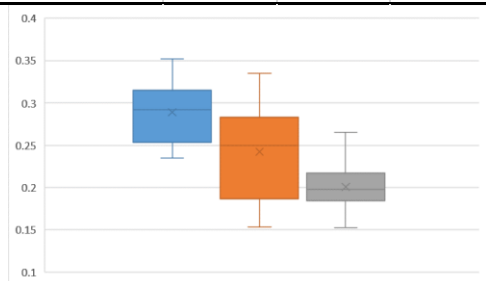


Fig.6 Gini 係数分布（ネットワークの繋がり強さの検証）

3.3 節の結果からは、パターン a6, a7, a8 の順で、すなわち追加リンクの数が増えるほど、Gini 係数平均値が低くなっていることが分かった。追加リンク数が増える事は、消費者エージェントがネットワーク上で他エージェントとより多くの繋がりを持つようになることを意味している。すなわちこの分析結果から、ネットワークが活発であり、繋がりを求める消費者が増えるほど、ゲーム間の売上の格差は小さくなることを示している。

また Table.8, 及び Fig.7 のヒストグラムにて、ゲーム別の累計課金額の基本統計量と分布を示す。課金額を見ると、追加リンク数が最も高いパターン a8 においては、他パターンと比べて平均値が最も高い一方、最大値は最も低く、最小値は最も高い結果となった。

Table.8 累計課金額基本統計量（ネットワークの繋がり強さの検証）

累計課金額	パターン a6	パターン a7	パターン a8
追加リンク数 m	2	3	4
平均	6,946,810	7,483,268	7,725,715
標準誤差	332,731	308,824	256,999
中央値（メジアン）	7,051,375	7,637,000	7,981,000
標準偏差	3327314.89	3088236.79	2569994.23
分散	1.1071E+13	9.5372E+12	6.6049E+12
尖度	-0.644	-0.290	-0.704
歪度	0.126	0.182	-0.113
範囲	13,657,750	14,426,500	11,510,250
最小	300,500	1,273,000	2,093,750
最大	13,958,250	15,699,500	13,604,000
合計	694,681,000	748,326,750	772,571,500
データの個数	100	100	100

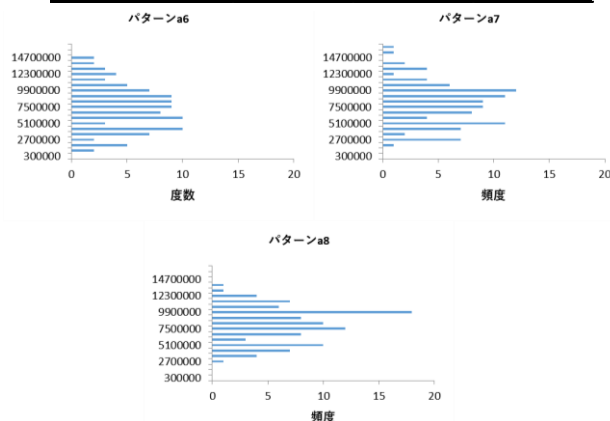


Fig.7 パターン別累計課金額分布（ネットワークの繋がり強さの検証）

4 考察

4.1 ネットワークの規模・競争率と売り上げとの関係

3.1 節では、まずエージェント数とゲーム数が売上に与える影響について分析を行った。消費者ネットワークの規模が大きくなるほど、Gini 係数の値の平均値は小さくなり、ゲーム間の売上の格差は生じにくくなるということが示された。リンクが一部のノードに極度に集中する性質を持つスケールフリーネットワークは、ノードのリンク数の度数分布がべき分布になる事が知られている。

例として、Fig.8 にて各消費者エージェントが持つリンク数の度数分布を示す。ほとんどのエージェントが同程度のリンク数を持っている中、一部のエージェントが平均を大きく外れたリンク数であることが分かる。ハブとなったごく一部の消費者エージェントの影響

響が大きく、ハブとリンクを持つ多くの消費者エージェントがその影響を受け、ゲームのダウンロードに繋がる。ハブとなった消費者がプレイしたゲームはネットワーク内で広まり、多くのユーザーは積極的にダウンロードし、最終的にそのゲームの売上が高くなる。その一方で、ネットワーク上で繋がりが少ない消費者がダウンロードしたゲームの場合、広がりが遅く、他の消費者によるダウンロードに対する影響は少なく、課金するユーザーも少ないため、売上が伸びにくい。

このようなネットワークの性質により、ゲーム間に売り上げの格差が生じると考えられる。そして3.1の結果から、消費者ネットワークの規模が大きい場合にはこの格差は小さくなるという可能性が示された。実際の消費者ネットワークの規模と売り上げの格差との関係を調査することは困難であるため、この現象が実社会で現れるのかは明らかでない。しかし、ゲームに関する情報発信を行う消費者コミュニティに参入する消費者が増えるほど、当該コミュニティにて取り上げられるゲームは、参入者が少ないコミュニティに比べてより均一に近い形でダウンロード、及び課金が行われると考えられる。

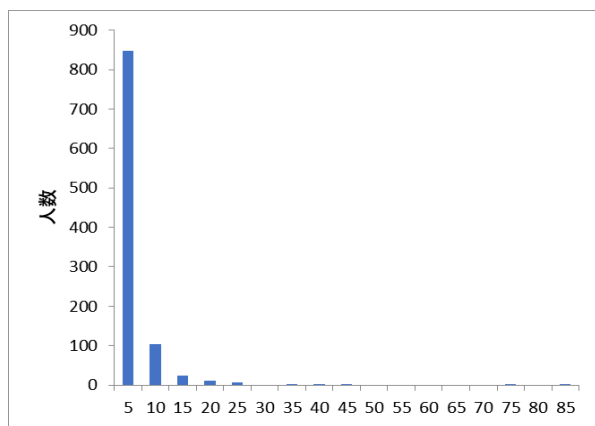


Fig.8 エージェントが持つリンク数の度数分布表(エージェント数 1000 の場合)

次に、ゲーム数の変化が売り上げに与える影響を考える。3.1では、ゲーム数を増やすほど Gini 係数の値の平均値は大きくなり、ゲーム間の売上の格差が大きくなりやすくなることが分かった。前述のとおり、スケールフリーネットワークの特性により、一部のハブとなる消費者がダウンロードを行ったゲームは、そのネットワーク内で積極的にダウンロードされる。そして、選択可能なゲームが多岐にわたる場合、ハブによってダウンロードされるゲームはその中のごく一部に限られることとなる。その結果、ゲームの数が少ない場合、すなわちゲームの競争率が低い場合と比べて、多くの消費者に取り上げられるゲームだけが売り上げを伸ばすこととなり、3.1で示す通りのゲーム間の売上格差が生じると考えられる。

4.2 コンテンツ効用とソーシャル効用が売上に与える影響

3.2節では、課金の総効用を求める式に効用の係数を与えてその値を変化させ、課金意思決定におけるコンテンツ効用とソーシャル効用それぞれが与える影響のバランスを変化させた場合の課金額を分析した。結果は、コンテンツ効用とソーシャル効用のいずれかの影響を完全に無くした場合の2パターンについて、他

の3パターンと比べて Gini 係数の最大値が高くなることを示された。Gini 係数の最大値が高くなった2つのパターンは、他のパターンに比べて課金額の格差が大きくなりやすいと分かった。

パターン a1 のようにソーシャル効用のみが課金意思決定に影響を与える場合、消費者はゲームコンテンツの楽しさに関係なく、自身の Socializer 傾向と Killer 傾向、及びリンクを持つ消費者のゲームの所有状況のみを参照して課金を行う。ゲームの面白さに関係なく課金を行うこの環境では、ゲームの売上は消費者ネットワークにおけるゲームのシェア率に依存する。つまり、ハブとなる消費者がゲームを所有するか否かがゲームの売上を左右しており、たまたまハブがダウンロードを行ったゲームが成功することとなる。

そして、パターン a5 のようにコンテンツ効用のみが課金意思決定に影響を与える場合、消費者は他の消費者のゲーム所有状況に関係なく、自分にとってのゲームの面白さのみを参照して課金を行う。そのため、どれほどソーシャル効用が高いゲームであっても、すなわちネットワークで繋がりを持つ多くの消費者が所有しているゲームであっても、消費者の嗜好とコンテンツの傾向が合致していなければ課金は行わない。つまり、この環境でのゲームの売上は、ゲームが行き渡った消費者の好みに依存しており、より多くの消費者の好みに合うゲームが成功することとなる。

以上の2パターンと比較して、パターン a2, a3, a4 は Gini 係数最大値が低く、ゲーム間の売上の大きな格差が生じにくい。この3パターンでは、消費者の課金意思決定にコンテンツ効用とソーシャル効用の両方を参照するため、この環境で消費者が課金を行うためには2つの効用値のいずれかが高くなる必要がある。このような環境でゲーム間の売上格差が生じにくいのは、消費者が課金を行うために必要な条件が多い為であると考えられる。つまり消費者は、自分の好みに合っており、なおかつネットワーク上で繋がりを持つ他の消費者がよく遊んでいるゲームに対して課金を行う。ゲームの面白さと話題性のどちらかが欠けていると課金の確率が減少するため、コンテンツ効用とソーシャル効用どちらかが高ければ市場の独占につながるパターン a1, a5 と比べて、売上を伸ばすために達成すべき条件が増えている。そしてそれらを達成できる、いわゆる「覇権ゲーム」が出現しにくくなる事によって、他と比べて大きく売上を伸ばし、ゲーム市場を独占する winner-take-all が観測される回数も少なくなると考えられる。

4.3 ネットワーク生成時の追加リンク数変化

3.3節では、消費者エージェントの環境である BA モデルネットワークの生成プロセスにおいて、新たなノードの追加時に既存ノードへ追加するリンクの数を変化させた場合について分析を行った。その結果から、追加リンクの数が増えるほど、Gini 係数の平均値が低くなることを示された。すなわち、ネットワーク上で多くの繋がりを持つ消費者が増えるほど、ゲーム間の売上の格差は小さくなることを表している。これは考察1で述べたように、スケールフリーネットワークの特性が関係していると考えられ、消費者間の繋がりが多いためネットワークである程、より多くのゲームが遊ばれるようになる。また、分析3では累計課金額についても比較を行い、Gini 係数で示された通り、

追加リンク数の多いパターン程ゲーム間の売上の偏りが少なくなることが分かった。加えて、累計課金額の平均値については、追加リンク数が多くなるにつれて増加している事も示された。これにより、ネットワーク上で消費者間の繋がりを増やすことは、市場にあるゲームが満遍なく遊ばれるようになるだけでなく、全ゲームの売上を平均的に伸ばすことにもつながると考えられる。

4.4 ソーシャルゲームの運営戦略

以上の考察を踏まえ、ソーシャルゲームの運営会社が売上を伸ばすために取るべき戦略として、市場と SNS それぞれの発展度合いを考慮して、ゲームの開発、運営を行うことが挙げられる。例として、実験結果より、SNS が発達した市場では売上に差が生じにくい事が分かった。4.1 節から、消費者ネットワークの規模を拡大させることによって、規模が小さい場合と比べて均一に近い形でゲームのダウンロードや課金が行われる可能性があること示された。また 4.3 節で、消費者間の繋がりを強くすることによっても同様の考察が導かれ、加えて全ゲームの売上を平均的に伸ばすことも可能であると示された。このような市場である場合、ゲームの面白さは売上に大きく影響しないと考えると、開発にかかるコストを抑える事が可能ではないかと考えられる。

一方で、競争が激しい市場の場合は、売上の格差が生じやすい事が明らかとなった。4.1 節から、市場のゲーム数を増加させた場合、Gini 係数の値が大きくなり、売上の差が生じやすくなる事が分かった。このような市場の場合は、コストをかけて面白さを重視するなどの方法によってゲームの質を高め、売上を大きく伸ばすことが可能であると考えられる。このように、市場と SNS の発展度合いの二つの観点からゲーム作りを行うことが、企業にとって同一市場内で有利となる手段を考える手助けになると考えられる。

実際に SNS を活用した事例を紹介する。株式会社ブシロードが手掛ける「BanG Dream! (バンドリ!)¹⁵⁾」は、アニメ、ゲーム、コンサートなど、様々なビジネスを展開するメディアミックスプロジェクトである。その中でもリズムゲームである「バンドリ!ガールズバンドパーティ!」は、プロジェクトに対するユーザーの興味関心を維持する装置として活用された。アニメ業界では、一般的に放送期間を過ぎると人気が一気にピークアウトすると指摘されている¹⁶⁾が、同プロジェクトがアニメ化された際、放送期間中にゲームリリースを行うことで、ゲーム自体が消費者の興味を持続する役割を果たした。その後もグッズ販売やイベント等のメディア展開と合わせてユーザーコミュニティの形成を継続し、売上を伸ばすことに成功した。

ソーシャルゲーム運営において、ネットワークの活発さや、リリースされるゲーム間の類似度を考慮し、自らが開発するゲームに導入するネットワーク要素(ランキングや PVP 等)の強度をデザインする必要がある。また消費者コミュニティの活発化は、ゲーム自体やそれに関連するコンテンツの認知度の向上、そして既にゲームをプレイしている消費者の興味関心の維持を促すことによって、売上の向上に有効であると考えられる。

参考文献

- 1) 角川アスキー総合研究所, コロナ下でも成長を続ける国内外のモバイルゲーム市場の実像がわかる!『ファミ通モバイルゲーム白書2021』刊行 市場規模からユーザーの消費行動・態度分析、主要アプリの詳細、販売データまで, <https://www.lab-kadokawa.com/release/detail.php?id=0101> (取得日: 2023年1月28日)
- 2) 新井範子: ソーシャルゲームにおけるユーザーの心理特性と課金行動の関連性について, 上智経済論集, **58-1**, 277/287 (2013)
- 3) 株式会社三菱総合研究所, スマホゲームに関するアンケート結果 (2016)
https://www.cao.go.jp/consumer/iinkai/2016/228/doc/20160712_shiryou2.pdf
- 4) 山口真一, 田中辰雄 (2015). ソーシャルゲームのビジネスモデル フリーミアムの経済分析. 勁草書房.
- 5) 山口真一: 山口真一. "モバイルコンテンツへの支払い行動決定要因と依存性—ソーシャルゲームの実証分析と政策的含意—, 情報通信政策レビュー, **7**, E1-E23 (2013)
- 6) 坂口洋英, 山口真一, 彌永浩太郎, 田中辰雄: 構成ユーザー別ネットワーク効果の実証分析, 情報通信学会誌, **34-4**, 143/153 (2017)
- 7) 濱口颯, 飯沼守彦, 大江秋津, 柴直樹: ゲームプレイヤーの相互作用が収益にもたらす影響 マルチエージェントモデルを用いて, 経営情報学会 全国研究発表大会要旨集 2018, 一般社団法人 経営情報学会 (2018)
- 8) 末永昂平, 吉川厚, 寺野隆雄: エージェントシミュレーションによるソーシャルゲーム市場プロモーション戦略の分析, 計測自動制御学会第 10 回社会システム部会研究資料, 187/190 (2016)
- 9) 株式会社 NTT データ数理システム, S4 Simulation System, <https://www.msi.co.jp/solution/s4/index.html> (取得日: 2023年1月29日)
- 10) Bartle, Richard : Hearts, clubs, diamonds, spades: Players who suit MUDs, Journal of MUD research, 1-1, 19 (1996)
- 11) Barabási, Albert-László, Réka Albert : Emergence of scaling in random networks, science 285, 509/512 (1999)
- 12) 高橋真吾, 後藤裕介, 大堀耕太郎 (2022), 社会システムモデリング, 共立出版
- 13) リビングリビングくらし HOW 研究所, スマホゲームについてのアンケート (2018), https://www.kurashihow.co.jp/wp-content/uploads/2018/09/201808_smartphone_game-.pdf (取得日: 2023年1月31日)
- 14) 労働政策研究・研修機構「ユースフル労働統計 2012」, <https://www.jil.go.jp/kokunai/statistics/kako/2012/documents/useful2012.pdf> (取得日: 2023年1月29日)
- 15) BanG Dream!, <https://bang-dream.bushimo.jp/> (取得日: 2023年1月29日)
- 16) 中山淳雄 (2019), オタク経済圏創世記 GAFA の次は 2.5 次元コミュニティが世界の主役になる件, 日経 BP