

重回帰分析とSEMによるゲームソフトのヒット要因の定量化 Quantification of Hit Factor of Software Game by Regression and Structural Equation Modeling

北見 孝大[†] 佐賀 亮介[‡] 松本 一教[†]
Kodai Kitami Ryosuke Saga Kazunori Matsumoto

1. はじめに

日本のゲーム産業は1983年以降飛躍的な成長を遂げてきた。特に家庭用ゲームソフト(以下ゲームソフト)はゲーム産業を支える柱となっている。また、ゲームソフトにおけるヒット商品は、売上本数が大きいだけでなく、そのゲームソフトの関連商品の販売数にも影響を与えており、その結果巨大な市場が生成されている。

ヒット商品が生まれる要因は様々存在するが、一つの要因として、一般的に広告が商品の売上本数へ影響を与えていると考えられている。ゲームソフトメーカー(以下メーカー)は、ゲームソフトが市場に売り出される前に、雑誌やウェブなどのメディアを通してゲームソフトの特徴等の宣伝を行う。消費者の購入可能性を高めるために、こうした宣伝を通してゲームソフトへの消費者の注目を集めることを試みている。他の要因として消費者のロコミによる宣伝が挙げられる。ウェブ上でのコミュニティの発達や、商品の販売が一般的になったことで、消費者の購入商品に関するレビューやコメントを容易に収集、参照することが可能になり、他の消費者のレビューを参考にして商品の購入を決定する消費者が増加している。加えて、ヒットの要因の鍵を明確にするために、シンクタンクはヒットしたゲームソフトの特徴を明らかにするために、毎年分析結果をレポートしている。しかし、各要因が潜在的な顧客へ与える影響の大きさが定量的に分析されていない。

本論文では、ヒット商品となる要因を定量的にすることを目的とした購入要因分析を行い、その結果と考察を論述する。メーカーやハード、ジャンルの種類や、顧客満足度や注目度などの指標が売上本数へ与える影響の大きさを定量的に明確にするために重回帰分析を用いる。また、潜在的な要因を考慮した、購入要因間の因果関係を視覚的かつ定量的に分析するために共分散構造モデリング(Structural Equation Modeling 以下SEM)を用いて分析する。

本論文において、2章ではゲーム産業が直面している問題点と分析の必要性について述べる。3章では分析プロセス及び適用する分析手法の特徴と適用方法について述べる。4章では分析対象となるデータの説明と、分析によって得られた結果について述べる。5章では得られた結果の考察を行う。最後に6章で本論文のまとめを行う。

2. ゲーム産業の問題点と分析の必要性

日本のゲーム産業は、1983年に任天堂が発売した“ファミリーコンピュータ”を皮切りに、数々のゲームが登場し、20年以上にわたって発展を続けている。サードパーティと呼ばれるメーカーの多くは、各ハードに対応したゲームソ

フトを開発し、販売することを目的としている。これらのゲームソフトは、国内のみならず国外へも輸出され、ゲームソフト市場は発展してきた。ゲーム産業における市場規模は、1987年の約3000億円から2007年には約5000億円にまで成長している[1]。

しかしながら、ゲーム産業は近年伸び悩んでいる。その理由のひとつとして、ゲームソフトの開発コストの高騰が挙げられる。メーカーは次世代ハード機用のゲームソフトを開発するために高い技術が求められている。これにより開発期間が長期化し、人件費が増加することで開発費の高騰に繋がっていることが考えられる。例えば、プレイステーション3用のゲームソフトの開発費は10億円を超えると言われている[2]。

この状況下で、単にゲームソフトを生産するのではなく、如何にヒット商品を生産するかがより重要になっている。一般的に、様々な要因がヒット商品へ寄与していると考えられ、マーケティングがそのひとつとして挙げられる。

メーカーは潜在している顧客の購入を促すために、最新ソフトの情報を雑誌やインターネット上で流すことで、消費者がゲームソフトを購入する可能性の向上を試みている。また、その他の要因として消費者のレビューなどのロコミ情報が挙げられる。他の消費者のロコミなどの意見を参考に購入を決定する消費者も多く存在し、これらの情報も商品のヒットへ寄与していると考えられる。この事を明確にするために、Amazon.comでは多量の消費者レビューを収集し、顧客満足度を高めるために活用している。マーケット関係者の中では、「最高の宣伝は満足した顧客だ」という言葉があるほどである[3]。メーカーは雑誌やウェブ上のどのような情報が新規顧客獲得へ影響を及ぼしているのかを把握する必要がある。つまり、メーカーは消費者のゲームソフトの購買意欲を高めている要因を理解しなければならない。

商品がヒットする特徴を分析するために、様々な企業が調査結果を報告している。メディアクリエイトでは、毎年ゲーム業界全体の傾向や動向を詳しくまとめている[4]。エンターブレイン社で発行しているゲーム情報誌、ファミ通では、ゲームソフトの期間別での売上本数や、メーカーやジャンル、ハードの売上本数のランク付けがされている[5]。

しかし、具体的にどのような情報が売上本数や顧客満足度へ影響を及ぼしているか定量的に分析されていない。また、それらの調査は、ハードやジャンルなどの各属性が売上本数へ間接的に与える影響の大きさや、観測されない潜在的な要因が売上本数へ与える影響力について考慮されていない。これらの問題を解決するために、本論文では重回帰分析とSEMを用いて、ウェブから得られるゲームソフト情報を分析し、各顕在的要因や潜在的な要因が売上本数へ与える影響の大きさを定量的に明確にする。

[†] 神奈川工科大学 工学研究科, Kanagawa Institute of Technology, Graduate School of Engineering

[‡] 神奈川工科大学 情報学部, Kanagawa Institute of Technology, Faculty of Information Technology

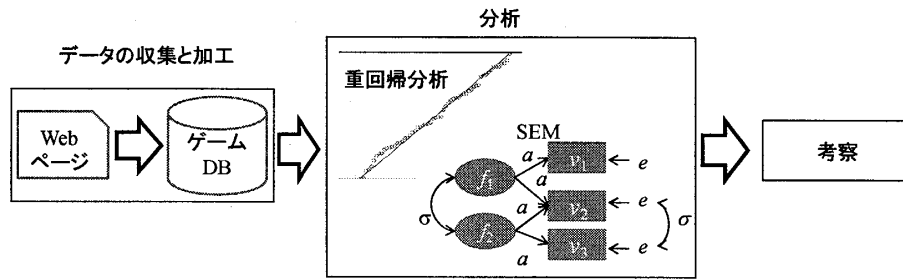


図1 分析の流れ

表1 データの分類

	カテゴリカルデータ	定量データ
構造化データ	ジャンル、メーカー、ハード、シリーズ	売上本数、注目度、満足度
半構造化データ	口コミ、レビューデータ	

3. 購入要因分析のプロセスとモデル

3.1 分析プロセス

本論文では、ウェブ上のゲームソフト情報から消費者の購入要因を定量的にすることを目的とした購入要因分析を行う。ゲームソフトの情報は、メーカーやジャンル、ハード等の基本属性データと、ウェブ上での口コミ情報などのテキストデータが存在する。これらのデータのタイプを構造化データと半構造化データに大別することができる(表1)。本論文では、構造化データ(メーカー、ジャンル、ハード、シリーズ、売上本数、注目度、満足度)を対象に以下の3ステップで分析を行う。

1. ゲームソフトデータの収集: ウェブから対象メーカーと対象ゲームソフトを特定し、ゲームソフトに関する情報(メーカーやジャンル、顧客満足度など)を収集する。また、分析の必要に応じてデータを加工する。
2. 購入要因分析: 収集及び加工したデータを、重回帰分析とSEMを用いて分析する。
3. 分析結果の考察: 上記の分析で得られた結果を考察する。

これらの流れを図1に示す。

本論文では2章で述べた問題を解決するために、重回帰分析とSEMの2つの分析手法を用いて、購入要因を定量化する。これは、観測されている要因の直接的な売上本数への影響力を求めただけでなく、潜在的な変数間の因果関係の強さを明確にするためである。次節では、使用する分析モデルについての概要と適用方法、構築したモデルについての説明を行う。

3.2 重回帰分析

重回帰分析とは、 k 個の説明変数と1つの目的変数の間にある因果の強さを抽出する分析手法である[6]。ここでは、メーカーやジャンル等の属性を説明変数、売上本数を目的変数として各属性が売上本数へ与える影響の大きさを算出する。重回帰分析では、潜在的な変数からの影響力は無いと仮定して、ハードやジャンル情報などの観測されている

データのみからの影響力を算出する分析手法である。 i 本のゲームソフトを分析する際の重回帰モデルは以下のようになる。

$$Y = \sum_{i=1}^k \beta_i x_i + \varepsilon \quad (1)$$

このとき、 Y は説明変数から影響を受ける目的変数を示している。本論文においては売上本数が目的変数に対応している。 β_i は説明変数と目的変数内における因果関係の強さを表す、偏回帰係数を示している。 x_i はヒット商品の要因となる説明変数を表している。 ε はモデルの誤差を示している。分析モデルの評価は、説明変数と目的変数間の重相関を表す指標である R^2 を用いて行う。また、分析を行う際に、多重共線性が見られる変数間の影響を排除するため、赤池情報量基準(AIC)を用いたステップワイズ法による変数選択を行う[7]。

また、複数のジャンルを取るケースが存在するため、テキスト形式で収集したジャンルデータはダミー変数へと変換した。さらに、売上本数については分布に極端なばらつきがあったため、対数化することで分布を線形的に変換した。

3.3 共分散構造モデリング

SEMとは、統計データや因果情報をなどの混合データから、注目する変数間の因果関係を定量的に評価する分析手法であり、1950年代から経済学や社会科学における要因分析において役立ってきた[8]。また、SEMの大きな特徴として、変数間の因果関係を視覚的かつ定量的に明確にすることができるという点が挙げられる。SEMの一般式は以下のようになる。

$$x_i = \sum_{x_k \in pa_i} a_{ik} x_k + u_i, \quad i = 1, \dots, n \quad (2)$$

ここで、 x_i は直接原因と考えられる変数の集合であり、 pa_i は右辺にある0ではない係数を持つ変数に対応している。また、 u_i はそれ以外の表現されることのない誤差を表している。SEMでは、相関や共分散の値の大きさをパス係数という指標で表し、変数間のパス係数が大きかった場合、変数間により強い関連性があるといえる。本論文における分析では、観測変数の値を予め標準化して分析を行うため、パス係数は-1から1の間で算出される。

また、SEMは分析者が独自の仮説を基にモデルを構築できるという特徴を持つ。そのため、導入した潜在変数やモデルの構成について、よく吟味することが重要である。

本論文では、以下の仮説を基にモデルを構築した。

表2 観測変数の内容

カテゴリ	表記	内容	
メーカー	Ma~Mt	Maker A~Maker T	
ハード	DC	ドリームキャスト	
	DS	ニンテンドーDS	
	GB	ゲームボーイ	
	GBA	ゲームボーイアドバンス	
	GC	ニンテンドーゲームキューブ	
	N64	ニンテンドー64	
	PS	プレイステーション	
	PS2	プレイステーション2	
	PS3	プレイステーション3	
	PSP	プレイステーションポータブル	
	Wii	ニンテンドーWii	
	X36	Xbox360	
	ジャンル	Act	アクション
		Acr	アクションRPG
Adv		アドベンチャー	
Edu		教育	
Etc		その他	
Fig		格闘	
Puz		パズル	
Rac		レース	
Rpg		ロールプレイングゲーム	
Sho		シューティング	
Sim		シミュレーション	
Sir		シミュレーションRPG	
Spo		スポーツ	
Tab		テーブル	

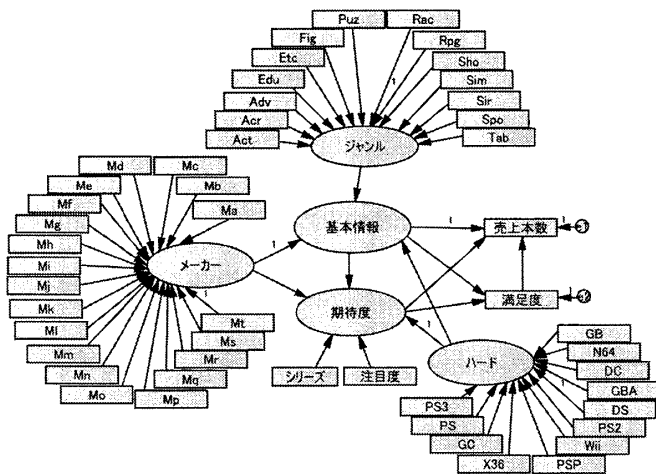


図2 構築したSEMモデル

表3 収集したゲームソフトデータ

No	タイトル	シリーズ	メーカー	ハード	ジャンル	注目度	満足度	売上本数
1	Title A	1	Maker Q	DS	RPG	59	72.5	5624430
2	Title B	1	Maker T	DS	アクション	50	77	5406786
3	Title C	1	Maker T	DS	その他	46	82	4980183
4	Title D	0	Maker T	DS	教育	12	48	4967131
5	Title E	1	Maker T	DS	アクション・レース	33	81	3355781
6	Title F	0	Maker T	Wii	スポーツ	96	78	3355781

- メーカーやジャンル、ハードをゲームソフトに関する基本情報とし、消費者は基本情報を基に購入を検討する。
- 消費者の期待度は、メーカーやジャンル、ハード、シリーズ、注目度の高さに依存している。
- 顧客満足度は基本情報や消費者の期待度に依存し、売上本数は基本情報と消費者の期待度、顧客満足度によって左右される。

図2は上記の仮説を基に構築した分析モデルを示している。本論文ではこのモデルを基準として、最良モデルの探索を行う。また、図2中の変数名は、表2中の変数と対応している。

4. 分析対象と分析結果

4.1 分析対象データ

本分析では、2008年における年間総売上本数トップ20社を分析の対象とした。また、対象の20社が2000年以降に発売し、1万本以上売り上げた746本のゲームソフト情報を収集し、分析を行った。

収集したデータのうち、ジャンルの数が270に及んだため、これらをGame Compassにて定められているジャンル(アクション、Role Playing Game (RPG)、アクション

RPG、シミュレーション、シミュレーションRPG、シューティング、格闘、スポーツ、レース、アドベンチャー、テーブル、パズル、教育、その他)に対応させ、ジャンルの数を14に絞り込んだ[9]。売上本数については、ファミ通及び各社のホームページを参照している。ゲームソフトの注目度および満足度はYahoo!ゲームによって集計されている0~100の数値データを参照している(2009年7月25日現在のデータ)。シリーズデータは、シリーズもののゲームで2作目以降のゲームを1、その他のゲームを0として手動でカテゴリカルデータを生成した。収集したデータの属性と型は表3のようになっている。

また、重回帰分析を行う際に、カテゴリ型の説明変数を扱うため、解析ソフトR 2.9を使用した[10]。SEMによる分析の際は、変数間の関連性を視覚的かつ定量的に明確にするために、解析ソフトSPSS Amos 18.0を用いた[11]。

4.2 重回帰分析の結果

重回帰分析の結果を表4に示す。この分析における決定係数は0.994、自由度調整済みの決定係数も0.994となった。また、有意水準を満たさない説明変数が5つ(Maker M、アクション、スポーツ、テーブル、パズル)となった。

ハードにおいて、全てのハードの偏回帰係数が10以上という結果が得られた。これにより、様々なヒット要因の

表4 重回帰分析の結果

	Estimate	Std. Error	Pr(> t)
DC	10.8	0.686	< 2e-16
DS	11.4	0.183	< 2e-16
GB	11.0	0.980	< 2e-16
GBA	11.3	0.195	< 2e-16
N64	11.6	0.563	< 2e-16
GC	10.8	0.217	< 2e-16
PS	13.0	0.693	< 2e-16
PS2	11.2	0.197	< 2e-16
PS3	11.1	0.312	< 2e-16
PSP	10.9	0.214	< 2e-16
Wii	10.9	0.224	< 2e-16
WS	10.6	0.404	< 2e-16
X36	10.5	0.307	< 2e-16
Ma	-2.09	0.249	< 2e-16
Mb	-1.60	0.548	3.55E-03
Mc	-1.29	0.181	2.11E-12
Md	-1.51	0.284	1.43E-07
Me	-1.90	0.221	< 2e-16
Mg	-1.01	0.160	6.14E-10
Mh	-1.25	0.200	8.52E-10
Mi	-1.21	0.153	9.72E-15
Mj	-0.661	0.177	1.96E-04
Mk	-1.48	0.324	5.86E-06
Ml	-1.04	0.165	5.37E-10
Mm	-0.631	0.397	0.112
Mn	-1.38	0.228	2.07E-09
Mo	-0.887	0.141	5.50E-10
Mp	-1.02	0.200	4.05E-07
Mq	0.597	0.277	0.031
Mr	-1.25	0.293	2.23E-05
Act	0.153	7.99E-02	0.056
Edu	0.734	0.287	0.011
Sho	-0.611	0.192	0.002
Adv	-0.283	0.133	0.033
Spo	0.223	0.139	0.11
Tab	0.363	0.195	0.064
Puz	-0.415	0.216	0.055
シリーズ	0.427	8.54E-02	7.39E-07
満足度	9.22E-03	2.37E-03	1.11E-04
注目度	9.45E-03	1.50E-03	4.56E-10

中でも、ハードが売上本数へ与える影響力が高いことが読み取れる。その中でも特に影響力が高いハードは、PlayStation(以下 PS)であり、偏回帰係数が 13.0 と算出された。

メーカーにおいて、Maker Q 以外の全メーカーで負の偏回帰係数が算出された。これにより、トップ 20 社中でも力関係に偏りが見られることが分かった。

ジャンルにおいては、全ジャンルの偏回帰係数の絶対値が 1 以内となった。ジャンル内では、唯一教育が正の偏相関を示し、他のジャンル以上に売上本数への性の影響が大きかった。シリーズは 0.427 と偏回帰係数が算出され、シリーズもののゲームと売上本数との関連性の高さが読み取れる。Yahoo! ゲームにおける消費者の注目度と満足度はそれぞれ 9.22×10^{-3} 、 9.45×10^{-3} と算出された。これは、消費者の注目度と満足度が、直接的に売上本数へ大きく寄与していないことを意味している。

標準誤差について、GB のように誤差の大きい変数もあるが、注目度のように誤差の小さい変数もあった。しかし、これらの値はおおよそ偏回帰係数と比例関係にあったため、際立った値は見られなかった。

4.3 SEM の結果

SEM における分析では、パス係数の絶対値が 0.100 以下のパスを排除し、分析を繰り返すことで、影響力が低い変数を省くとともに、モデルの適合度の向上を行った。

図 2 は、パス選択を行い、最終的に完成したモデルである。このモデルの適合度を示す GFI は、0.859 となった。パス選択では、23 の変数を除去した(Ma、Mb、Mc、Md、Me、Mf、Mh、Mk、Ml、Mm、Mn、Mp、Mr、Fig、Rac、Sho、Sir、Tab、DC、GBA、N64、PS、WS)。

パス選択を行った結果、メーカーにおいては 7 つのメーカーが残った。メーカー内では、メーカー T が最も高いパス係数を示した(0.800)。その他のメーカーにおけるパス係数については、大きな差が見られなかった。ジャンルについては、パス選択により 9 つのジャンルが残った。その中で、RPG が最も高い潜在変数への影響力を示した(0.560)。一方、パズルでは全ジャンル中最も低いパス係数が算出された(-0.160)。ハードにおけるパス選択では、7 つのハードが残された。全てのハードで正の影響力を示したが、特に PlayStation Potable(以下 PSP)と PlayStation 3(以下 PS3)、Nintendo DS(以下 DS)ではそれぞれ 0.400 を超える高いパス係数が算出されている。

続いて売上本数へ影響を及ぼす潜在変数について考えてみる。基本情報はジャンル、メーカー、ハードの 3 つの潜在変数より構成されている。基本情報は、ジャンルとメーカーから正の影響を受け、特にメーカーからのパス係数は 0.570 と高い値が算出された。一方、唯一ハードから基本情報への影響力が負の値をとった(-0.670)。基本情報においては、売上本数と満足度の 2 つの目的変数への影響力を与えているという仮説をもとに分析を行った。売上本数へのパス係数は直接効果が 0.630 と高い値が算出された。また、間接効果(-0.100)を合わせた総合効果は 0.530 となっている(表 5)。一方、満足度へのパスについては影響力が低かったため、パス選択の際に排除された。この結果により、基本情報が満足度以上に、ゲームソフトの売上本数へ大きく寄与していることが読み取れる。

次に、期待度について結果をみると、基本情報とシリーズを除いた 3 つの変数から期待度が受ける影響力が高いことが分かった。特に、ハードから受ける効果は、直接効果が 0.660、ハードから基本情報を経て期待度への間接効果が $-0.670 \times -0.190 = 0.127$ となり、合計 0.787 という高い総合効果が算出された。これは、消費者の期待度とハードの関連性が他の変数以上に高いことを意味している。また、期待度から売上本数への効果は、直接効果が 0.460、間接効果が 0.0640、総合効果が 0.524 と算出され、満足度への効果は 0.640 と算出された。これにより、消費者のゲームソフトへの期待度は、売上本数以上に顧客満足度との関連性が高いことが読み取れる。

5. 考察

5.1 重回帰分析の考察

メーカーやハード等の各属性が直接的に売上本数へ与える影響の大きさを抽出するために、重回帰分析によるアプローチを行った。分析の結果、ハードが売上本数へ与える影響力が、全観測変数中最も高いことが明らかとなった。これは、他の属性以上にハードが売上本数を説明できてい

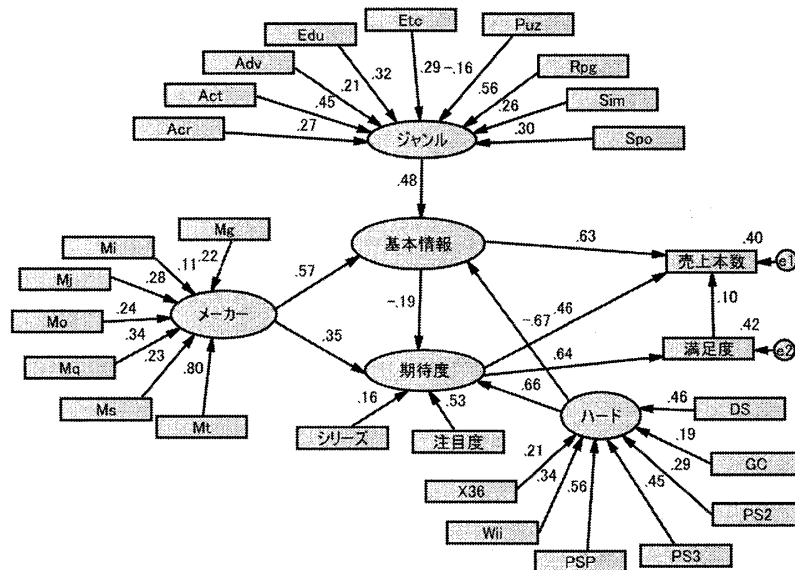


図3 SEMによる分析結果

表5 各パスの直接効果と総合効果

	ハードから期待度	メーカーから期待度	基本情報から売上本数	期待度から売上本数
直接効果	0.660	0.350	0.630	0.460
間接効果	0.127	-0.108	-0.100	0.0640
総合効果	0.787	0.242	0.530	0.524

ることを意味している。この背景にはハードの普及率とゲームソフトの売上本数間の密接な関連性があると考えられる。

例えば、ハード内の観測変数では、PSが最も高い偏回帰係数が算出され、PSは標準誤差も全ハード中2番目に大きい値をとった。これは、PS用ゲームソフトの中で、ヒットした商品とそうでなかった商品に極端な偏りがあったことを意味している。この偏りには2つの原因が存在する。1つ目は、2000年付近はハードの種類が少なく、ライバルが少なかったこと、またPSにおいて90年代後半から2000年にかけて全盛期だったことである。2つ目はPS2の登場により、PSの市場シェアが年々縮小していき、ヒットしない商品が続出してしまったことである。これらの理由により、PS用ゲームソフトの分布に偏りが生じたと考えられる。

メーカーについては、Maker Qが全メーカー中唯一正の偏回帰係数を示し、また標準誤差も小さいという結果が得られた。これは、Maker Qがコンスタントにヒット商品を生産してきたことを意味している。一方、他のメーカーは負の偏回帰係数が算出されたが、中央値の-1.25以上の値だったMaker G、Maker H、Maker I、Maker J、Maker L、Maker M、Maker O、Maker Pは、残りのメーカーと比較して相対的に売上本数へ正の影響を与えているといえる。

ジャンルは消費者の嗜好が表れる一要素であるため、この分析結果に着目することで、他の属性と同様に消費者が好んできた、あるいは望んできたゲームソフトを把握することが可能である。変数選択を行った結果、14あったジャンルは7つに絞られ、その中で教育が最も売上本数へ正の影響を与えているという結果が得られた。これは、口火と

なった教育ゲームが、コアゲーマーが集中する10代から20代のみならず、40代からそれ以上のライトユーザーをターゲットとして売り出したことが要因だと考えられる。購買層を広げることに成功し、1つの市場を確立した教育ゲームは、その後も次々にリリースされ多くのゲームソフトがヒットした。そのため、0.734という売上本数への高い正の相関が得られたと考えられる。一方、シリーズの偏回帰係数は0.427と算出され、殆どのメーカー、ジャンル以上に売上本数へ寄与していることが明らかとなった。これは、前作が好評だったためシリーズ化し再度ヒットしたゲームや、シリーズ間の相乗効果によって売上本数が伸びたゲームソフトが多数存在したことが要因だと考えられる。

その他、注目度と満足度は偏回帰係数が 1.00×10^{-2} 以下となり、売上本数へ寄与していないことが明らかとなった。これについては、注目度と満足度データを収集した情報源の信頼性を確認する必要がある。また、複数の情報源における注目度や満足度データを参照し、信頼できる値を分析対象として定める必要がある。

5.2 SEMの考察

SEMでは、ゲームソフトの基本情報や消費者の期待度が売上本数や顧客満足度に寄与しているという仮説を基にモデルを構築し、それらの影響力を視覚的かつ定量的に明確にするために分析を行った。メーカーについて、パス選択により残った7社は全て正の影響を示し、特にMaker Tはパス係数が0.800と最も高い値が算出された。残りの6メーカー間には大きな差が見られず、Maker Tがゲームソフト業界を席巻していることが読み取れる。また、重回帰分析ではMaker Qが売上本数へ最も高い影響を与えている

という結果が得られたが、これは Maker T に多重共線性が見られ、変数選択によって削除されていたためである。

ジャンルについては、パス選択により残った 9 つのジャンルのうち RPG が最も高いパス係数を算出された。この要因として、日本人が従来から RPG を好んできたことが挙げられる。RPG は、1986 年に発売され 150 万本を超える大ヒットとなった RPG ソフトが発端となり、これまで 20 年以上に渡って数々のヒット商品が生産され、消費者に好まれてきたため、他のジャンル以上に売上本数へ正の影響を与えていると考えられる。

ハードにおける分析では、DS と PSP、PS3 において 0.5 付近からそれ以上のパス係数が得られ、ハード内での優位性を示された。DS と PSP については、携帯用ゲーム機という共通点が存在する。この結果は携帯用ゲームの市場が拡大していること、DS と PSP の競合となる機種が殆ど存在しないことが、双方の強みとして働いていると考えられる。PS3 は、次世代機種と呼ばれる PS3、Xbox360、Wii の 3 機種の中でも、ブルーレイディスクに対応していること、それによりゲームソフトへ投じる技術やゲームの内容が充実させられることなど、性能面で売上本数や顧客満足度へ貢献している可能性がある。このことについてはモデルに反映し更なる分析を行う必要がある。

次に、潜在変数における分析結果について、基本情報はジャンルとメーカーから受ける影響力が強く、また売上本数へ与える影響力が高いことが明らかとなった。これは、潜在的な消費者の購買意欲が、ジャンルやメーカーなどの好みによって左右されていることが原因だと考えられる。潜在変数期待度に関しては、メーカーやハード、注目度と密接な関係にあることが分かった。また、期待度は売上本数以上に顧客満足度へ大きな影響を与えていることが明らかとなった。これは、消費者の期待度がメーカーの実績によるブランド力や宣伝による注目度の変化、ハードの性能の高さによって左右されているためだと考えられる。

基本情報は消費者の期待度に対して負の影響を示した(-0.190)。しかし、算出されたパス係数が注目すべき大きな値ではなかったため、ゲームソフトの基本情報と消費者の期待度の間の関連性は低いと考えられる。

売上本数と顧客満足度における R^2 は、それぞれ 0.400、0.420 となった。これは、目的変数を説明する変数とパスが少なかったため、モデルの説明力が不足したことが原因だと考えられる。よって、モデルの説明力を高めるために、潜在変数や観測変数を増やし、再度分析を行う必要がある。また、このモデルにおける GFI は 0.859 と算出された。一般的に GFI は 0.900 以上で十分なモデルの説明力があるとされているが、本モデルにおいてもゲームソフトの購買要因の一端を表現できているのではないかと推測できる [12]。

5.3 分析結果の総括

消費者の購買要因を定量的に明確にするために、本論文では重回帰分析と SEM によってゲームソフトのヒット要因の抽出を行い、それが売上に及ぼす影響を定量化した。重回帰分析においては、観測された変数が直接的に売上本数へ与える影響力を算出した。SEM においては、潜在している要因を考慮した各属性の影響力を視覚的かつ定量的に抽出した。

重回帰分析と SEM を行った結果、分析結果に 2 つの共通する特徴が得られた。1 つ目は、ハードが売上本数へ与える影響が高かったことである。これは、ジャンル毎やメーカー毎のゲームのプレイ人数は推定し難いが、ハード毎のプレイ人数(普及率)は容易に推定できるため、その母集団を基に、メーカーやジャンル、注目度やシリーズ等の情報を付加することで、売上本数がある程度予測できることを意味している。2 つ目はメーカーが売上本数へ与える影響について、ジャンルやハードなどの他の属性以上に、各観測変数間に大きなばらつきが見られたことである。これは、年間トップ 20 社の中でも特定の企業が多く市場シェアを占め、メーカー間の力関係に差が生じていることを意味している。

6. おわりに

本論文では、ゲームソフトにおけるヒット商品のヒット要因を定量的に分析した。一般的に、ゲームソフトは消費者による口コミ情報や、メーカーがメディアを通して配信する宣伝の質や量によって売上本数が左右されるといわれている。しかし、ヒット商品の背景として、具体的にどのような情報がどの程度売上本数へ寄与しているかが定量的に分析されていなかった。そこで、本論文では、Web 上で収集した 746 本のゲームソフト情報における 7 つの属性(売上本数、注目度、満足度、メーカー、ジャンル、ハード、シリーズ)を基に、ゲームソフトのヒット商品における購入要因分析を行った。

この分析の結果、メーカーやジャンルの種類によって消費者の購買意欲が大きく左右されているが明確となった。また、ハードの種類によって消費者の期待度が左右され、さらに顧客満足度も期待度と連動して左右されていることが分かった。

今後の課題として、以下の 3 つが挙げられる。まずは、消費者の 口コミ 情報などの半構造化データを対象とした分析を行うことで、消費者の購買意欲を高める要因をより明確にする。次に、カテゴリカル変数を対象とした因子分析を行うことで、潜在変数の数をより信頼できる値に定める必要がある。最後に、ゲームソフトの発売月等に重みを付けるなどして、月毎のアドバンテージを排除して分析を行う必要がある。

参考文献

- [1] Famitsu.com, <http://www.famitsu.com/>.
- [2] NIKKEI.NET IT-PLUS, “ゲームエンジン裁判(1)巨額開発費に苦しむ中堅ソフト会社”, <http://it.nikkei.co.jp/digital/column/gamescramble.aspx?n=MMITew00024082007>.
- [3] B. L. Bayus, “Word of Mouth: The Indirect Effects of Marketing Efforts”, *Journal of Advertising Research* (1985).
- [4] “ゲーム産業白書 2009”, メディアクリエイト (2009).
- [5] “ファミ通ゲーム白書 2009”, エンターブレイン (2009).
- [6] G. W. Snedecor, W. G. Cochran, “Statistical Methods”, Blackwell Publishing (1989).
- [7] 青木繁伸, “R による統計解析”, オーム社 (2009).
- [8] J. Pearl, “Causality: Models, Reasoning, and Inference”, Cambridge university press (2000).
- [9] Game Compass, <http://g-compass.hp.infoseek.co.jp/rank/>.
- [10] The R project for Statistical Computing, <http://cran.r-project.org/>.
- [11] SPSS, Data Mining, Statistical Analysis Software, Predictive Analysis, Predictive Analytics, Decision Support Systems, <http://www.spss.com/>.
- [12] 豊田秀樹, “共分散構造分析 [Amos 編]”, 東京図書 (2007).