

PC ゲームソフト販売数におけるライブ動画配信サービスの影響分析 Analysis for the Influence Factors of the Livestreaming Services on Sales for PC Game Software

1741122 村山 直幸
Naoyuki MURAYAMA

指導教員 秋葉 知昭

In this study, I considered analyzing for the factors of the livestreaming services on the sales for PC game software. First, I show the results to analyze the factors and clarify the magnitude of the influence of factors related to the number of sales. Next, I proposed a prediction model based on the factors of analysis.

1. 緒言

近年の動画配信サービス業界はその規模を拡大し続けている。特に20代以下の若年層を中心にネット利用時間とテレビ視聴時間に大きな差が開き始めている[1]。これはスマートフォンが若年層に広く普及されたことにより、わざわざテレビを利用する意味がなくなってしまっているのが原因と考えられる。また、2019年後期から大流行した新型コロナウイルスの感染防止のため、外出自粛で動画配信サービスは大きく需要を伸ばしており、動画配信サービスが市場に与える影響も少なからずあると考えた。そこで動画配信サービスの中でも人気のあるゲーム配信に注目した。

本研究では、ゲーム市場の売上データと動画配信サービスのデータを共に分析することでゲームソフトの売上要因を明らかにし、これにより動画配信サービスと関連したゲームソフトの売上予測モデルを提案する。

2. 分析対象と要因の抽出

本研究では、Twitchの視聴時間数ランキングの2017年9月から2020年10月までの38ヶ月分のデータとSteamのPCゲーム販売数のデータを分析対象とする。そして販売数に影響を与えている要因の候補として、同期間の、「視聴時間数」「最大視聴者数」「平均視聴者数」「最大配信者数」「平均配信者数」「価格」「最大プレイヤー数」「フォロワー数」「発売経過日数」を収集した。このときTwitchのデータはESCharts、SteamのデータはSteamSpyというサイトを用いた。「最大プレイヤー数」は1ヶ月のゲーム内最大プレイヤー数の平均、「フォロワー数」は1ヶ月のフォロワー数の平均と定義した。また、「発売経過日数」は発売日と各月の集計締切日との差を求めたものである。上記以外の要因は収集したものをそのまま使用した。

3. 分析結果

各変数の相関を見るために、月別に相関分析を行い、相関係数行列を比較した。その結果、

- (1) 「Owner数の月平均」と「視聴時間数」「平均視聴者数」に全体の9割程に強い正の相関が見られた。
- (2) 「1ヶ月のゲーム内最大プレイヤー数の平均(PCCU月平均)」と「視聴時間数」「視聴者数」「配信者数」に全体の7割程に強い正の相関が見られた。
- (3) 「価格(値段)」「発売経過日数」の2つほどの説明変数において1つも強い相関は見られなかった。

以上の3つの特徴が見られた。以下の表3.1、表3.2、表3.3はその代表例である。

表 3.1 2017年11月 相関係数行列

No.	変数名	視聴時間数	ピークの視聴者数	平均視聴者数	ピークのチャンネル	平均チャンネル	価格	発売経過日数
4	視聴時間数	1.000	0.522	0.389**	0.722*	0.857**	0.007	0.646**
5	ピークの視聴者数	0.522	1.000	0.524	0.587	0.695**	-0.028	0.536
6	平均視聴者数	0.389**	0.524	1.000	0.712*	0.843**	0.011	0.645**
7	ピークのチャンネル	0.722*	0.587	0.712*	1.000	0.818**	0.274	0.164
8	平均チャンネル	0.857**	0.695**	0.843**	0.818**	1.000	0.118	0.239
9	価格	0.007	-0.028	0.011	0.274	0.118	1.000	-0.389
16	0m月平均	0.646**	0.536	0.645**	0.164	0.239	-0.389	1.000
17	PCU月平均	0.642**	0.601*	0.843**	0.486	0.835**	-0.125	0.407
18	FOF月平均	0.650*	0.681*	0.851*	0.409	0.669*	-0.032	0.712*
24	発売経過日数	0.058	0.182	0.061	-0.137	-0.073	-0.488	0.441

表 3.2 2018年5月 相関係数行列

No.	変数名	視聴時間数	ピークの視聴者数	平均視聴者数	ピークのチャンネル	平均チャンネル	価格	発売経過日数
4	視聴時間数	1.000	0.736*	0.465**	0.863**	0.914**	-0.108	0.816**
5	ピークの視聴者数	0.736*	1.000	0.875**	0.639*	0.856**	-0.148	0.863**
6	平均視聴者数	0.465**	0.875**	1.000	0.839**	0.874**	-0.102	0.815**
7	ピークのチャンネル	0.863**	0.639*	0.839**	1.000	0.875**	-0.089	0.503
8	平均チャンネル	0.914**	0.856**	0.874**	0.875**	1.000	-0.024	0.461
9	価格	-0.108	-0.148	-0.102	-0.089	-0.024	1.000	-0.320
16	0m月平均	0.816**	0.863**	0.815**	0.503	0.529**	-0.320	1.000
17	PCU月平均	0.809**	0.722*	0.810**	0.802**	0.829**	-0.058	0.615*
18	FOF月平均	0.858**	0.714*	0.852**	0.829**	0.842**	0.274	0.751*
24	発売経過日数	0.124	0.241	0.132	0.075	-0.025	-0.274	0.336

表 3.3 2019年7月 相関係数行列

No.	変数名	視聴時間数	ピークの視聴者数	平均視聴者数	ピークのチャンネル	平均チャンネル	価格	発売経過日数
4	視聴時間数	1.000	0.363**	0.585**	0.821*	0.802**	-0.050	0.814*
5	ピークの視聴者数	0.363**	1.000	0.802**	0.888**	0.906**	-0.287	0.865**
6	平均視聴者数	0.585**	0.802**	1.000	0.829**	0.795**	-0.045	0.812*
7	ピークのチャンネル	0.821*	0.888**	0.829**	1.000	0.888**	0.057	0.368
8	平均チャンネル	0.802**	0.906**	0.795**	0.888**	1.000	0.043	0.463
9	価格	-0.050	-0.287	-0.045	0.057	0.043	1.000	-0.308
16	0m月平均	0.814*	0.865**	0.812*	0.368	0.453	-0.308	1.000
17	PCU月平均	0.858**	0.588	0.855**	0.588	0.858**	-0.122	0.819**
18	FOF月平均	0.704*	0.368	0.687*	0.798*	0.848**	0.278	0.788*
24	発売経過日数	0.242	0.507	0.252	0.168	0.125	-0.308	0.378

次に目的変数に「Owner数の月平均」、説明変数に「最大視聴者数」「最大配信者数」「価格」「フォロワー数」「発売経過日数」を選択し、期間を2017年9月から2020年10月に設定して重回帰分析を行った。表3.4はその分析結果である。

表 3.4 2017 年 9 月から 2020 年 10 月 重回帰分析

変数	変数名	係数	標準誤差	t 値	p 値
1	発売経過日数	12.5341	0.000	1385.453	0.000
2	最大視聴者数	1084.2318	0.000	50.414	0.000
3	平均視聴者数	0.4058	0.258	1.572	0.118
4	最大配信者数	1.2202	0.512	2.383	0.020
5	平均配信者数	13.5800	0.000	1358.000	0.000
6	セール有無	3.3414	0.003	1084.232	0.000
7	視聴時間数	1.94.0124	0.000	-1.92814.805	-0.0524
8	価格	0.8524	0.333	2.560	0.012
9	フォロワー数	5.8488	0.102	884.130	0.000
10	価格	15.5543	0.001	-	-
11	価格	3.4153	0.089	8.285	0.000
12	価格	10.1858	0.001	-	-
13	価格	12.9288	0.000	508888.588	0.000

表 3.4 の標準偏回帰係数の値を比較すると、「フォロワー数」の係数の値が 1 番大きく、「価格」の係数の値が 2 番目に大きく、「発売経過日数」「最大視聴者数」「最大配信者数」が順に続く形となった。

また、予測式の定式化をするため PC ゲームソフト別で層別し分析を行った。その際、PUBG はデータ数が多く、視聴時間数ランキングの上位に位置し続けていることから特徴が出やすいと考え、選択した。その結果が表 3.5 である。

表 3.5 2017 年 9 月から 2020 年 10 月 PUBG 重回帰分析

変数	変数名	係数	標準誤差	t 値	p 値
1	視聴時間数	2.8401	0.102	27.843	0.000
2	最大視聴者数	5.0420	0.032	157.562	0.000
3	平均視聴者数	126.3380	0.000	126338.000	0.000
4	最大配信者数	10.9249	0.002	5323.938	0.000
5	平均配信者数	4.2998	0.047	91.486	0.000
6	セール有無	2.7102	0.110	24.638	0.000
7	PCCU 月平均	39.1137	0.000	-14.922	-0.780
8	FOT 月平均	9.4180	0.004	-	-
9	発売経過日数	82.4824	0.000	-55078.379	-1.310
10	アプデ	0.3821	0.552	-	-

4. 価格予測モデル

表 3.5 の数値を元に、PUBG の売上本数の予測式を定式化する。

始めに次の記号を定義する。

X : 評価 PC ゲームソフト

$B(X)$: PC ゲームソフト X の Owner 数月平均

A : 偏回帰係数ベクトル

$$A = (a_0, a_1, a_2, a_3, a_4, a_5)$$

$S(X)$: 評価 PC ゲームソフトの説明変数ベクトル

$$S(X) = (1, S_1(X), S_2(X), S_3(X), S_4(X), S_5(X))$$

ここで、 $S_1(X)$ は最大視聴者数、 $S_2(X)$ は平均視聴者数、 $S_3(X)$ は最大配信者数、 $S_4(X)$ は PCCU 月平均、 $S_5(X)$ は発売経過日数とする。

このとき、パッケージゲームソフトの売上は

$$B(X) = A^t S(X)$$

で決められる。ただし、

$$A = (9242251.796, 20.824, -1171.942, 5323.938, -14.922, -55078.379)$$

である。

5. 考察

要因の考察を行う。「フォロワー数」は、購買者の層とフォロワーの層が似通っているため大きな影響を与える要因になったと考えられる。「価格」は、購入者がゲームソフトを購入する際適正価格かどうかと考えたうえで購入しているためと考えられる。「発売経過日数」は、時間の経過により売上が下がると考えていたが、根強い人気のあるゲームソフトは配信需要も高く、動画配信が広告塔の役割を果たすため、購買者増加を促す結果になったと考えられる。

「最大視聴者数」「最大配信者数」は、購買者数の増加が配信者数の拡張に、配信者数の増加が視聴者数の拡張に、視聴者数の増加が新たな購買者の拡張に繋がっていると考え、購買者増加を促す結果になったと考えられる。

6. 結言

本研究では、動画配信プラットフォームを Twitch, ゲーム市場を PC ゲームに限定して Twitch 視聴時間数ランキングのデータと PC ゲームソフトの売上データを分析した。

相関分析を行った結果から、PC ゲームソフトの売上に大きな影響を与える要因は、視聴時間数、平均視聴者数の 2 つだと分かった。

重回帰分析を行った結果から「フォロワー数」「価格」「発売経過日数」「最大視聴者数」「最大配信者数」の 5 つの要因が影響を与えていることが分かった。

今回、予測モデル式の定式化をする際に層別したデータを元に予測モデルを提案したが、予測結果が安定しているとは言えなかった。説明変数を新たに増やすことで、予測結果の精度向上ができると考えられる。

文献

- [1] 平成 30 年度情報通信メディアの利用時間と情報行動に関する調査報告書 (2021 年 1 月 26 日閲覧)
https://www.soumu.go.jp/main_content/000644168.pdf