

モバイルゲームのジャンル別売上要因とその売上予測モデルの作成 Proposal for a Sales Forecasting Model Using a Factor Analysis of Mobile Game Sale

1941043 小金澤 圭佑

Keisuke KOGANEZAWA

指導教員 秋葉 知昭

The gaming market has expanded significantly in recent years. Among them, mobile games improvement more than a majority share of the games market. In this study, we focus on mobile games, which are very close to our daily lives, and use multiple regression analysis to analyse sales factors and create a sales forecasting model to improve sales of mobile games to be distributed in the future. Some genres did not make a higher contribution as a result of the study. This could be due to a lack of preparation of explanatory variables. Mobile games were basically found to have a strong influence on sales in terms of the rate of billing experience and the number of downloads. The accuracy of the prediction models varied according to genre. This is thought to be due to the inability to process outliers, which resulted in a drop in accuracy. This may also be due to the high variance ratio of the sales data.

1. 緒言

世界のゲーム市場は2020年から流行りだした新型コロナウイルスの影響により大幅に拡大した。そんな中でも特にどこでも気軽に遊べ、どこからでもオンライン環境に接続して遊べるモバイルゲームはゲーム市場の中でも一番大きな市場である[1]。

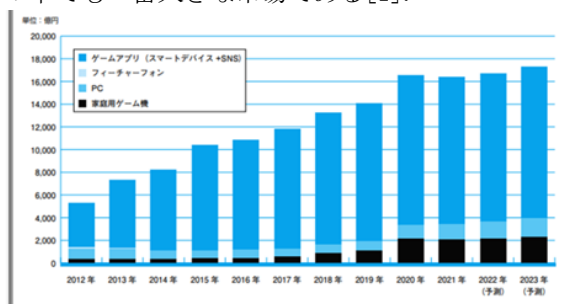


図1 2012年から2023年のゲーム市場推移

本研究では身近にあるモバイルゲームの「売上」に注目し、重回帰分析を用いた売上要因の分析と売上の予測モデルの作成を行うことで今後配信されるモバイルゲームの売上向上を図るのに役立つと考える。

2. データ収集と分析

2.1 データの対象

本研究ではモバイルゲームを分析するためにファミ通モバイルゲーム白書[1]の売上ランキングデータと各タイトルの詳細データを利用する。また欠損したデータや足りない説明変数を補うためにGame I[2]より各月の売上、ダウンロード数のデータを利用した。

2.2 説明変数の説明

各モバイルゲームの「月別売上高」を目的変数として、説明変数候補として以下を採取、作成した。質的変

数として(クロスプレイ、ヘビーユーザー、ミドルユーザー、ライトユーザー、カジュアルユーザー、ジャンル)を用意し、量的変数として(知名率、プレイ経験率、新作意向率、課金経験率、平均年齢、月別ダウンロード数)を用意した。質的変数はダミー変数に変換し、2値変数とした。

2.3 重回帰分析

本研究では、上記で採集した各変数データを、統計解析ソフトStatWorksを利用して「各タイトル月別売上」を目的変数として重回帰分析を行う。分析は全ジャンルまとめたもの、各ジャンルに層別したものと分けて分析した。

2.4 分析結果

表1 選択された説明変数と寄与率結果

分析対象	選択した説明変数	寄与率
全ジャンル	プレイ経験率、課金経験率、新作意向率、平均年齢、ミドルユーザー、カジュアルユーザー、ヘビーユーザー、月別ダウンロード数、ジャンル、クロスプレイ	56.6%
アクションゲーム	知名率、課金経験率、新作意向率、カジュアルユーザー、ヘビーユーザー、月別ダウンロード数	92.4%
RPG	知名率、プレイ経験率、ミドルユーザー、月別ダウンロード数	74.7%
パズルゲーム	知名率、課金経験率、ヘビーユーザー、月別ダウンロード数	92.2%
シミュレーションゲーム	課金経験率、平均年齢、ミドルユーザー、ライトユーザー、カジュアルユーザー、月別ダウンロード数、クロスプレイ	99.1%
音楽ゲーム	プレイ経験率、課金経験率、ヘビーユーザー、ミドルユーザー、ライトユーザー、月別ダウンロード数	67.5%

全ジャンルで分析する際、説明変数としてプレイ経験率「課金経験率」「新作意向率」「平均年齢」「ミドルユーザー」「カジュアルゲーマー」「ヘビーユーザー」

「月別ダウンロード数」「ジャンル」「クロスプレイ」を説明変数候補の中から選択した。しかし、寄与率が0.566と低く出てしまった。

各ジャンル別に分析した結果、ジャンルによって寄与率の値に差が出た。寄与率で高い値が出たジャンルとしてアクションゲーム・パズルゲーム・シミュレーションゲームがあげられる。

3. 売上予測モデル

2章で行った重回帰分析の結果をもとに全ジャンル、各ジャンルの売上予測モデルの作成を行った。

3.1 予測モデルの定式化

X : 予測するタイトル

$B(X)$: X の売上

A : 偏回帰係数ベクトル

$S(X)$: 予測するタイトルの説明変数ベクトル

$S(X)$

$= (1, S_1(X), S_2(X), S_3(X), S_4(X), S_5(X), S_6(X), S_7(X), S_8(X), S_9(X))$

ここで $S_1(X)$ はプレイ経験率, $S_2(X)$ は課金経験

率, $S_3(X)$ は新作意向率, $S_4(X)$ は平均年齢, $S_5(X)$ はクロス

プレイとし、なし:0,あり:1の2値変数とする。 $S_6(X)$

はヘビーユーザーとして少ない:0,多い:1の2値変数

とし, $S_7(X)$ はミドルユーザーとして少ない:0,多い:1

の2値変数とし, $S_8(X)$ はカジュアルユーザーとして少ない:0,多い:1

の2値変数とする。 $S_9(X)$ は月別ダウンロード

数である。

このとき、予測する売上は

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

で決められる。

3.2 予測結果

表2 RPGの予測結果

アプリ名	実測値	予測値	残差	相対誤差
ドラゴンボールZ ドッカンバトル	1,791,000,000	1,252,741,677	538,258,323	0.430
Fate/ Grand Order	1,782,000,000	2,153,276,123	-371,276,123	-0.172
原神	1,398,000,000	1,323,764,953	74,235,047	0.056
放置少女	955,000,000	1,009,189,219	-954,189,219	-0.500
ロマンシング・サガ・リ・ユニバース	602,000,000	448,259,973	153,740,027	0.343
プリンセスコネクト Re:Divle	543,000,000	503,052,430	39,947,570	0.079
Identity V	522,000,000	1,287,547,894	-765,547,894	-0.595
白夜極光	435,000,000	25,692,741	409,307,259	15.931
グランブルーファンタジー	394,000,000	961,741,012	-567,741,012	-0.590
僕のヒーローアカデミア ULTRA IMPACT	374,000,000	3,371,204,116	-2,997,204,116	-0.889
ONE PIECE ドレジャークルーズ	373,000,000	986,960,937	-613,960,937	-0.622
七つの大罪 光と闇の交戦	339,000,000	73,561,618	269,438,382	3.608
ジャンプヒーローズ	264,000,000	957,724,800	-693,724,800	-0.724
IDOLY PRIDE	250,000,000	570,658,175	-320,658,175	-0.562
ドラゴンクエストタクト	222,000,000	292,165,872	-70,165,872	-0.240
Fate/ Grand Order	9,029,000,000	2,687,505,294	6,341,494,706	2.360
ドラゴンボールZ ドッカンバトル	1,952,000,000	1,180,471,308	771,528,692	0.315
原神	1,530,000,000	1,380,283,261	149,716,739	0.108
放置少女	757,000,000	1,811,544,545	-1,054,544,545	-0.582
Identity V	695,000,000	1,471,161,073	-776,161,073	-0.528
グランブルーファンタジー	660,000,000	1,019,021,182	-359,021,182	-0.352
七つの大罪 光と闇の交戦	494,000,000	177,420,065	316,579,935	1.764
ロマンシング・サガ・リ・ユニバース	470,000,000	426,745,590	43,254,410	0.101
僕のヒーローアカデミア ULTRA IMPACT	450,000,000	4,125,720,931	-3,675,720,931	-0.891
プリンセスコネクト Re:Divle	417,000,000	464,348,642	-47,348,642	-0.102
ONE PIECE ドレジャークルーズ	334,000,000	959,199,171	-625,199,171	-0.652
白夜極光	238,000,000	-58,702,775	296,702,775	-0.054
ドラゴンクエストタクト	192,000,000	291,654,520	-99,654,520	-0.319
ジャンプヒーローズ	186,000,000	826,071,735	-640,071,735	-0.775
IDOLY PRIDE	186,000,000	486,951,742	-300,951,742	-0.618
Fate/ Grand Order	6,710,000,000	2,516,554,908	4,193,445,092	1.666
原神	2,950,000,000	1,979,719,863	950,280,137	0.480
ドラゴンボールZ ドッカンバトル	1,778,000,000	1,248,810,653	529,189,347	0.424
ONE PIECE ドレジャークルーズ	725,000,000	1,237,528,675	-512,528,675	-0.414
放置少女	676,000,000	1,771,598,997	-1,095,598,997	-0.618
Identity V	504,000,000	1,268,443,633	-764,443,633	-0.603
ロマンシング・サガ・リ・ユニバース	379,000,000	411,913,198	-32,913,198	-0.080
プリンセスコネクト Re:Divle	377,000,000	452,061,726	-75,061,726	-0.196
グランブルーファンタジー	320,000,000	945,805,927	-625,805,927	-0.662
僕のヒーローアカデミア ULTRA IMPACT	309,000,000	2,725,894,451	-2,416,894,451	-0.887
ドラゴンクエストタクト	290,000,000	315,991,602	-25,991,602	-0.082
七つの大罪 光と闇の交戦	283,000,000	36,038,566	246,961,434	6.853
ジャンプヒーローズ	250,000,000	934,094,762	-684,094,762	-0.732
IDOLY PRIDE	178,000,000	476,488,438	-298,488,438	-0.626
白夜極光	158,000,000	-92,975,066	250,975,066	-2.609

本研究では6つの予測モデルを作成したがデータ数が多く実測値と予測値の相対誤差が小さいRPGジャンルの予測結果を表2に掲載する。

4. 結果及び考察

4.1 要因分析の考察

全ジャンルの分析の結果、「売上」に強く影響を与えている変数として「課金経験率」、「月別ダウンロード数」があげられる。この結果から、モバイルゲームは、ダウンロード数を増やすことで新たなユーザーを獲得し、課金経験率を伸ばし、その結果売上が増加すると考えられる。

各ジャンルで層別分析した結果、全ジャンル共通した選ばれていた説明変数として「月別ダウンロード数」があげられ、分散比の値を見たところ「売上」に強く影響していることが分かった。今概要では分析したジャンルの中で特に特徴がみられたジャンルの結果について考察を行う。

アクションゲームの分析結果を見てみると新作意向率が説明されていた。これはアクションゲームのゲーム性として同じステージや操作を繰り返す特徴があり、次回作が期待されていることが考えられる。

4.2 予測結果の考察

本研究ではジャンルごとに実測値と予測値の相対誤差平均に大きな差が見られた。相対誤差が大きくなってしまった原因として、分析前の外れ値を取り除く作業が甘かったためと考えられる。特に売上額が桁違いになってしまっていたため予測結果に影響を及ぼしてしまったと考える。

5. 結 言

本研究では、「ファミ通ゲーム白書」に記載されている2020年1月から9月、2021年1月から6月のデータとWebサイト「Game I」から欠損データの補填を目的に引用し、「売上」を目的変数とし重回帰分析と売上予測モデルの作成を行った。しかし、本研究では説明変数の準備不足などから寄与率が上がらず満足はいく要因分析を行うことができなかったジャンルが存在する。また売上予測に関しては外れ値の処理不足などにより満足はいく予測結果を得ることができなかった。以上のことからこの2つの点を改善することが今後の課題である。

文 献

- [1] 株式会社アスキー総合研究所:ファミ通モバイルゲーム白書2021,
- [2] ゲームセクター株式会社: Game I(2020,2021)
<https://game-i.daa.jp/>