

Електронне наукове фахове видання "Ефективна економіка" включено до переліку наукових фахових видань України з питань економіки (Категорія «Б», Наказ Міністерства освіти і науки України від 11.07.2019 № 975) www.economy.nayka.com.ua | № 12, 2021 | 30.12.2021 р.

DOI: [10.32702/2307-2105-2021.12.206](https://doi.org/10.32702/2307-2105-2021.12.206)

УДК 519.233

JEL classification: H25, C63

*I. Г. Безкровна,
магістрант, Національний технічний університет України
«Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського»
ORCID ID: 0000-0002-1962-3983*

*I. С. Лазаренко,
к. ф.-м. н., доцент кафедри економічної кібернетики,
Національний технічний університет України
«Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського»
ORCID ID: 0000-0002-3384-1186*

ПРОГНОЗУВАННЯ ФІНАНСОВИХ ПОКАЗНИКІВ КОРИСТУВАЧІВ МОБІЛЬНОЇ ГРИ В ЖАНРІ CASUAL

*I. Bezкровna
Master's student, National Technical University of Ukraine
"Igor Sikorsky Kyiv Polytechnic Institute"
I. Lazarenko
PhD in Physico-Mathematical Sciences,
Associate Professor of the Department of Economic Cybernetics,
National Technical University of Ukraine "Igor Sikorsky Kyiv Polytechnic Institute"*

FORECASTING THE FINANCIAL INDICATORS OF MOBILE GAME USERS IN THE CASUAL GENRE

В даній статті розглядається процес моделювання поведінки користувача на основі знеособлених даних мобільної гри в жанрі casual, яка використовує free-to-play підхід для отримання доходу. Встановлюється, як саме прогнозування фінансових показників діяльності користувачів здатне вплинути на ефективність маркетингових стратегій компанії. Зазначено важливість прогнозування показника CLV для оцінки повернення інвестицій від маркетингових витрат, як довгостроковий показник діяльності підприємства. Пошук очікуваного доходу від користувача декомпозовано на дві складові.. Моделювання очікуваної кількості повторних транзакцій, які зробить випадковий користувач, зроблене в рамках моделі Pareto/NBD. Для прогнозування очікуваної середньої грошової цінності транзакції користувача застосовано Гамма-гамма модель. Дана комбінація моделей дає змогу прогнозувати очікувану виручку, як на рівні групи

користувачів, так і на рівні випадкового індивідуального користувача. Модель на вхід приймає історичні дані про транзакції користувача, що дає змогу скористатись нею навіть підприємствам, які не зберігають всю інформацію про дії користувача в грі, а зберігають тільки грошові показники проекту. Оцінка параметрів моделі відбувається з допомогою методу максимальної правдоподібності. Для максимізації логарифмічної функції правдоподібності використано вбудовані функції нелінійної оптимізації в середовищі Matlab. Створена порівняльна характеристика стохастичних методів моделювання та методів машинного навчання. Обґрунтована практична значимість моделювання показника CLV для покращення досвіду користувача в грі та оптимізації маркетингових ініціатив. На основі реальних даних продемонстрована практична значимість такого підходу моделювання фінансових показників користувачів мобільних ігор. Виділено та зазначено основні кроки при такому підході до прогнозування CLV, що полегшить розробку моделі та буде сприяти поширенню знань про CLV.

This article discusses the process of modeling user behavior based on depersonalized mobile game data in the casual genre, which uses a free-to-play approach to generate revenue. It is established how the forecasting of financial performance of users can affect the effectiveness of marketing strategies of the company. The importance of forecasting the CLV indicator to assess the return on investment from marketing costs, as a long-term indicator of the enterprise, as well as a way to segment users to provide personal services. The search for expected revenue from the user is decomposed into two components, which are predicted using statistical modeling methods. The Pareto / NBD model simulates the expected number of repeat transactions that a random user will perform. The Gamma-gamma model was used to predict the expected average monetary value of a user transaction. This combination of models allows you to predict life expectancy in the application, both at the level of a group of users and at the level of a random individual user. The login model accepts historical data about user transactions, which allows it to be used even by companies that do not store all the information about the user's actions in the game, but keep only the monetary indicators of the project. The model parameters are estimated using the maximum likelihood method. The built-in nonlinear optimization functions in the Matlab environment are used to maximize the logarithmic likelihood function. A comparative characteristic of stochastic modeling methods and machine learning methods is created. The practical significance of CLV indicator modeling for improving the user experience in the game and optimizing marketing initiatives is substantiated. Based on real data, the practical significance of this approach to modeling the financial performance of mobile game users is demonstrated. The results obtained show sufficient accuracy to make a decision based on them. Highlights and outlines the main steps in this approach to CLV forecasting, which will facilitate the development of the model and will contribute to the dissemination of knowledge about CLV.

Ключові слова: поведінка користувачів; мобільні ігри; дохід з користувача; CLV; Pareto/NDB; Gamma-gamma.

Keywords: user behavior; mobile games; user revenue; CLV; Pareto / NDB; Gamma-gamma.

Вступ. З розвитком технологій, а особливо з появою «смартфонів» та покращенням технологій мобільної передачі даних та збільшення доступності Інтернету серед населення, склався ідеальний сценарій для розповсюдження мобільних ігор. З кожним роком ринок ігор генерує все більше доходу і частка саме мобільних ігор складає більше 50% у 2020 році та продовжує зростати.

На залучення користувачів ігрові компанії витрачають великі маркетингові бюджети та просувають свої мобільні ігри через різні рекламні майданчики, такі як Facebook Ads, Google Ads, Applovin та багато

інших. Але перед підприємствами постає виклик підібрати правильну цільову аудиторію, тобто користувачів, які будуть зацікавлені в грі та які будуть витрачати кошти на купівлю різних внутрішньо-ігрових ресурсів.

Для оптимізації маркетингових витрат важливо розуміти потенційний дохід від користувачів, яких сегментують за країною, віком та джерелом трафіку. Так як покупки, які здійснюють користувачі розтягнуті в часі та залежать від того як довго користувач буде продовжувати використовувати додаток, актуальним для компанії є прогнозування потенційного доходу в залежності від сегменту користувачів.

Основна проблема полягає у визначенні сегментів, які мають вищий показник CLV або відносну вартість для роздрібних продавців, ніж інші.

Існує безліч причин для активізації досліджень концепції CLV, починаючи від посилення тиску на маркетологів, щоб зробити маркетингові функції підзвітними, до неефективності існуючих фінансових показників і вдосконалення методів інформаційних технологій, що дають можливість компаніям збирати величезну кількість інформації про клієнтів для вимірювання CLV. Розраховуючи CLV для всіх клієнтів, фірми можуть ранжувати клієнтів на основі їхнього внеску в прибуток фірми. Таким чином, CLV допомагає фірмі ставитися до кожного клієнта по-різному, залежно від його внеску, а не ставлення до всіх клієнтів за номіналом.

Важливість і актуальність CLV можна зрозуміти за впливом, який він справляє на наступні два питання:

- Розрахунок CLV допомагає фірмі знати, скільки вона може інвестувати своїх обмежених ресурсів у утримання клієнта, щоб досягти максимальної рентабельності інвестицій.
- Структура CLV також є основою для вибору клієнтів, збільшення продажів товарів/послуг клієнтам та прийняття рішення щодо стратегій комунікації, специфічних для клієнта.

Різні підходи до прогнозування поведінки користувачів у безконтрактному бізнесі були запропоновані ще в 1980-х роках Шмітлайном і Моррісоном [1]. В 2005 році Харді і Фейдер розробили альтернативу до існуючих моделей прогнозування відтоку користувачів, з легшим процесом оцінки параметрів моделі [2].

Постановка завдання. Мета роботи полягає в дослідженні моделей, які на основі історичних даних прогнозують кількість майбутніх платежів користувача та середню вартість платежів. Оцінити такий підхід до прогнозування фінансових показників на основі даних мобільної гри в жанрі casual та зазначити практичне застосування отриманого методу.

Методологія. Теоретичною та методологічною базою дослідження є спеціальна література з проблем теорії та практики моделювання поведінки споживачів в підприємствах з неперервними транзакціями. Інформаційною базою є знеособлені дані про транзакції користувача мобільної гри Factory Empire.

При виконанні поставлених задач було використано методи математичних і економічних досліджень: статистичне моделювання, оптимізаційне моделювання.

Результати дослідження. З піком пандемії все більше корпорацій переходять на віддалений режим роботи і більше працівників тепер працюють з дому, не витрачаючи час на дорогу на роботу, і саме в цей час був пік доходності на ринку ігор, як мобільних, комп'ютерних так і консольних. Все більше людей проводять час з друзями граючи в ігри, саме тому ця індустрія невпинно розвивається. За даними Newzoo, компанія, яка проводить ринкові дослідження та є джерелом аналітичних звітів для розробників ігор, розмір ігрового світового ринку в 2020 році склав 159,3 мільярдів доларів, де ринок мобільних ігор склав 77,2 мільярдів доларів. За прогнозами в 2021 році кількість гравців на всіх платформах досягне 2,8 млрд. людей, що означає – майже кожен третій мешканець планети.

Згідно звіту Adjust про тенденції на ринку мобільних додатків в 2021 році – 33% від всіх завантажень додатків – ігри [3].

Мобільні ігри, які безкоштовні для завантаження, а основна послуга, за яку сплачує споживач через внутрішньо-ігрові покупки – IAP (In-App-Purchase) – привілей та удосконалення, тобто, додаткові ресурси, називаються F2P (Free-to-Play) іграми.

Сучасний бізнес добре розуміє, що одні споживачі мають більшу цінність ніж інші. Це залежить від різних факторів, таких як ціни покупок або еластичність ціни продукту, купівельною спроможність і тд. Більш ефективні компанії на ранньому етапі визначити своїх найбільш цінних споживачів і фокусуються на побудові їх лояльності.

Сегментація користувачів на сервісах ігрових економік, потрібна для покращення досвіду користувачів в грі через персоналізовані механіки, а також її використовують в маркетингу при закупці трафіку. Адже, основна задача бізнесу максимізувати прибуток при мінімізації витрат.

Є декілька типів маркетингових кампаній по закупці трафіку, наприклад, ігрова компанія може платити за покази рекламного оголошення, за кліки на нього, за встановлення додатку, навіть за більш глибокі ігрові події (проходження певного рівня).

Так як в F2P іграх завантаження додатку гравцем може і не принести прибутку, важливо розуміти, який користувач встановив додаток і чи стане він платником чи ні.

Головна особливість при формуванні розуміння економіки, яку закладають розробники F2P ігор, – маленька вибірка користувачів приносить найбільшу частину доходу проекту, і за ці надходження проект може розвиватись далі. Так 10% від всіх платників генерують 60% від всього доходу компанії, таких користувачів називають китами.

Відносини з споживачами грають ключову роль в рості та розвитку бізнесу. В транзакційних моделях монетизації один з найбільш важливих показників є життєва цінність користувача LTV (CLV) – скільки користувач витратить за весь час, який він проведе в додатку. Задача ускладнюється тим, що розробники точно не знають, коли користувач перестане грати у їхньому додатку, а чим довше користувачі знаходяться в грі тим більша ймовірність, що вони зроблять IAP. Саме тому розробники намагаються утримати цікавість гравців впродовж років, розробляючи нові фічі та збільшуючи контент в грі.

При моделюванні поведінки користувача сучасні підприємства витрачають багато ресурсів саме для пошуку робочої моделі, яка буде урахувати особливості їх бізнесу, та прогнозувати з певною точністю LTV. Цей показник на рівні користувача дає можливість оцінити ефективність маркетингових креативів, виявивши на найбільш ранньому етапі користувачів, з яких буде отримана більша частина виручки.

CLV можна декомпонувати на дві складові – кількість повторних транзакцій користувача та середній платіж. Таким чином прогнозування також можна розбити на дві складові і розрахувати ймовірні значення для кожного множника окремо.

$$LTV (CLV) = (\text{очікувана кількість транзакцій}) \cdot (\text{вартість транзакції})$$

Сучасні підходи до прогнозування CLV можна розділити два основних типи моделей: стохастичні та моделі машинного навчання. На основі основних особливостей таких моделей, було створено таблицю порівняння за основними критеріями (таблиця 1):

1. Необхідні умови для даних.
2. Час на прогнозування.
3. Точність.
4. Стабільність.

Для очікуваної кількості транзакцій було використано одну з моделей з сімейства BTYD (Buy-Till-You-Die) – Pareto/NBD. Тут закладається, що користувач робить покупки поки він не стане неактивним, тобто перестане використовувати додаток.

Таблиця 1.
Переваги та недоліки різних підходів до моделювання CLV

| Критерій | Стохастичні моделі | Моделі машинного навчання |
|---------------------------|---|---|
| Необхідні умови для даних | Небагато даних (номер транзакції і дата) | Багато даних (детальні поведінкові дані користувачів) |
| Час на прогнозування | З запізненням. Необхідні спостереження по транзакціям за період часу. | Миттєве прогнозування |
| Точність | Точне. Здатність прогнозувати на рівні користувача. | Можливість сегментувати користувачів в великі групи, але без точного значення |
| Стабільність | Зберігається протягом усього життя користувача в додатку | Зменшується після 3-6 місяців |

Як вхідні дані використовують історичні записи про транзакції користувачів. Багато компаній на початковому етапі не замислюються про зберігання різноманітних даних про поведінку користувача, що призводить до того що в сховищах даних є тільки ключові дії користувача. Тому такий підхід дає змогу навіть таким підприємствам розрахувати прогнозні значення LTV.

Модель ґрунтується на наступних п'яти передумовах:

- у період активності гравця кількість його замовлень протягом періоду t розподілено згідно із законом Пуассона з інтенсивністю транзакцій λ ;
- неоднорідність у значеннях інтенсивності транзакцій λ між клієнтами підпорядковується гамма-розподілу з параметрами γ та α ;

- кожен клієнт має неспостережуваний період життя² довжиною τ . Тривалість життя гравця розподілена експоненційно з коефіцієнтом μ ;
- неоднорідність у значеннях коефіцієнтів μ між клієнтами підпорядковується гамма-розподілу з параметрами s та β ;
- інтенсивність транзакцій λ та коефіцієнт μ незалежні між собою та варіюють між гравцями.

Специфікація моделі. Модель Pareto/NBD вимагає лише три вхідні змінні, що характеризують минулу купівельну історію кожного клієнта: кількість повторних транзакцій, зроблених у проміжок часу, на якому ми навчаємо модель, час між першим та останнім замовленням, i , власне, довжину цього проміжку. Система позначень:

$$X = (x, t_x, T),$$

де X – кількість транзакцій, що спостерігаються в період $(0, T]$;

$t_x (0 < t_x \leq T)$ – час між першим та останнім замовленням.

Реалізація проведена в MATLAB, хоча ця модель може бути імплементована в будь-якому іншому середовищі програмування, наприклад, під R існує ціла бібліотека цієї моделі (BTYD package).

Використаємо клієнтську базу, яка складається зі 10000 осіб, які робили замовлення в проміжку часу завдовжки 52 тижні (один рік). Приклад вхідних даних у таблиці 2.

Таблиця 2.
Приклад вхідних даних для моделі

| | x | t_x | T |
|---|-----|-------|-----|
| 1 | 2 | 29.43 | 40 |
| 2 | 1 | 3.21 | 38 |
| 3 | 7 | 23.63 | 42 |
| 4 | 1 | 5.4 | 33 |

Щоб оцінити параметри моделі (r, α, s, β) можна використати метод максимальної правдоподібності.

Загальний вигляд логарифмічної функції правдоподібності в нашому випадку виглядатиме так:

$$LL(r, \alpha, s, \beta) = \sum_{i=1}^N \ln[L(r, \alpha, s, \beta | X_i = x_i, t_x, T_i)],$$

де

$$L(r, \alpha, s, \beta | x_i, t_x, T_i) = \frac{\Gamma(r+x)\alpha^r \beta^s}{\Gamma(r)} \left\{ \frac{1}{(\alpha+T)^{r+x}(\beta+T)^s} + \frac{s}{r+s+x} A_0 \right\}$$

для $\alpha \geq \beta$

$$A_0 = \frac{{}_2F_1(r+s+x, s+1; r+s+x+1; (\alpha-\beta)/(\alpha+t_x))}{(\alpha+t_x)^{r+s+x}} - \frac{{}_2F_1(r+s+x, s+1; r+s+x+1; (\alpha-\beta)/(\alpha+T))}{(\alpha+T)^{r+s+x}}$$

для $\alpha < \beta$

де ${}_2F_1$ – гіпергеометрична функція Гауса

Для реалізації метода максимальної правдоподібності в MATLAB було вбудовану використано нелінійну оптимізацію – fmincon.

Отримавши значення параметрів моделі можна оцінити очікувану кількість транзакцій у конкретному періоді $(T, T + t)$ для клієнта з поведінкою (x, t_x, T)

$$E[Y(t) | X, r, \alpha, s, \beta] = \frac{(r+x)(\beta+T)}{(\alpha+T)(s-1)} \left[1 - \frac{(\beta+T)^{s-1}}{(\beta+T+t)} \right] \times P(\text{active} | r, \alpha, s, \beta, X)$$

На рисунку 1 зображено отримані результати акумульованої кількості замовлень для когорти користувачів.

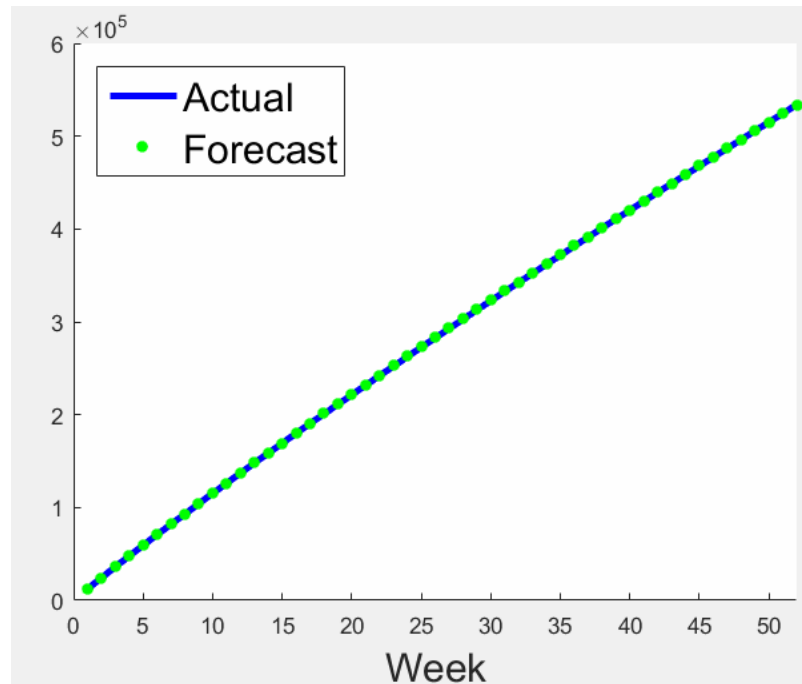


Рисунок 1. Кумулятивна кількість замовлень

Можна зробити висновок про адекватність використання даної моделі, оскільки, незважаючи на варіацію реальної кількості замовлень на тиждень, прогностні та дійсні значення кумулятивної кількості замовлень практично збігаються.

Цей висновок підтверджує коефіцієнт детермінації регресійної моделі кількості замовлень на тиждень, значення якого склало 0.89.

Для прогнозування цінності наступних транзакцій користувачів до існуючої моделі додаємо Gamma-gamma модель.

Модель будується на наступних припущеннях:

- грошова цінність (\$, £, €) транзакції користувача випадкова та варіюється близько до його середнього чеку;
- середній чек транзакції різний серед користувачів, але не змінний для окремого користувача у часі;
- розподіл середнього чеку користувачів незалежний від процесу списання транзакції і має гамма розподіл.

Введемо наступні позначення – для користувача, який зробив x транзакцій, нехай Z_1, Z_2, \dots, Z_x позначають грошову цінність кожної транзакції. Спостережувана середня вартість покупки:

$$\bar{z} = \sum_{i=1}^x \frac{Z_i}{x}$$

Потрібно знайти $E = (Z | \bar{z}, x)$ – очікувана цінність транзакцій користувача на основі його купівельної поведінки в грі.

Шмітлін і Пітерсон у 1994 році зробили припущення що Z_i розподілено за нормальним законом, але у цьому припущенні є недоліки. Тому так як дані схильні до перекошу в право то використовуємо гамма розподіл. Розділ середнього чеку користувача зображено на рисунку 2, шкалу було змінено з метою конфіденційності наданих підприємством даних, але збережено загальну форму розподілу.

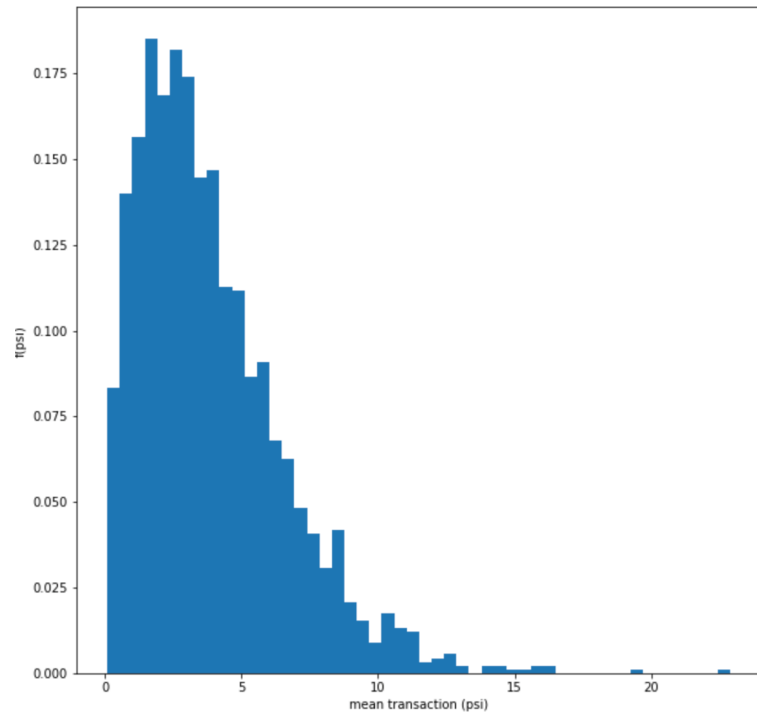


Рисунок 2. Розподіл середнього чеку користувачів

Ми закладаємо:

$$1) z_i \sim \text{gamma}(p, v), E = (Z_i | p, v) = \zeta = \frac{p}{v}$$

- за властивістю згортки гамма розподілу, отримуємо що загальна грошова цінність, яку приносить гравець з усіх x транзакцій розподілена $\text{gamma}(xp, v)$;

- за властивістю гамма розподілу $\bar{z}_i \sim \text{gamma}(px, vx)$

$$2) v \sim \text{gamma}(q, \gamma)$$

$$\begin{aligned} f(\bar{z} | p, q, \gamma; x) &= \int_0^{\infty} \frac{(vx)^{px} \bar{z}^{px-1} e^{-vx\bar{z}}}{\Gamma(px)} \cdot \frac{\gamma^q v^{q-1} e^{-\gamma v}}{\Gamma(q)} dv = \frac{\bar{z}^{px-1} x^{px} \gamma^q}{\Gamma(px)\Gamma(q)} \int_0^{\infty} v^{px+q-1} e^{-(\gamma+x\bar{z})v} dv \\ &= \frac{(\Gamma(px+q)\bar{z}^{px-1} x^{px} \gamma^q)}{(\Gamma(px)\Gamma(q)(\gamma+x\bar{z})^{px+q})} = \frac{1}{(\bar{z}B(px, q))} \left(\frac{\gamma}{(\gamma+x\bar{z})} \right)^q \left(\frac{x\bar{z}}{(\gamma+x\bar{z})} \right)^{px} \end{aligned}$$

Маючи дані про кількість платежів (x_i) та вартість покупки (z_i) кожного користувача вигляд логарифмічної функції правдоподібності для оцінки параметрів моделі (p, q, γ) матиме такий вигляд:

$$LL(p, q, \gamma | data) = \sum_{i=1}^l \ln[f(z_i | p, q, \gamma, x_i)]$$

Отримавши оцінки параметрів, для підприємства розраховуємо очікувану середню цінність транзакцій користувача.

$$E(Z | p, x, \gamma, \bar{z}, x) = \frac{p(\gamma + x\bar{z})}{px + q - 1} = \left(\frac{q - 1}{px + q - 1} \right) \frac{p\gamma}{q - 1} + \left(\frac{px}{px + q - 1} \right) \bar{z}$$

Це середньозважене середнього значення досліджуваної популяції $E(Z)$ та спостережуваного середнього індивідуума \bar{z} . Але зі збільшенням кількості транзакцій, які використовуються для розрахунку \bar{z} , ваги біля середнього популяції будуть зменшуватись і більшу вагу буде надано на середнє яке спостерігається у певного користувача.

Отримання результатів і оцінку показника CLV і подальше застосування отриманих знань, можна розбити на наступні кроки:

1. оцінка параметрів моделі Pareto/NDB;
2. створення сукупного прогнозу продажів з урахуванням цих оцінок параметрів,
3. обчислення ймовірності того, що конкретний клієнт все ще «активний», надавши інформацію про його минулу поведінку та оцінки параметрів;
4. прогноз майбутніх покупок конкретного клієнта на основі інформації про його минулу поведінку та оцінки параметрів;
5. оцінка параметрів gamma-gamma моделі;
6. створення оцінки середнього розміру платежу користувача;
7. знаходження CLV з отриманих значень середнього розміру платежу та оцінки прогнозованої кількості транзакцій;
8. оцінка прогнозованого доходу з певної когорти користувача за весь час використання додатку, доки користувач є активним відповідно до Pareto/NBD моделі;
9. розрахунок ROMI рекламній кампаній;
10. надання рекомендацій, щодо розподілу маркетингового бюджету.

Щоб оцінити маркетингове оголошення використовують показник ROMI (Return On Marketing Investments), який розраховується за формулою.

$$ROMI = \frac{Revenue - Spend}{Spend}$$

де **Revenue** – сумарний очікуваний дохід від користувачів,

Spend – витрати на маркетингове оголошення.

Після прорахунку LTV за сегментами користувачів відповідно до маркетингового оголошення, завдяки якому користувача було залучено до додатку, отримано наступні результати, наведені в таблиці 2.

Таблиця 3.
Результати оцінки маркетингових оголошень

| Ідентифікатор оголошення | ROMI |
|--------------------------|-------------|
| id_1 | 22% |
| id_2 | 34% |
| id_3 | -8% |
| id_4 | -19% |

Такий підхід дає змогу побачити, що рекламні оголошення з ідентифікаторами 3 і 4 не окупаються, отже вони залучають до гри не цільову аудиторію додатку, що дає змогу на ранньому етапі зменшити витрати на цю маркетингову стратегію та інвестувати в більш прибуткові маркетингові ініціативи.

Так як рекламні майданчики дають змогу визначити деякі параметри користувачів яким показуються рекламні креативи, тобто налаштувати таргетинг, отримавши інформацію про результативність реклами маркетингова команда має змогу зрозуміти де таргетинг був налаштований краще і які характеристики у цільової аудиторії гри.

Дана модель дає змогу ігровій компанії:

- оптимізувати маркетингові витрати;
- визначити характерні особливості цільової аудиторії мобільної free-to-play гри;
- залучити до гри більше зацікавлених користувачів завдяки правильному розподілу витрат на залучення;
- використовувати різні ігрові події для різних сегментів користувачів в залежності від їх рівня рентабельності;

- виокремити функціонал гри з яким найбільше взаємодія та частина аудиторії, що приносить більшу частину прибутку.

Висновки.

Отримані результати дають змогу сформулювати рекомендації щодо оптимізації маркетингових витрат для ігрових компаній та залучати більше цільової аудиторії до додатку. Запропонований підхід дає змогу на основі історичних даних тільки про транзакції користувача прогнозувати досить точно потенційний дохід.

Виокремивши таким чином користувачів схильних до об'ємних платежів можна покращити асортимент пропозицій для когорти споживачів. Така персоналізація дасть змогу збільшити задоволення від гри для користувача, а також збільшить виручку компанії.

Література.

1. Шмітцлейн Д., Моррісон Д. і Коломбо Р. Подсчет клиентов: кто они и что они будут делать дальше? Наука управления. 1987. № 33 (1). С. 1-24

2. Fader, Peter S., Bruce G. S. Hardie, and Ka Lok Lee. RFM and CLV: Using Iso-value Curves for Customer Base Analysis. 2005. № 42. С. 415–430.

3. Mobile App Trends 2021: A Global Benchmark of App Performance. 2021. URL: <https://www.adjust.com/resources/ebooks/mobile-app-trends-2021/>

4. Котляров И. Д. Лояльность и повторяющиеся покупки. Маркетинг и маркетинговые исследования. 2010. № 6. С. 480-486.

5. Котляров И. Д. Модели поведения потребителей: новый подход. Современная экономика: проблемы и решения. 2011. № 4. С. 71-82.

References.

1. Shmittlejn, D. Morrison, D. and Kolombo, R. (1987), "Counting customers: who are they and what will they do next?", *Nauka upravlenija*, vol. 33 (1). pp. 1-24

2. Fader, Peter S., Bruce G. S. Hardie, and Ka Lok Lee. (2005), RFM and CLV: Using Iso-value Curves for Customer Base Analysis. 2005. vol. 42, pp. 415–430.

3. Mobile App Trends 2021: A Global Benchmark of App Performance. 2021. available at: <https://www.adjust.com/resources/ebooks/mobile-app-trends-2021/>

4. Kotljarov, I. D. (2010), "Loyalty and repeat purchases", *Marketing i marketingovye issledovanija*, vol. 6, pp. 480-486.

5. Kotljarov, I. D. (2011), "Consumer Behavior Models: A New Approach", *Sovremennaja jekonomika: problemy i reshenija*, vol. 4, pp. 71-82.

Стаття надійшла до редакції 20.12.2021 р.