

УДК 004.8

DOI <https://doi.org/10.32689/maup.it.2025.4.9>

### Ганна ЗАВГОРОДНЯ

кандидат технічних наук, доцент, доцент кафедри обчислювальної техніки,  
Національний технічний університет України «Київський політехнічний інститут  
імені Ігоря Сікорського», [annzavgorodnya@gmail.com](mailto:annzavgorodnya@gmail.com)  
ORCID: 0000-0001-8523-1761

### Валерій ЗАВГОРОДНІЙ

доктор технічних наук, професор, професор кафедри обчислювальної техніки,  
Національний технічний університет України «Київський політехнічний інститут  
імені Ігоря Сікорського», [zavgorodniivalerii@gmail.com](mailto:zavgorodniivalerii@gmail.com)  
ORCID: 0000-0002-8347-7183

## МОДЕЛЬ ПРОГНОЗУВАННЯ ПОВЕДІНКИ ГРАВЦІВ У МОБІЛЬНИХ ІГРАХ НА ОСНОВІ МАШИННОГО НАВЧАННЯ

**Анотація.** У сучасній індустрії мобільних ігор точне прогнозування поведінки гравців є важливим аспектом для підвищення рівня утримання користувачів, оптимізації ігрового процесу, персоналізації контенту та підвищення ефективності маркетингових стратегій. В умовах зростаючої конкуренції та збільшення обсягу даних про гравців актуальним стає використання методів машинного навчання для автоматизованого аналізу поведінкових патернів та прогнозування подальших дій користувачів.

**Метою** статті є розробка ефективної моделі прогнозування поведінки гравців у мобільних іграх на основі сучасних методів машинного навчання, яка дозволяє визначати ймовірність відтоку користувачів, прогнозувати рівень активності та завершення рівнів, а також оцінювати потенційну участь у внутрішньоігрових транзакціях і реакцію на гейміфіковані стимули.

**Методологія дослідження** ґрунтується на аналізі великого набору анонімізованих поведінкових даних гравців, що включає показники тривалості ігрових сесій, частоту входів, кількість виконаних дій, рівень завершення завдань, кількість внутрішньоігрових покупок, часові проміжки між входами та інші метрики активності. Для побудови моделей прогнозування застосовано алгоритми машинного навчання різних класів: Logistic Regression, K-Nearest Neighbors, Random Forest, Gradient Boosting та багатоваріантні нейронні мережі. Порівняльний аналіз результатів дозволив виявити оптимальний підхід до передбачення поведінки користувачів із максимальним рівнем точності.

**Наукова новизна** роботи полягає у поєднанні поведінкових характеристик гравців із сучасними алгоритмами ансамблевого навчання та глибокими нейронними мережами для формування комплексної прогностичної моделі. Запропонований підхід дає змогу враховувати складні нелінійні залежності між ознаками, що значно підвищує точність прогнозування у порівнянні з традиційними статистичними методами. Розроблена модель також забезпечує можливість ідентифікації ключових факторів, які впливають на залучення та відтік користувачів, що сприяє формуванню персоналізованих стратегій взаємодії з гравцями.

**Висновки.** Проведені експерименти показали, що запропонована модель забезпечує підвищення точності прогнозування на 12–18% у порівнянні з класичними підходами. Отримані результати демонструють практичну ефективність використання машинного навчання для аналізу поведінки гравців, дозволяють прогнозувати ризик відтоку, формувати індивідуальні рекомендації, адаптувати ігровий контент під користувачів і знижувати економічні втрати розробників. Запропонована система може стати основою для створення інтелектуальних аналітичних модулів у сучасних мобільних іграх, що підтверджує її наукову й прикладну цінність.

**Ключові слова:** поведінка гравців, мобільні ігри, машинне навчання, прогнозування, нейронні мережі, ансамблеві методи.

## Ganna ZAVHORODNIA, Valerii ZAVHORODNIY. PLAYER BEHAVIOR PREDICTION MODEL IN MOBILE GAMES BASED ON MACHINE LEARNING

**Abstract.** In the modern mobile gaming industry, accurate prediction of player behavior is an important aspect for improving user retention, optimizing gameplay mechanics, personalizing content, and enhancing marketing efficiency. With the growing competition and the massive volume of player data, the application of machine learning methods for automated behavior analysis and prediction has become increasingly relevant and strategically significant.

**Objective.** The purpose of this study is to develop an effective model for predicting player behavior in mobile games using advanced machine learning algorithms. The proposed model aims to determine the probability of player churn, predict in-game activity and level completion, as well as assess potential engagement in in-game transactions and responses to gamified stimuli.

**Methodology.** The research is based on the analysis of a large set of anonymized behavioral data collected from players, including session duration, login frequency, number of actions performed, task completion rate, in-game purchases, inactivity periods,

© Г. Завгородня, В. Завгородній, 2025

Стаття поширюється на умовах ліцензії CC BY 4.0

and other behavioral metrics. To construct and compare prediction models, several algorithms were applied: Logistic Regression, K-Nearest Neighbors, Random Forest, Gradient Boosting, and multilayer neural networks. Comparative evaluation of their accuracy and F1-score made it possible to identify the most efficient model for predicting user behavior patterns with high precision.

**Scientific novelty.** The novelty of this research lies in the integration of behavioral metrics with modern ensemble learning algorithms and deep neural networks to form a comprehensive predictive model. This approach enables the capture of complex nonlinear dependencies between player characteristics, providing a significant accuracy improvement over traditional statistical and baseline machine learning models. The developed system also allows identifying the key factors influencing user engagement and churn, which supports the creation of personalized retention and re-engagement strategies.

**Conclusions.** The experimental results demonstrate that the proposed model increases prediction accuracy by 12–18% compared to classical approaches. The model effectively identifies high-risk players, predicts engagement dynamics, and evaluates the efficiency of personalized in-game offers and retention strategies. The research findings can be applied by mobile game developers to improve player retention, reduce churn rates, and create adaptive gaming experiences tailored to individual behavior patterns. Therefore, the study contributes both to the academic field of game analytics and to practical applications in the modern mobile gaming industry.

**Key words:** player behavior, mobile games, machine learning, prediction, neural networks, ensemble methods.

**Постановка проблеми.** Поведінка гравців у мобільних іграх є ключовим фактором успішності ігрових проєктів, економічних показників розробників та рівня утримання користувачів [5; 14]. У сучасній індустрії мобільних ігор утримання активної аудиторії є стратегічним завданням, оскільки навіть незначна втрата користувачів призводить до суттєвих економічних втрат та зниження ефективності маркетингових кампаній [1; 2; 4].

Точне прогнозування поведінки гравців дозволяє вирішувати низку практичних завдань:

- прогнозування відтоку користувачів – ідентифікація гравців із високим ризиком відходу дає змогу застосовувати утримуючі механіки, такі як бонуси, персоналізовані завдання та стимули [3; 6].
- персоналізація ігрового досвіду – знання поведінкових патернів дозволяє адаптувати складність рівнів, пропонувати релевантні внутрішньоігрові покупки та підвищувати залучення [3; 7];
- оптимізація монетизації – прогнозування активності гравців дозволяє визначати потенційних «покупців» і націлювати пропозиції [2; 9; 12].

Складність проблеми зумовлена великою варіативністю поведінки користувачів і численністю ознак, що впливають на активність, включно з тривалістю сесій, частотою входів, рівнем завершення завдань та внутрішньоігровими покупками [10; 11; 15]. Традиційні статистичні методи не завжди здатні моделювати складні нелінійні взаємозв'язки та враховувати високу динаміку поведінки [13; 17].

Сучасні підходи демонструють, що процедурні алгоритми та автоматична генерація контенту дозволяють адаптувати гру під поведінку користувачів і підвищують залучення [1; 3; 4]. Математичне моделювання та формальні методи дослідження забезпечують точну оцінку впливу окремих ознак на поведінку гравців [2–4]. Крім того, застосування методів машинного навчання та нейронних мереж дає змогу виявляти приховані взаємозв'язки між ознаками, що істотно підвищує точність прогнозів [5; 9; 14; 15].

Таким чином, актуальність дослідження зумовлена потребою створення сучасних моделей прогнозування поведінки гравців, що інтегрують машинне навчання, поведінкові метрики та формальні методи оцінки. Розробка таких моделей дозволяє ефективно передбачати відтік, оптимізувати персоналізацію контенту та покращувати взаємодію з користувачами, що є важливим аспектом сучасної індустрії мобільних ігор.

**Аналіз останніх досліджень і публікацій.** Сучасні наукові дослідження свідчать про значну ефективність застосування машинного навчання, нейронних мереж та ансамблевих методів для прогнозування поведінки гравців у мобільних іграх. Використання *Deep Reinforcement Learning* та інших алгоритмів дозволяє моделювати різні стилі гравців і передбачати їх дії у стратегічних іграх [5]. Автоматизація тестування ігрових механік із застосуванням штучного інтелекту дозволяє оптимізувати ігровий процес та підвищувати точність прогнозів [14; 11]. Дослідження останніх років демонструють успішне застосування процедурних алгоритмів для адаптації контенту під користувача, що підвищує рівень залучення та зменшує відтік [1; 3; 6; 7]. Математичне моделювання у формальних методах дослідження дає змогу оцінювати вплив конкретних ознак на поведінку гравців і визначати ключові фактори активності [2–4]. Створення штучних текстур і складних ігрових середовищ забезпечує реалістичну симуляцію ігрових умов та дозволяє тестувати поведінку користувачів у різних сценаріях [3; 12].

Також важливим напрямом є використання методів пошуку аномалій для ідентифікації гравців із нестандартною поведінкою, що часто корелює з ризиком відтоку [3; 9; 15]. Застосування ансамблевих моделей *Random Forest* і *Gradient Boosting* разом із нейронними мережами підвищує точність прогнозування та інтерпретованість результатів [5; 2; 14; 15].

Окрім дослідження присвячені прогнозуванню утримання та залученості користувачів із використанням машинного навчання, включаючи соціальні мережі та аналіз великих даних, що дозволяє отримувати більш гнучкі та адаптивні моделі поведінки [8–10; 13; 16–18].

Таким чином, інтеграція поведінкових метрик, процедурних алгоритмів, математичного моделювання та сучасних алгоритмів машинного навчання є найбільш ефективним підходом для прогнозування поведінки гравців у мобільних іграх. Проте існує потреба у подальшому підвищенні точності моделей, оцінці їх інтерпретованості та розробці практичних рекомендацій для розробників ігор.

Метою даного дослідження є розробка ефективної моделі прогнозування поведінки гравців у мобільних іграх на основі сучасних методів машинного навчання, яка дозволяє визначити ймовірність відтоку, оцінювати активність та залучення користувачів, прогнозувати завершення рівнів, а також підтримувати персоналізацію ігрового досвіду та підвищувати ефективність маркетингових стратегій розробників.

**Виклад основного матеріалу дослідження.** Дослідження базується на великому наборі анонімізованих даних поведінки гравців мобільних ігор, що включає 50 000 записів за період 6 місяців. Основні ознаки:

- *session\_duration* – тривалість ігрової сесії;
- *actions\_per\_session* – кількість дій гравця в одній сесії;
- *levels\_completed* – кількість завершених рівнів;
- *login\_frequency* – частота входів у гру;
- *in\_game\_purchases* – кількість внутрішньоігрових покупок;
- *days\_since\_last\_login* – кількість днів з останнього входу;
- *churn* – цільова змінна (1 – відтік гравця, 0 – активний гравець).

Набір даних дозволяє оцінити поведінку користувачів з різних точок зору: активність, завершення рівнів, економічну активність та ризик відтоку. Аналіз таких даних дозволяє розробити прогнозну модель, яка враховує як індивідуальні патерни гравця, так і загальні тенденції поведінки в ігровому середовищі.

Методи дослідження обрані таким чином, щоб максимально ефективно прогнозувати поведінку гравців у мобільних іграх на основі великих і різномірних даних. Використання методів машинного навчання дозволяє моделювати складні взаємозв'язки між ознаками та виявляти патерни поведінки, які неможливо точно оцінити традиційними статистичними методами.

Етап попередньої обробки даних включає всі дії, спрямовані на підготовку сирих даних до машинного навчання. У мобільних іграх дані гравців зазвичай є неструктурованими або неповними, містять пропуски, а ознаки мають різні масштаби.

Завдання попередньої обробки:

- нормалізація – приводить усі числові ознаки до одного масштабу, щоб алгоритми навчання працювали коректно;
- заповнення пропусків – запобігає втраті даних і помилкам у навчанні;
- кодування категорійних змінних (*one-hot encoding*) – дозволяє перетворити текстові або дискретні ознаки у числові формати, зрозумілі алгоритмам;
- розподіл на тренувальну та тестову вибірки – забезпечує перевірку точності моделі на незалежних даних і запобігає перенавчанню.

Перший крок – підготовка даних. Для підвищення стабільності моделей застосовано *Min-Max* нормалізацію:

$$x' = \frac{x - x_{min}}{x_{max} - x_{min}}, \quad (1)$$

де:  $x$  – початкове значення ознаки;

$x_{min}$  – мінімальне значення ознаки в наборі даних;

$x_{max}$  – максимальне значення ознаки в наборі даних;

$x'$  – нормалізоване значення.

Відсутні значення заповнювались середнім за ознакою. Категоріальні змінні були перетворені в *one-hot encoding*. Дані розділено на тренувальну та тестову вибірки у співвідношенні 80/20.

Після підготовки даних наступним кроком був вибір алгоритмів машинного навчання, здатних ефективно прогнозувати поведінку гравців. У цьому дослідженні було обрано три класи моделей:

1. Ансамблеві методи (*Random Forest, Gradient Boosting*):

- дозволили враховувати складні нелінійні взаємозв'язки між ознаками;
- підвищили стабільність прогнозів за рахунок об'єднання кількох дерев рішень;
- дали можливість оцінити важливість ознак, що було важливим для інтерпретації поведінки гравців;

2. Нейронна мережа (*MLP*):

- дала змогу моделювати ще складніші залежності між ознаками, включаючи взаємодії, що не очевидні при лінійному аналізі;

– добре працювала з великою кількістю ознак і великою кількістю даних;  
 – підвищила точність прогнозу, особливо при обробці поведінкових патернів гравців з високою варіативністю.

Для побудови моделі прогнозування поведінки гравців використано три підходи:

1. *Random Forest (RF)* – ансамбль дерев рішень, який дозволяє враховувати нелінійні взаємозв'язки між ознаками та знижує ризик перенавчання. Остаточне рішення визначається більшістю дерев:

$$\hat{y} = \text{mode}(\{h_1(x), h_2(x), \dots, h_n(x)\}), \quad (2)$$

де:  $h_i(x)$  – передбачення  $i$ -го дерева;

$n$  – кількість дерев у ансамблі;

$\hat{y}$  – остаточне передбачене значення.

2. *Gradient Boosting (GBM)* – ітеративне побудування дерев з метою мінімізації функції втрат:

$$\hat{y}^{(m)} = \hat{y}^{(m-1)} + v \cdot h_m(x), \quad (3)$$

де:  $\hat{y}^{(m)}$  – прогноз на ітерації  $m$ ;

$\hat{y}^{(m-1)}$  – прогноз попередньої ітерації;

$v$  – швидкість навчання (*learning rate*);

$h_m(x)$  – дерево-регресор на ітерації  $m$ ;

$x$  – вхідні ознаки.

3. Нейронна мережа (*NN*) – багатошаровий перцептрон з двома прихованими шарами та активацією *ReLU*. Вихідний шар із сигмоїдою прогнозує ймовірність відтоку:

$$\hat{y} = \sigma(W_2 \cdot \text{ReLU}(W_1 X + b_1) + b_2), \quad (4)$$

де:  $X$  – вхідні ознаки;

$W_1, W_2$  – матриці ваг першого та другого шарів;

$b_1, b_2$  – вектори зміщення;

*ReLU* – функція активації;

$\sigma$  – сигмоїдна функція;

$\hat{y}$  – прогнозована ймовірність відтоку.

Поєднання ансамблевих методів та нейронних мереж дозволило врахувати як складні нелінійні взаємозв'язки, так і різноманітні патерни поведінки, що підвищило точність прогнозів у порівнянні з базовими моделями, такими як логістична регресія або *KNN*.

Після визначення алгоритмів переходимо до реалізації моделей у *Python*, де ці методи будуть застосовані до підготовлених даних, і потім оцінити їх ефективність у прогнозуванні поведінки гравців.

Перед безпосередньою реалізацією моделі було проведено аналіз важливості ознак, що показав найбільший вплив на ймовірність відтоку гравця у таких показниках: *days\_since\_last\_login*, *session\_duration*, *login\_frequency*. Ця інформація дозволяє інтерпретувати результати моделі і визначити ключові фактори поведінки гравця. Далі було реалізовано моделі в *Python*, що включало підготовку даних, нормалізацію, навчання моделей і оцінку точності:

```
# Завантаження та підготовка даних
data = pd.read_csv("player_data.csv")
X = data.drop('churn', axis=1)
y = data['churn']
scaler = MinMaxScaler()
X_scaled = scaler.fit_transform(X)
X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X_scaled, y, test_size=0.2, random_state=42)
# Ініціалізація моделей
rf = RandomForestClassifier(n_estimators=100, random_state=42)
gbm = GradientBoostingClassifier(n_estimators=100, learning_rate=0.1, random_state=42)
nn = MLPClassifier(hidden_layer_sizes=(32,16), max_iter=300, random_state=42)
# Навчання моделей
rf.fit(X_train, y_train)
gbm.fit(X_train, y_train)
nn.fit(X_train, y_train)
```

Моделі навчалися на підготовлених даних, після навчання проводилося прогнозування на тестовій вибірці та оцінка результатів. Результати наведені у таблиці 1.

Таблиця 1

## Порівняння точності моделей

Модель	Accuracy, %	F1-Score
Logistic Regression	0.76	0.74
KNN	0.78	0.76
Random Forest	0.86	0.84
Gradient Boosting	0.87	0.85
Neural Network	0.88	0.86

Базові моделі (*Logistic Regression* та *KNN*) продемонстрували найнижчу точність, що пов'язано з їх обмеженою здатністю моделювати складні нелінійні взаємозв'язки між ознаками та враховувати приховані поведінкові патерни користувачів.

Ансамблеві методи (*Random Forest* та *Gradient Boosting*) значно покращили точність прогнозування, що свідчить про їхню ефективність у врахуванні складних взаємозв'язків між ознаками та підвищенні стабільності моделей. Вони дозволяють оцінити важливість ознак, що важливо для інтерпретації поведінки гравців.

Нейронна мережа забезпечила найвищу точність серед усіх протестованих методів, що підтвердило здатність глибокого навчання захоплювати нелінійні взаємозв'язки, адаптуватися до різних типів поведінки та виявляти приховані патерни активності користувачів, які класичні методи не можуть врахувати.

У порівнянні з існуючими класичними моделями прогнозування поведінки гравців, запропонований підхід демонструє підвищення точності на 12–18%, що є значним покращенням для завдань утримання гравців та оптимізації ігрового процесу. Запропонована модель також забезпечує глибше розуміння факторів впливу на поведінку користувачів, дозволяє визначити ключові показники ризику відтоку та прогнозувати рівень залучення на різних етапах ігрового процесу. Завдяки високій точності прогнозування розробники мобільних ігор можуть:

- передбачати ризик відтоку гравця та вчасно застосовувати утримуючі механіки;
- персоналізувати ігровий досвід для підвищення залучення та задоволеності користувачів;
- оптимізувати маркетингові кампанії та внутрішньоігрові акції, спираючись на поведінкові патерни гравців;
- знижувати економічні втрати від відтоку аудиторії за рахунок своєчасних аналітичних рішень.

Після отримання прогнозів проведено перевірку статистичної значущості результатів, що підтвердило стабільність моделі та її придатність для використання в реальних умовах мобільного геймінгу. Таким чином, запропонований підхід не лише підвищує точність прогнозів, а й забезпечує практичну користь для розробників та аналітиків мобільних ігор.

**Висновки.** У роботі розроблено модель прогнозування поведінки гравців у мобільних іграх на основі методів машинного навчання, яка інтегрує ансамблеві алгоритми та нейронні мережі. Основні наукові та практичні результати дослідження:

- показано, що комплексний підхід із використанням різних моделей машинного навчання дозволяє враховувати нелінійні взаємозв'язки між поведінковими ознаками та приховані патерни активності користувачів;
- модель дає змогу оцінювати вплив факторів на поведінку гравців;
- запропоноване поєднання класифікаційних алгоритмів дозволяє ефективно обробляти великі обсяги анонімізованих даних гравців та адаптувати прогнозну модель під різні типи ігрових сценаріїв;
- практична значимість полягає у можливості використання моделі для покращення взаємодії з користувачами, оптимізації маркетингових стратегій, планування внутрішньоігрових заходів та зменшення економічних втрат через відтік гравців.

Перспективи подальших досліджень включають: інтеграцію додаткових поведінкових метрик та контекстних ознак для підвищення гнучкості моделі; дослідження більш складних архітектур нейронних мереж та гібридних моделей, що поєднують глибоке навчання з ансамблевими методами; розробку адаптивних процедурних алгоритмів для динамічної персоналізації ігрового контенту в реальному часі.

## Список використаних джерел:

1. Завгородній В. В., Завгородня Г. А., Валявська Н. О., Адаменко В. С., Дороговцев Є. В., Несмачний П. В. Метод автоматичної генерації контенту на основі процедурних алгоритмів. Вчені записки Таврійського національного університету імені В. І. Вернадського. Серія: Технічні науки. 2022. Т. 33 (72), № 1. С. 91–96. DOI: <https://doi.org/10.32838/2663-5941/2022.1/15>

2. Завгородній В. В., Завгородня Г. А., Валявська Н. О., Герасименко О. О., Калюжний О. В., Степовий А. В. Пошук аномалій у даних за допомогою машинного навчання. Вчені записки ТНУ імені В. І. Вернадського. Серія: Технічні науки. 2022. Т. 33 (72), № 3. С. 39–43. URL: [https://tech.vernadskyjournals.in.ua/journals/2022/3\\_2022/6.pdf](https://tech.vernadskyjournals.in.ua/journals/2022/3_2022/6.pdf)
3. Завгородній В. В., Завгородня Г. А., Демченко І. В., Крамаренко К. С., Шевченко І. О., Юрченко А. В. Метод створення штучних текстур із заданими параметрами. Вчені записки ТНУ імені В. І. Вернадського. Серія: Технічні науки. 2022. Т. 33 (72), № 2. С. 86–90. DOI: <https://doi.org/10.32838/2663-5941/2022.2/14>
4. Завгородній В. В., Завгородня Г. А., Дроботович К. Є., Тенігін О. В., Шматко М.М. Математичне моделювання у методах формального дослідження. Вчені записки ТНУ імені В. І. Вернадського. Серія: Технічні науки. 2021. Т. 32 (71), № 6. С. 75–79. DOI: <https://doi.org/10.32838/2663-5941/2021.6/12>
5. Barros e Sá G. C., Madeira C.A.G. Deep reinforcement learning in real-time strategy games: a systematic literature review. Applied Intelligence. 2025. Vol. 55. P. 243. DOI: <https://doi.org/10.1007/s10489-024-06220-4>
6. Drachen A., Lundquist E.T., Kung Y., Rao P.S., Klabjan D., Sifa R., Runge J. Rapid Prediction of Player Retention in Free-to-Play Mobile Games. arXiv preprint. 2016. DOI: <https://doi.org/10.48550/arXiv.1607.03202>
7. Farrokhi Maleki M., Zhao R. Procedural Content Generation in Games: A Survey with Insights on Emerging LLM Integration. arXiv. 2024. URL: <https://arxiv.org/html/2410.15644v1>
8. Holt J. I. Integrating Player-Centric Procedural Content Generation. University of Utah Technical Report. Salt Lake City, 2025. URL: <https://www-old.cs.utah.edu/docs/techreports/2025/UUCS-25-002.pdf>
9. Latif A., Zuhairi M. F., Khan F. Q., Randhawa P. A Critical Evaluation of Procedural Content Generation Approaches for Digital Twins. Journal of Sensors. 2022. Vol. 2022 (4). P. 1–13. DOI: <https://doi.org/10.1155/2022/5629645>
10. Liu J., Snodgrass S., Khalifa A., Risi S., Yannakakis G.N., Togelius J. Deep Learning for Procedural Content Generation. Neural Computing and Applications. 2020. DOI: <https://doi.org/10.1007/s00521-020-05383-8>
11. Mulla R., Potharaju S., Tambe N., Joshi S., Kale K., Bandishti P., Patre R. Predicting Player Churn in the Gaming Industry: A Machine Learning Framework for Enhanced Retention Strategies. Journal of Current Science and Technology. 2025. Vol. 15 (2). P. 103. DOI: <https://doi.org/10.59796/jcst.V15N2.2025.103>
12. Mustač K., Bačić K., Skorin-Kapov L., Sužnjević M. Predicting Player Churn of a Free-to-Play Mobile Video Game Using Supervised Machine Learning. Applied Sciences. 2022. Vol. 12 (6). P. 2795. DOI: <https://doi.org/10.3390/app12062795>
13. Óskarsdóttir M., Gísladóttir K. E., Stefánsson R. et al. Social networks for enhanced player churn prediction in mobile free-to-play games. Applied Network Science. 2022. Vol. 7. P. 82. DOI: <https://doi.org/10.1007/s41109-022-00524-5>
14. Paduraru C., Paduraru M., Stefanescu A. RiverGame – a game testing tool using artificial intelligence. In: Proceedings of the 2022 IEEE Conference on Software Testing, Verification and Validation (ICST). Valencia, Spain, 2022. P. 422–432. DOI: <https://doi.org/10.1109/ICST53961.2022.00048>
15. Peng L. Research on Machine Learning Models for Predicting Player Churn. In: Proceedings of the 1st International Conference on Modern Logistics and Supply Chain Management (MLSCM). Singapore, 2024. P. 112–121. DOI: <https://doi.org/10.5220/0013234700004558>
16. Rismayanti N. Predicting Online Gaming Behaviour Using Machine Learning Techniques. Indonesian Journal of Data and Science. 2024. Vol. 5 (2). DOI: <https://doi.org/10.56705/ijodas.v5i2.166>
17. Rodriguez-Diaz N., Aspandi D., Sukno F., Binefa X. Machine Learning-based Lie Detector applied to a Novel Annotated Game Dataset. arXiv preprint. 2021. URL: <https://arxiv.org/abs/2104.12345>
18. Romero-Méndez E.A., Santana-Mancilla P.C., Garcia-Ruiz M., Montesinos-López O.A., Anido-Rifón L.E. The Use of Deep Learning to Improve Player Engagement in a Video Game through a Dynamic Difficulty Adjustment Based on Skills Classification. Applied Sciences. 2023. Vol. 13 (14). P. 8249. DOI: <https://doi.org/10.3390/app13148249>

Дата надходження статті: 01.11.2025

Дата прийняття статті: 10.12.2025

Опубліковано: 30.12.2025