

ХАРКІВСЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ ІМЕНІ В. Н. КАРАЗІНА

Економічний факультет

Кафедра економічної кібернетики та прикладної економіки

КВАЛІФІКАЦІЙНА МАГІСТЕРСЬКА РОБОТА

на тему

Аналіз економічної ефективності мікротранзакцій у відеоіграх

Виконала: студентка 2 курсу, групи ЕП-21

спеціальності 051 «Економіка»

освітня програма «Прикладна економіка»

Кіріченко Анастасія Андріївна

Керівник: Петрова А. Ю., к. ф.-м. наук, доцент

Рецензент _____

Харків 2025

Анотація

Кіріченко А. А. Аналіз економічної ефективності мікротранзакцій та лутбоксів у відеоіграх (керівник: к. ф.-м. наук, доцент Петрова А. Ю.)

У магістерській роботі досліджено економічну сутність мікротранзакцій як сучасного інструменту цифрової монетизації у відеоігровій індустрії. Проаналізовано поведінкові чинники, що впливають на споживчу активність гравців, та визначено економічну ефективність різних моделей монетизації. Виявлено закономірності між поведінкою користувачів та рівнем доходів від мікротранзакцій, а також оцінка економічних наслідків використання лутбоксів у цифровому споживанні. У роботі застосовано методи економетричного моделювання, кореляційного аналізу та статистичної оцінки.

Ключові слова: мікротранзакції, лутбокси, поведінкова економіка, цифрове споживання, Free-to-Play, Game-as-a-Service, економетричне моделювання.

Summary

Kirichenko A. A. Analysis of the Economic Efficiency of Microtransactions and Loot Boxes in Video Games (Scientific supervisor: PhD in Physics and Mathematics, Associate Professor Petrova A. Yu.)

The master's thesis explores the economic essence of microtransactions as a modern tool of digital monetization in the video game industry. Behavioral factors influencing players' consumer activity are analyzed, and the economic efficiency of various monetization models is determined. The study identifies patterns between user behavior and revenue levels from microtransactions, as well as assesses the economic implications of loot box usage in digital consumption. The research employs methods of econometric modeling, correlation analysis, and statistical evaluation.

Keywords: microtransactions, loot boxes, behavioral economics, digital consumption, Free-to-Play, Game-as-a-Service, econometric modeling.

ЗМІСТ

ВСТУП	4
РОЗДІЛ 1. ТЕОРЕТИКО-МЕТОДОЛОГІЧНІ ОСНОВИ АНАЛІЗУ МІКРОТРАНЗАКЦІЙ У ВІДЕОІГРАХ	7
1.1. Історія становлення індустрії відеоігор та моделей монетизації.....	7
1.2. Стан ринку відеоігор в США, Європі та країнах Азії.....	14
1.3. Економічна сутність мікротранзакцій	16
РОЗДІЛ 2. ХАРАКТЕРИСТИКА ТА ПОКАЗНИКИ ЕКОНОМІЧНОЇ ЕФЕКТИВНОСТІ МІКРОТРАНЗАКЦІЙ	21
2.1. Ключові показники ефективності (ARPU, ARPPU, CONVERSION RATE, RETENTION, LTV).....	21
2.2. Поведінкові аспекти споживання та вплив психологічних тригерів на купівельні рішення	24
2.3. Порівняльний аналіз доходів від мікротранзакцій та інших бізнес-моделей у відеоіграх.....	27
РОЗДІЛ 3. МОДЕЛЮВАННЯ	30
3.1. Актуальність дослідження та характеристика ринку мікротранзакцій і лутбоксів	30
3.2. Характеристика даних та вибір змінних для економетричної моделі.....	32
3.3 Побудова моделі.....	38
ВИСНОВОК	47
СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ	49
ДОДАТКИ	53

ВСТУП

Обґрунтування актуальності обраної теми. У XXI столітті відеоігрова індустрія є одним із найдинамічніших секторів цифрової економіки, обсяги якої перевищують показники кіноіндустрії та музичного ринку разом узятих. Основою цього зростання стали мікротранзакції, лутбокси, внутрішньоігрові покупки та підпискові моделі, що поєднують економічну ефективність із глибоким впливом на поведінку споживачів. Попри широке поширення таких механізмів, наукове осмислення їх економічного впливу залишається недостатнім. Існує потреба у системному аналізі зв'язку між поведінковими факторами (залученістю, активністю, довірою користувачів) та економічними результатами компаній-розробників. Саме тому дослідження взаємозв'язку між цифровим споживанням і мікротранзакціями є своєчасним і практично значущим.

Мета кваліфікаційної роботи. Метою роботи є дослідження економічної ефективності мікротранзакцій та аналіз поведінкових чинників, що визначають успішність цифрових моделей монетизації у відеоігровій індустрії.

Для досягнення цієї мети поставлено такі завдання:

- 1) проаналізувати еволюцію та сучасні тенденції розвитку моделей монетизації відеоігор;
- 2) визначити сутність і класифікацію мікротранзакцій і лутбоксів;
- 3) дослідити поведінкові фактори цифрового споживання та їх вплив на економічні результати;
- 4) оцінити основні показники ефективності монетизації (ARPU, ARPPU, LTV, Retention тощо);
- 5) побудувати економетричну модель залежності доходів від поведінкових змінних;
- 6) сформулювати практичні рекомендації щодо підвищення ефективності монетизаційних стратегій.

Об'єктом дослідження є процес монетизації у відеоігровій індустрії.

Предметом дослідження є економічна ефективність мікротранзакцій.

У роботі використано методи економічного, статистичного, економетричного та поведінкового аналізу, а також інструменти кластеризації та аналізу великих даних (Big Data). Особливу увагу приділено застосуванню панельного моделювання з фіксованими ефектами, що дозволило врахувати індивідуальні особливості кожної платформи та оцінити динаміку поведінки користувачів у часі.

Наукова новизна полягає у створенні комплексної економетричної моделі, що враховує поведінкові та соціальні чинники у формуванні доходів від мікротранзакцій. Уперше запропоновано підхід до кількісного оцінювання впливу користувацької залученості та інформаційного ефекту (через соціальні взаємодії, активність у мережах тощо) на прибутковість цифрових продуктів.

Практичне значення результатів полягає в тому, що вони можуть бути використані:

- при розробці стратегій монетизації у free-to-play іграх;
- для оптимізації поведінкових механік утримання користувачів;
- у маркетинговій аналітиці цифрових платформ для прогнозування доходів і визначення LTV-аудиторій.

Апробація результатів – опубліковано матеріали (тези) на 2 Міжнародну науково-практичну конференцію «Progressive Approaches in Science and Engineering», 26–28 листопада 2025, Копенгаген, Данія. ([Copenhagen Denmark 26.11.25.pdf](#)) Форма участі: дистанційна. Сертифікат участі представлено у Додатку 10

Магістерська робота складається зі вступу, трьох розділів, висновків, списку використаних джерел та додатків.

У першому розділі представлено теоретичні та методологічні підходи до визначення економічної сутності мікротранзакцій та лутбоксів, проаналізовано еволюцію моделей монетизації в ігровій індустрії та досліджено регіональні особливості ринку відеоігор.

У другому розділі проведено комплексний аналіз ключових показників ефективності монетизації (ARPU, ARPPU, LTV), досліджено поведінкові аспекти споживання та виконано порівняльну оцінку доходності різних бізнес-моделей у відеоіграх.

У третьому розділі побудовано економетричну модель залежності доходів від мікротранзакцій від поведінкових факторів користувачів, розроблено алгоритм машинного навчання LightGBM для прогнозування ефективності монетизації та визначено ключові детермінанти фінансового успіху ігрових проектів.

Обсяг магістерської роботи – 52 сторінок, включає: 7 таблиць, 10 рисунків, 10 додатків. Список джерел містить у собі 36 використаних джерел.

РОЗДІЛ 1. ТЕОРЕТИКО-МЕТОДОЛОГІЧНІ ОСНОВИ АНАЛІЗУ МІКРОТРАНЗАКЦІЙ У ВІДЕОІГРАХ

1.1. ІСТОРІЯ СТАНОВЛЕННЯ ІНДУСТРІЇ ВІДЕОІГОР ТА МОДЕЛЕЙ МОНЕТИЗАЦІЇ

Перші спроби створити відеоігри датуються 1958 роком. Розвиток технологій дозволив Вільяму Хагінботому та Роберту Двораку випустити першу багатокористувацьку гру для осцилографу під назвою Tennis for Two. Наступним кроком стала розробка, у 1962 році студентами Массачусетського технологічного університету, гри Spacewar!, яка вважається першою комп'ютерною грою. Комерційний розвиток індустрії започаткувала аркадна гра Pong, випущена аж через десять років, компанією Atari. Відтоді ігри стали не лише науковим експериментом, а й комерційним продуктом для масового ринку.(Wolf, M. J. P. (Ed.). (2001).) У 1976 році було випущено домашню ігрову систему, або консоль, Fairchild Channel F. Її основною особливістю стала можливість використовувати змінні картриджі, а отже кожен користувач мав змогу стати власником власної невеликої бібліотеки ігор. Початкова ціна консолі становила 169,95\$, що з урахуванням інфляції становить 940\$ в 2024 році. За перші три роки з моменту виходу консолі було продано близько 310 тис. екземплярів. (McMillan (2015))

На мою думку успіх домашніх ігрових систем полягав не тільки в їх основних перевагах, таких як можливість підключення до, домашніх телевізорів, що вже набули розповсюдження, наявність мультиплеєру та адекватна цінова політика. Важливу роль у такій популярності консолей зіграла відсутність альтернатив: комп'ютери ще не набули своєї доступності, а купівля аркадних автоматів представляла собою надзвичайно складний процес.

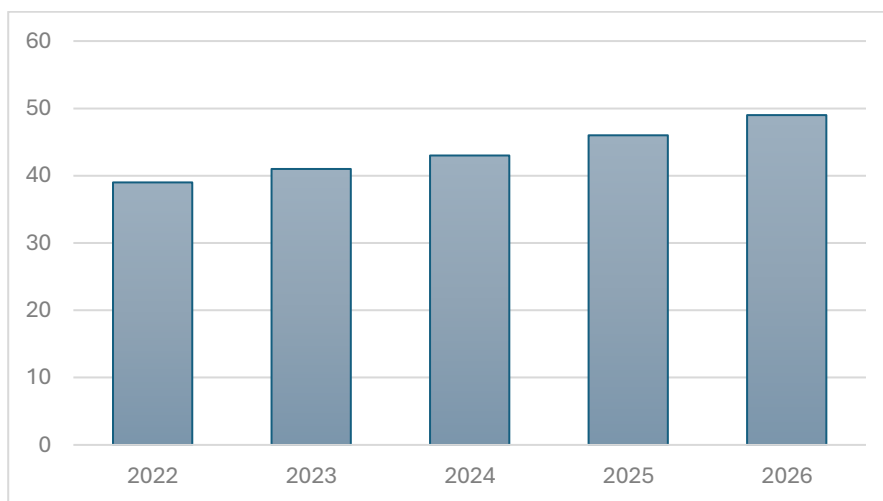


Рис 1.1: Ринок ігрових консолей 2022–2026 рр., у млрд дол. США

Джерело: створено автором на основі Market.us (2024)

У середині 1980-х років ігрова індустрія зіткнулася з масштабною кризою. До 1983 року неякісні проекти настільки заповнили ринок, що це спричинило різке падіння продажів консолей. Події цього періоду отримали назву «криза відеоігор 1983 року», або ж «Atari-shock». Ситуацію змінила Nintendo, випустивши у 1985 році Nintendo Entertainment System (NES). Ця ігрова система не лише повернула інтерес гравців, а й започаткувала так званий «золотий вік» відеоігор. Nintendo впровадила суворий контроль за якістю та встановила стандарти для розробників, що відновило довіру покупців. У цей час з'явилися культові ігрові серії, які зберігають популярність і сьогодні. Найяскравіші приклади таких серій наведені в таблиці 1.1.

Таблиця 1.1

Список започаткованих серій ігор, що є актуальними зараз

Назва	Рік випуску	Розробник	Кількість проданих копій на 2024 рік (млн)
Super Mario Bros	1985	Nintendo	650
The Legend of Zelda	1986	Nintendo	170
Metroid	1986	Nintendo	17,9
Final Fantasy	1987	Square Enix	203
Sonic the Hedgehog	1991	Sega	1660

Джерело: складено автором за даними Nintendo Co. Ltd. (2023, 2024), Square Enix Holdings Co. Ltd. (2024), SEGA Corporation (2024)

Новим витком у розвитку відеоігрової індустрії стала багатофункціональна техніка. Вона приваблювала користувачів своїм широким спектром можливостей, що був значно ширшим, ніж ігрові функції консолей. Поява перших масових персональних комп'ютерів, таких як Apple II та IBM PC, зробила їх доступними для широкого кола користувачів, які могли дозволити собі таку техніку. Саме в цей час з'явилися звичні нині пристрої введення – миша, клавіатура та графічний інтерфейс. Попри це, функціональні можливості перших ПК залишалися досить обмеженими: їх найчастіше застосовували для роботи з текстами чи простими обчисленнями. Власне, активний розвиток ігор для ПК почався вже наприкінці 1980-х, коли у світі поширилася технологія CD-приводів. В порівнянні з консолями персональні комп'ютери мали ряд переваг, як позитивних, так і негативних:

- Швидкий технологічний розвиток. Сучасні консолі та мобільні пристрої не мають тієї обчислювальної потужності;
- Відкритість для незалежних розробників. Відсутність монополії від компаній-виробників, маленькі інді-студії мали змогу потрапити на ринок, що, в свою чергу, урізноманітнювало жанрів та збільшувало кількість культових проєктів;
- Уніфікація стандартів. У комп'ютерів нема поколінь, деталі різних виробників можливо поєднати між собою, а ринок операційних систем контролює компанія Microsoft;
- Більша гнучкість у встановленні програмного забезпечення. Окрім позитивного аспекту, створювалась можливість нелегального поширення величезної кількості контенту.

Розвиток інтернету в 1990-х роках дав старт першим багатокористувацьким онлайн іграм. Спершу це були текстові MUD, однак уже наприкінці десятиліття з'явилися Ultima Online та EverQuest, які запровадили модель масових онлайн-світів із підпискою. Вони стали прототипами сучасних MMORPG та показали, що ігри можуть приносити дохід не лише через продаж копій, а й завдяки регулярним платежам користувачів.

Як і всі бізнес-моделі, варіанти монетизації ігор пройшли декілька етапів еволюції. З моменту свого зародження у 1970–1980-х роках відеоігри поступово трансформувалися з технологічної новинки у повноцінний сегмент світової економіки.

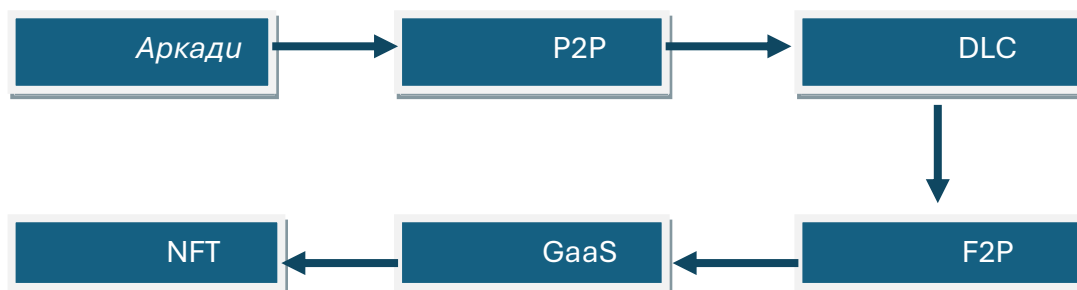


Рис 1.2. Схема етапів монетизації

Джерело: створено автором

Першим варіантом монетизація стала класична, або Pay-to-Play, модель продажу ігор. Її суть полягала в одноразовій купівлі фізичного носія, такого як картридж чи диск з грою. Класична модель забезпечувала розробникам відносно стабільний та передбачуваний прибуток. Така передбачуваність формувалась на зобов'язанні кожного користувача придбати копію гри для доступу до контенту. Однак після першої покупки можливості для подальшої монетизації фактично зникали.

З кінця 1990-х років, завдяки розвитку інтернету та вдосконаленню платіжних систем, поширення набула модель підписок та онлайн-оплати. Вона передбачала регулярні платежі за доступ до гри чи ігрових сервісів. Одним із найвідоміших прикладів став World of Warcraft (2004), який запровадив щомісячну абонентську плату. У 2010 році, згідно з офіційною статистикою Blizzard кількість підписників становила 12 мільйонів осіб. Цей підхід не лише забезпечив постійний грошовий потік для компаній, а й сприяв формуванню активних ігрових спільнот, що стали невід'ємною частиною геймплею.

У 2000-х роках популярності набули доповнення у вигляді завантажуваного контенту (DLC, Downloadable Content). Гравці отримали можливість придбати нові сюжетні кампанії, рівні, карти чи персонажів, що

дозволяло продовжувати життєвий цикл проекту й одночасно збільшувати прибуток розробників. Наприклад, серія The Sims від Electronic Arts демонструвала, як продаж численних доповнень може стати ключовим елементом бізнес-стратегії. Випущена в 2014 році остання гра з серії не втратила свою популярність за 10 років. Кількість гравців у 2024 році сягнула відмітки в 85 мільйонів.

Бажання охопити максимально широку аудиторію призвело до поширення Free-to-Play (F2P) моделі, яка особливо активно почала розвиватися з кінця 2000-х років. За цим підходом гравець вже не повинен був купувати гру, а головним джерелом доходу стали мікротранзакції, які представляли собою внутрішньоігрові покупки бонусів, ресурсів або косметичних предметів.

Новим етапом у монетизації стали підписки (Game Pass) та хмарні ігрові сервіси. У 2014 році компанія Sony презентувала PlayStation Now, який влітку 2022 року потерпів ребрендингу та зараз відомий як PlayStation Plus, що запропонував гравцям в користування велику кількість проектів за єдину щомісячну плату. За даними STATISTA за 10 років кількість підписників PS Plus перевищила 47,5 мільйонів користувачів. З мого користувацького досвіду я впевнено можу стверджувати, що подібна модель виявилася надзвичайно зручною для використання: незважаючи на те, що в такий спосіб отримати доступ до більшої кількості культових проектів вдається досить таки не часто, є можливість отримувати цілу бібліотеку без значних одноразових витрат. Окрім цього, важливою перевагою появи такої моделі стало скорочення рівня незаконного поширення проектів.

Оскільки для онлайн-ігор найважливішим критерієм є кількість активних гравців у певний момент часу, розробники почали впроваджувати механіку Battle Pass (сезонних підписок). Гравець купує можливість брати участь в ексклюзивних подіях з прогресивними системами нагород, які відкриваються в процесі регулярної гри протягом сезону. Такий підхід стимулює користувачів до довготривалого залучення та зменшує ризик швидкого відтоку аудиторії.

Гарним прикладом використання такого підходу є League of Legends видавництва Riot Games. Як видно на рис.1.3 в якості нагород можуть виступати і косметичні предмети, і лутбокси різної цінності. Окрім нагород за покупку, на більш високих рівнях можна знайти безкоштовні нагороди, що спонукає всіх гравців до стабільного онлайну. У липні 2025 року League of Legends стала найпопулярнішою грою на стримінговому сервісі Twitch, що говорить про високу зацікавленість гравців у даному проекті.

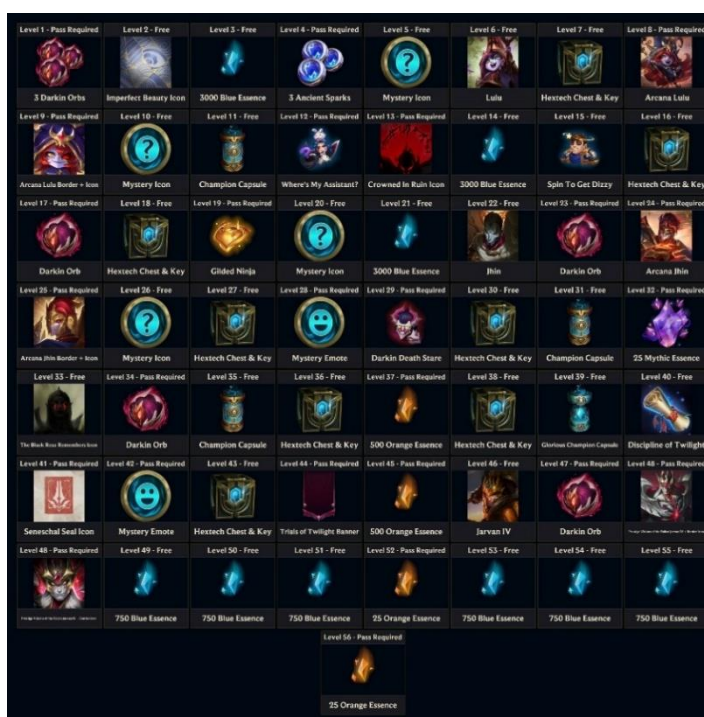


Рис.1.3. Приклад нагород в Battle Pass

Джерело: (SkinSpotlights, 2024)

На сучасному ринку ігор сформувалось дві ключові бізнес-моделі: Pay-to-Play та Games as a Service (GaaS). Як зазначено вище, перша орієнтується на разовий продаж, друга ж частіше за все являє собою багатокористувацькі онлайн ігри з розрахунком на довгострокову монетизацію через внутрішньоігрові покупки та підписки. У табл. 1.2 подано основні характеристики цих категорій.

Таблиця 1.2

Порівняння моделей P2P та GaaS

Категорія	Характеристика	Джерело доходу
Pay-to-Play Low End	Дешевші ігри, інді-проекти, бюджетні видання	Разовий продаж, низька ціна \$5–20
Pay-to-Play Premium	Повноцінні AAA-релізи	Разовий продаж, висока ціна входу \$40–70
GaaS Low End	Масові безкоштовні або дешеві онлайн-ігри з простою графікою та механікою	Free-to-Play, мікротранзакції (косметика, бустери)
GaaS Premium	Великі онлайн-проекти з високою якістю, що постійно оновлюються	Free-to-Play + DLC, lootbox, battle pass, підписки

Джерело: створено автором

Хорошим прикладом трансформації від моделі Pay-to-Play до Games as a Service є досвід компанії NCSoft. У 2014 році її виручка становила ₩839 млрд, основу якої складали ПК-ігри з підпискою та одноразовими продажами. Проте за десять років ситуація кардинально змінилася: у 2024 році доходи компанії зросли до ₩1,578 млрд, і вже 59% із них принесли мобільні free-to-play проекти з мікротранзакціями. Ця тенденція зберігається й надалі: у другому кварталі 2025 року мобільні ігри забезпечили 57% усіх надходжень компанії (₩219 млрд із ₩382 млрд). Таким чином, приклад NCSoft наочно демонструє загальний рух індустрії від одноразових продажів до сервісної моделі, де основний акцент робиться на мікроплатежах і тривалому утриманні гравців.

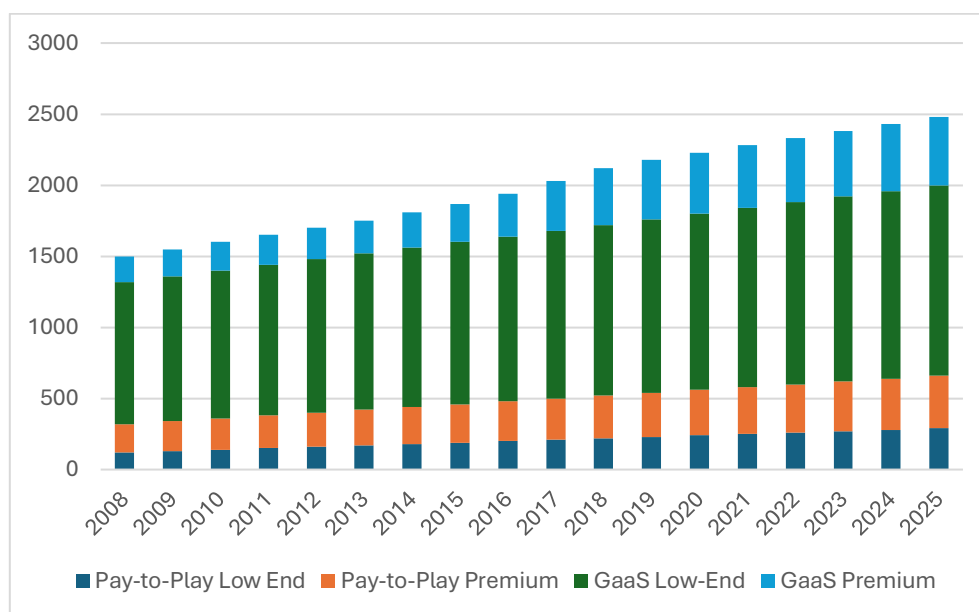


Рис.1.4. Графік розподілу користувачів по категоріям, млн

Джерело: Statista (2024)

Зростання категорії GaaS Low End демонструє, що саме ігри з низьким бар'єром входу та активним використанням внутрішньоігрових покупок формують нову основу економіки індустрії. Така тенденція створює підґрунтя для аналізу економічної сутності мікротранзакцій у сучасному цифровому споживанні

1.2. СТАН РИНКУ ВІДЕОІГОР В США, ЄВРОПІ ТА КРАЇНАХ АЗІЇ

Світовий ринок відеоігор у 2025 році продовжує демонструвати стійке зростання та ознаки зрілості, підтверджуючи статус однієї з найдинамічніших галузей цифрової економіки. Згідно з даними аналітичної компанії Newzoo (2025), його загальний обсяг становитиме 188,8 млрд доларів США, що на 3,4 % більше, ніж у попередньому році. Кількість гравців у світі зростає до 3,6 млрд осіб (+4,4 % p/p), причому близько 44 % користувачів здійснюють внутрішньоігрові витрати.

Основним рушієм розвитку індустрії залишається мобільний сегмент, який генерує понад 103 млрд доларів США, або більш ніж половину глобального доходу. На другому місці — консольний сегмент із показником 45,9

млрд доларів, тоді як ПК-сегмент забезпечує близько 39,9 млрд доларів. Така структура свідчить про трансформацію галузі: традиційна модель продажу повних ігор поступово поступається місцем цифровим сервісам, підписковим платформам та інтерактивним форматам взаємодії з користувачами.

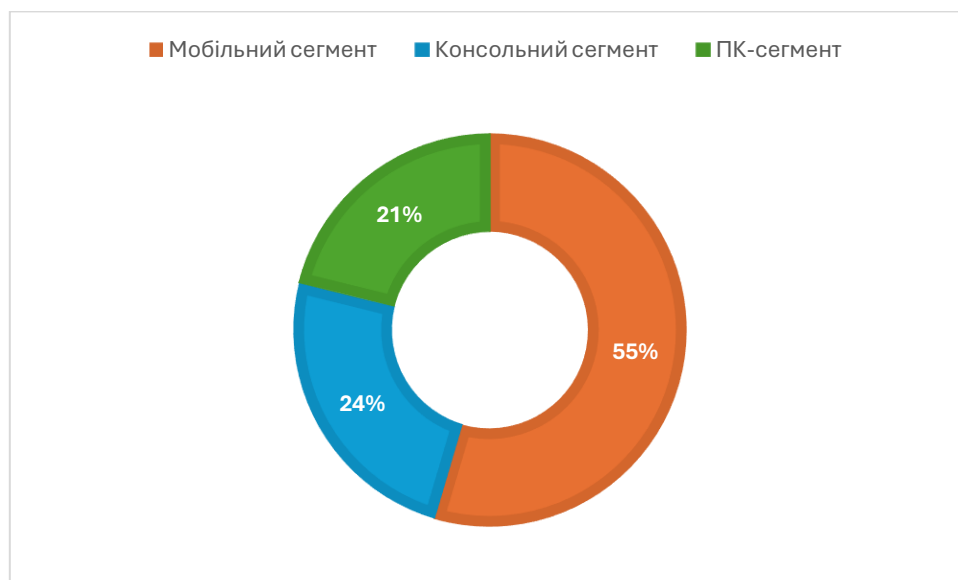


Рис.1.5. Розподіл доходів за платформами

Джерело: Statista (2024)

У Сполучених Штатах індустрія відеоігор зберігає провідні позиції серед розвинених ринків, генеруючи понад 52 млрд доларів США доходу на рік. Основними чинниками зростання є розвинена інфраструктура консолей, висока купівельна спроможність населення та активне впровадження підпискових моделей таких як PlayStation Plus та Xbox Game Pass. Американський ринок вирізняється високим рівнем лояльності користувачів до брендів, а також зростаючою популярністю сервісів типу Game-as-a-Service, які забезпечують стабільний прибуток за рахунок регулярних мікротранзакцій. Тут формуються ключові тренди глобальної індустрії – персоналізація, аналітика поведінкових даних і розвиток хмарного геймінгу.

Європейський ринок відеоігор характеризується стабільним зростанням та високим рівнем цифровізації. На нього припадає близько 33 млрд доларів США щорічних доходів, причому понад 90 % продажів здійснюється у цифровому форматі. Країни Західної Європи – Німеччина, Велика Британія та

Франція – залишаються центрами розробки та споживання, тоді як Східна Європа поступово посилює свої позиції завдяки незалежним студіям та eSports-сектору. Важливою особливістю є посилення державного регулювання, спрямованого на обмеження азартних механік (зокрема, лутбоксів) та підвищення прозорості внутрішньоігрових покупок. Це створює умови для формування більш етичних моделей монетизації та сприяє розвитку ринку преміум-проєктів.

Азійсько-Тихоокеанський регіон залишається беззаперечним лідером світової індустрії, акумулюючи близько 46 % глобальних доходів. Китай, Японія та Південна Корея формують ядро цього ринку, забезпечуючи сукупно понад 80 млрд доларів доходів на рік. Мобільний геймінг відіграє ключову роль — на нього припадає понад 60 % усіх витрат гравців, що пояснюється як широкою доступністю смартфонів, так і специфікою місцевої культури споживання контенту. Китайські компанії (*Tencent, NetEase*) активно експортують ігри та моделі монетизації на глобальний ринок, тоді як Японія зберігає традиційну орієнтацію на консольні та сюжетні ігри. Південна Корея, своєю чергою, є центром кіберспорту і демонструє один із найвищих показників ARPU у світі.

Порівняння трьох провідних регіонів показує, що США забезпечують найвищу частку платоспроможних користувачів, Європа — найвищий рівень регуляторної стабільності, тоді як Азія — найбільшу масовість і темпи зростання. Регіональні відмінності зумовлюють різні підходи до монетизації: якщо у Північній Америці домінують підпискові моделі та live-service формати, то в Азії головну роль відіграють мікротранзакції та F2P-ігри з елементами соціальної взаємодії. В Європі, навпаки, зберігається баланс між традиційними платними релізами та поступовим розширенням сервісної економіки.

1.3. ЕКОНОМІЧНА СУТНІСТЬ МІКРОТРАНЗАКЦІЙ

За визначенням (Schwiddessen & Karius, 2018) мікротранзакції — це невеликі платежі у відеоіграх за доступ до окремих елементів чи контенту. До

них належать сюжетні доповнення, додатковий ігровий час, нові рівні та карти, внутрішньоігрова валюта, зброя, екіпірування чи косметичні предмети для персоналізації персонажів і об'єктів. Оплата може здійснюватися як реальною грошовою одиницею, так і спеціальною віртуальною валютою, що використовується в грі.

Можна виділити такі види мікротранзакцій:

1. Косметичні покупки. Це декоративні предмети, які зазвичай не впливають безпосередньо на ігровий процес та існують лише для естетичного задоволення гравця.
2. Функціональні покупки. Являють собою систему бонусів, які полегшують ігровий процес або надають переваги у грі (так звана модель «pay-to-win»).
3. Лутбокси. Одна з найприбутковіших форм мікротранзакцій. Вони представляють собою віртуальні контейнери з випадковим набором предметів, які можна придбати за реальні гроші або отримати як нагороду. Висока прибутковість цього способу монетизації пояснюється тим, що гравці прагнуть здобути рідкісні предмети й готові здійснювати повторні покупки. Водночас лутбокси викликали значну критику та дискусії через схожість із механікою азартних ігор, що призвело до спроб регуляторного втручання в окремих країнах.
4. Battle Pass – модель сезонного доступу до прогресії з нагородами.

(Zendle, D., Meyer, R., Ballou, N. (2020)).

Зважаючи на різноманіття форм мікротранзакцій, дослідники намагаються систематизувати їх за економічними ознаками. Така класифікація дозволяє не лише краще зрозуміти механізми споживчої поведінки, а й виокремити ключові моделі формування доходів у цифрових ігрових продуктах. Для наочного відображення наведена нижче схема (рис. 1.6), яка демонструє класифікацію мікротранзакцій за характером економічної вигоди.

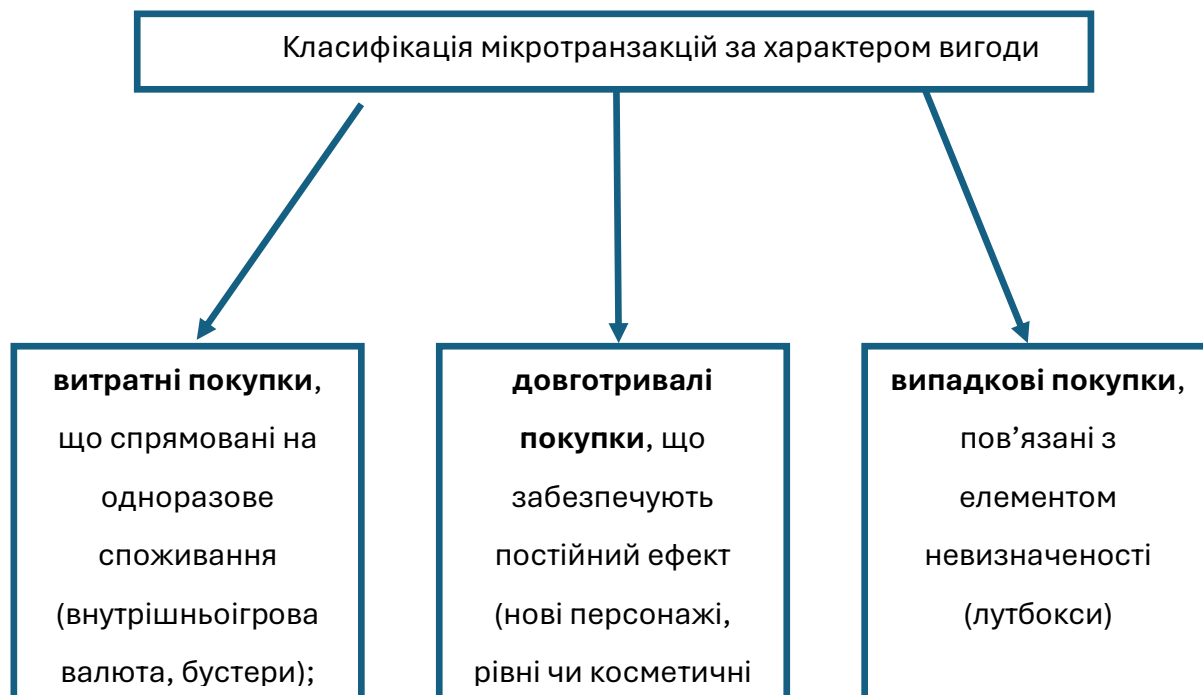


Рис.1.6. Класифікація мікротранзакцій за характером вигоди

Джерело: створено автором на основі Stenros, J., & Paavilainen, J. (2019)

Важливу роль в моделі з участю мікротранзакцій відіграє поведінка споживача. Оскільки онлайн ігри зосереджують в собі велику кількість людей, вони формують собою певну субкультуру – геймерів. Конкуренція в середині цієї групи спонукає гравців до функціональних покупок. Бажання полегшити ігровий процес створює попит на певні бонуси. Однак, така модель можлива не у всіх іграх. В багатокористувацьких іграх можливість впливу на позицію в рейтингу сприймається гравцями вкрай негативно, а в проектах, що мають мітку «кіберспорт» наявність чесної конкуренції є обов'язковим аспектом. З метою зберегти дохід від мікротранзакцій розробники таких ігор зосереджуються на створенні косметичного магазину. Оскільки косметичні покупки впливають лише на естетичні аспекти, вони не сприймаються гравцями вкрай критично. (Мельник (2025))

Однак, існує форма монетизації, що критикується не лише гравцями, а й науковцями. Оскільки відсоток випадіння бажаного предмету в лутбоксах оберненопропорційний його цінності, деякі розробники в намаганні отримати більший прибуток, збільшують шанси випадіння з кожним додатковим

відкриттям «скриньки». Тому користувачі часто купують велику кількість лутбоксів, намагаючись отримати рідкісний і цінний предмет. При цьому вони можуть витратити значні суми грошей і все одно не отримати бажане. Дослідники, політичні діячі та регуляторні органи все частіше висловлюють занепокоєння через схожість лутбоксів із традиційними формами азартних ігор – як за психологічними механізмами, так і за структурними характеристиками. Основним ризиком вважається можливість завдання шкоди споживачам, зокрема у вигляді надмірних і неконтрольованих витрат.

Окрему увагу привертає гіпотеза про так званий «ефект воріт» (gateway effect): досвід купівлі лутбоксів може виступати своєрідним «трампліном» для подальшої участі користувачів у традиційному гемблінгу, тобто патологічної пристрасті до азартних ігор. Це, у свою чергу, підвищує ймовірність розвитку проблемних форм азартної поведінки. Особливе занепокоєння викликає вплив на молодь: регулярна взаємодія з випадковими механіками у відеоіграх може сприяти нормалізації азартної поведінки серед дітей та підлітків, створюючи ризик формування толерантного ставлення до азартних ігор у майбутньому. (Drummond, A., Sauer, J. D., Hall, L. C., Zendle, D., & Loudon, M. R. (2022))

Таблиця 1.3

Приклади регулювання лутбоксів

Країна	Рік введення рішення	Тип регуляції	Особливості застосування
Бельгія	2018	Повна заборона (як азартних ігор)	Лутбокси прирівняні до азартних ігор, видавці повинні видалити їх або отримати ліцензію на гральний бізнес.
Нідерланди	2018 (оновлення 2020–22)	Часткова заборона / судові обмеження	Частина лутбоксів визнана азартними іграми.
Німеччина	2021	Вікові рейтинги (Jugendschutzgesetz)	Ігри з лутбоксами можуть отримати 16+ або 18+, щоб захистити дітей від азартних механік.

Китай	2017	Прозорість шансів випадіння	Видавці повинні публікувати ймовірність випадіння.
--------------	------	--	---

Джерело: складено автором за даними Belgian Gaming Commission (2018), Kansspelautoriteit (2020), BzKJ (2021), NPPA (2017), Xiao et al. (2021)

За даними STATISTA щорічне зростання витрат на лутбокси різко скоротилось у 2022 році. З +16,7% показник впав до +5,4%, прогнозоване значення на 2025 рік становило +2,5%.

РОЗДІЛ 2. ХАРАКТЕРИСТИКА ТА ПОКАЗНИКИ ЕКОНОМІЧНОЇ ЕФЕКТИВНОСТІ МІКРОТРАНЗАКЦІЙ

2.1. КЛЮЧОВІ ПОКАЗНИКИ ЕФЕКТИВНОСТІ (ARPU, ARPPU, CONVERSION RATE, RETENTION, LTV)

Значущість будь-якої бізнес моделі оцінюється її прибутковістю. У класичній економічній теорії використовують низку фінансових показників, які дозволяють визначити доцільність інвестицій, прибутковість проєктів і швидкість їх окупності. У класичній економіці ефективність інвестицій зазвичай оцінюють за допомогою таких показників, як рентабельність інвестицій (ROI), чиста приведена вартість (NPV), внутрішня норма рентабельності (IRR) та період окупності. Вони допомагають зрозуміти, наскільки вигідними можуть бути вкладення у нові продукти чи послуги.

Однак в індустрії відеоігор, використання цих показників має свої особливості. По-перше, витрати на створення контенту є переважно фіксованими, тоді як маржинальні витрати на його розповсюдження практично дорівнюють нулю. По-друге, ключову роль у формуванні доходів відіграють не одноразові продажі, а регулярні мікроплатежі. Це зумовлює те, що традиційні методи оцінки ефективності частково обмежені та потребують адаптації до специфіки цього виду економічної діяльності.

Оскільки прибутковість видавців ігор безпосередньо визначається тим, наскільки довго й активно гравці залишаються у проєкті, постає потреба у використанні не лише класичних фінансових показників, а й спеціалізованих метрик. Вони фіксують рівень зацікавленості користувачів, їхню готовність здійснювати повторні транзакції та загальну життєздатність ігрового середовища. Такі індикатори дозволяють краще зрозуміти поведінку гравців, оцінити якість взаємодії з продуктом і передбачити довгострокову стабільність

бізнес-моделі. Для кращого розуміння взаємозв'язків між ключовими метриками монетизації та їх впливу на кінцевий фінансовий результат, наведено схему на Рис 2.1.

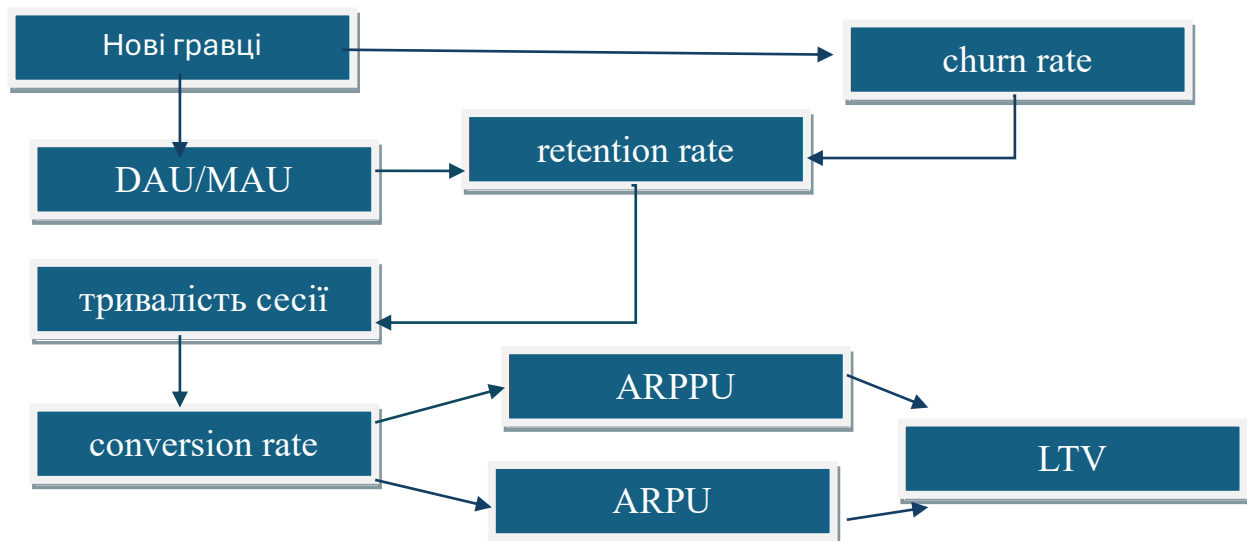


Рис. 2.1. Взаємозв'язок ключових метрик монетизації у відеоіграх

Джерело: створено автором на основі GameAnalytics (2020)

Як демонструє Рис 2.1, всі метрики тісно взаємопов'язані та формують єдиний ланцюг створення вартості. База активних користувачів (DAU/MAU) є фундаментом, який безпосередньо впливає на рівень утримання. Високе утримання, у свою чергу, підвищує глибину залучення, що створює сприятливі умови для конверсії у платних користувачів. Ключовим моментом є те, що приріст нових користувачів має бути збалансованим з контролем коефіцієнта відтоку, оскільки високий відтік безпосередньо підриває ефективність утримання.

До метрик зацікавленості відносять:

- DAU та MAU (daily active users / monthly active users). Співвідношення щоденних та щомісячних активних користувачів. Воно показує, яка частка гравців повертається у гру щодня, і тим самим відображає сталість інтересу до продукту. Високе значення DAU/MAU свідчить про високу регулярність взаємодії та лояльність користувачів, тоді як низьке може сигналізувати про втрату інтересу;

- Коефіцієнт утримання (retention rate). Одна з найважливіших метрик F2P ігор. Показник частки гравців, які повертаються у гру через певний час після першої сесії (наприклад, на 1-й, 7-й чи 30-й день). Він демонструє, наскільки ефективно гра утримує нових користувачів, а його зниження зазвичай вказує на проблеми з загальною привабливістю ігрового процесу;
- Загальний ігровий час, середня тривалість сесії та кількість сеансів. Вони показують, скільки часу гравці проводять у грі, як часто вони запускають додаток та наскільки глибокою є їхня взаємодія з контентом. Наприклад, довгі ігрові сесії та велика кількість повторних запусків можуть вказувати на високу захопливість ігрового середовища, тоді як короткі та рідкісні — на можливі труднощі з ігровою механікою чи сюжетом;
- Коефіцієнту відтоку (churn rate). Відображає частку користувачів, що припинили гру за певний період. Його зростання вважається негативним сигналом, оскільки вказує на втрату інтересу та недостатню ефективність стратегій утримання;
- Показники приросту аудиторії. Кількість нових користувачів, що приєдналися у певний період;
- Коефіцієнт установок. Дозволяє оцінити ефективність маркетингових кампаній і привабливість продукту для нових гравців.

Метрики монетизації фокусуються на фінансовій ефективності ігрової моделі. Вони показують, наскільки успішно гравців вдається конвертувати у джерело доходу, і які фактори впливають на їхні витрати:

- Коефіцієнт конверсії (conversion rate). Відсоток користувачів, які здійснили хоча б одну внутрішньоігрову покупку. Високі значення цього показника свідчать про вдало реалізовану систему монетизації та ефективні стимули до витрат;
- ARPU (average revenue per user). Середній дохід на одного користувача. Він дозволяє визначити загальну ефективність гри з погляду

прибутковості. Вираховується як співвідношення загального прибутку на загальну кількість гравців за певний період;

- ARPPU (average revenue per paying user). Середній дохід на користувача, який здійснює покупки. Дає змогу оцінити «цінність» гравців, готових витратити гроші, і на основі цього оптимізувати ціни та пропозиції;
- LTV (lifetime value). Пожиттєва цінність користувача, що охоплює суму всіх витрат гравця за весь час його взаємодії з грою. Високе LTV сигналізує про успішну бізнес-модель, яка не лише залучає, а й довго утримує платоспроможних гравців.

(GameAnalytics. (2020, March 5))

2.2. ПОВЕДІНКОВІ АСПЕКТИ СПОЖИВАННЯ ТА ВПЛИВ ПСИХОЛОГІЧНИХ ТРИГЕРІВ НА КУПІВЕЛЬНІ РІШЕННЯ

Класична економічна теорія традиційно розглядає індивіда як раціонального агента, що приймає рішення, спрямовані на максимізацію власної вигоди. Відповідно до цього підходу, споживачі завжди здатні оптимально розподіляти ресурси й оцінювати корисність товарів або послуг. Однак численні емпіричні дослідження довели, що реальна поведінка людей часто відхиляється від раціональної моделі. На рішення споживачів впливають емоції, імпульсивність, когнітивні упередження, соціальний контекст та ефекти сприйняття ризику. Саме тому в сучасній науці дедалі більшого значення набуває поведінкова економіка, яка досліджує, яким чином психологічні фактори змінюють економічну логіку вибору.

Гравці не є виключенням. Вони часто приймають рішення миттєво, під впливом емоцій або гри, не здійснюючи свідомого аналізу витрат і вигод. Механіки нагород, push-сповіщення, візуальні стимули та обмеження часу

створюють середовище, у якому раціональність поступається місцем емоційній реакції.

У цьому контексті поведінкова економіка дає можливість зрозуміти, чому користувачі охоче витрачають гроші на мікротранзакції, навіть якщо їхня об'єктивна економічна цінність є мінімальною. Такі витрати часто мотивовані не реальними вигодами, а психологічними факторами — бажанням самовираження, уникнення втрати, соціальним порівнянням або відчуттям миттєвого задоволення.

Ефект втраченої вигоди (loss aversion) є одним із найбільш виражених у цифровому середовищі. Згідно з теорією перспектив Канемана і Тверські, люди сильніше реагують на втрату, ніж на можливий прибуток. У відеоіграх це проявляється у бажанні гравців уникнути «втрати» прогресу, нагороди або унікального предмета, навіть якщо для цього потрібно заплатити. Тимчасові акції, обмежені пропозиції чи «ексклюзивні» предмети створюють відчуття ризику втратити можливість, що стимулює імпульсивну покупку. Гравцю надають безкоштовний доступ до певних переваг таких як преміум-персонаж, бонусний досвід чи тимчасовий скін лише на обмежений час. Коли дія бонусу завершується, користувач стикається з «втратою» звичних переваг і часто купує підписку або продовження, щоб повернути попередній рівень комфорту.

Push-сповіщення є одним із найсильніших інструментів поведінкового впливу у F2P та GaaS моделях. Вони виконують роль своєрідних «цифрових тригерів», які активують користувача навіть після завершення ігрової сесії. Такі нотифікації нагадують про бонуси, нові події або ризик втратити можливість, стимулюючи імпульсивну взаємодію з грою.

Згідно з дослідженнями (Hamari & Koivisto (2017)) гравці, які отримують персоналізовані повідомлення, мають на 30–40% вищу ймовірність здійснити транзакцію протягом найближчих 24 годин. Це свідчить про те, що push-сповіщення не лише підтримують залученість, а й безпосередньо підвищують монетизаційну ефективність гри.

Push-механізми часто поєднуються з ефектом FOMO (Fear of Missing Out) — страхом пропустити вигідну можливість або подію. Повідомлення на кшталт «Останній день івенту! Залишилося 2 години, щоб отримати легендарний скін» створюють відчуття терміновості, знижуючи когнітивний контроль і спонукаючи користувача діяти швидко. Таким чином, гравець переходить від раціональної оцінки вигоди до емоційного прийняття рішення.

З економічної точки зору, такі інструменти поведінкового дизайну забезпечують високу частоту транзакцій та стабільний рівень утримання користувачів. Проте вони водночас створюють ризик надмірної ігрової залежності та порушення принципів усвідомленого споживання, що викликає етичні та регуляторні дискусії у сфері цифрової економіки (Zendle et al., 2021).



Рис.2.2. Банер Champions 2025

Джерело: створено автором на основі внутрішньоігрового магазину

Яскравим прикладом використання FOMO-ефекту є колекція Champions у грі Valorant. Її головною відмінністю є абсолютна ексклюзивність. Ця лінійка скінів присвячена VCT (Valorant Champions Tour) – серії найбільших кіберспортивних турнірів у грі. Купити скіни Champions можна лише під час проведення турнірів і лише в рік її виходу. По даним Riot Games колекції Champions 2021, Champions 2022 та Champions2023 принесли компанії 18, 20 та 16-18 мільйонів \$ відповідно.

2.3. ПОРІВНЯЛЬНИЙ АНАЛІЗ ДОХОДІВ ВІД МІКРОТРАНЗАКЦІЙ ТА ІНШИХ БІЗНЕС-МОДЕЛЕЙ У ВІДЕОІГРАХ.

Сучасна відеоігрова індустрія є однією з найдинамічніших сфер цифрової економіки. За останнє десятиліття вона пройшла шлях від класичних моделей продажу ігор (Pay-to-Play, або P2P) до форматів Free-to-Play (F2P) та Game-as-a-Service (GaaS), що зробили акцент на довгостроковій взаємодії з користувачем. Якщо раніше гравець купував гру один раз, то тепер розробники заробляють на повторних мікроплатежах, внутрішньоігрових покупках і підписках, які підтримують постійний грошовий потік протягом усього життєвого циклу проекту.

За даними Statista (2024), у 2023 році понад 78% світових доходів індустрії припадало саме на внутрішньоігрові покупки. Для порівняння: продаж повних версій ігор забезпечував лише 14,8%, а підпискові сервіси — 7,2% загальних доходів. Ці цифри свідчать про глибоку структурну трансформацію ринку, перехід від одноразової транзакції до тривалої моделі взаємодії з користувачем, заснованої на його залученості та повторних платежах

Для систематизації відмінностей основних форматів монетизації відеоігор у таблиці 2.1 наведено порівняльну характеристику бізнес-моделей за ключовими параметрами.

Таблиця 2.1

Порівняльна характеристика бізнес-моделей у відеоіграх

Бізнес-модель	Основне джерело доходу	Середній LTV користувача	Рівень залученості	Приклади ігор
Pay-to-Play (Premium)	Одноразова покупка	40–80 USD	разова взаємодія	The Witcher 3, Elden Ring
Game Pass (P2P)	Місячна підписка	100–300 USD/рік	регулярна оплата	World of Warcraft, Final Fantasy XIV
Free-to-Play (F2P)	Мікротранзакції, реклама	50–500 USD	тривале утримання	Genshin Impact, Fortnite

Game-as-a-Service (GaaS)	Мікротранзакції + сезонні оновлення	200–1000 USD	тривале утримання	Apex Legends, FIFA Ultimate Team
--------------------------	-------------------------------------	--------------	-------------------	----------------------------------

Джерело: складено автором за даними Newzoo (2024), GameAnalytics (2020), Statista (2024), Hamari & Keronen (2017), Zendle et al. (2020), Square Enix (2024), EA (2024), miHoYo (2024), Activision Blizzard (2023).

За даними звіту Newzoo Global Games Market Report (2023), обсяг доходів від ігор, заснованих на мікротранзакціях, зріс із 19,2 млрд \$ у 2015 р. до 82,5 млрд \$ у 2023 р. Натомість прибутки від продажу преміум-ігор залишилися відносно стабільними: близько 17–20 млрд \$ на рік. Основний драйвер цього зростання — зміна споживчої поведінки: користувачі дедалі частіше обирають регулярні невеликі платежі замість одноразової покупки (Garea, S. S., Drummond, A., & Zendle, D. (2023))

Завдяки механізмам психологічних тригерів рівень ARPU у мікротранзакційних іграх може бути в кілька разів вищим, ніж у традиційних моделях (King & Delfabbro, 2020).

За даними звіту Newzoo Global Games Market Report (2023), обсяг доходів від ігор, заснованих на мікротранзакціях, зріс із 19,2 млрд дол. у 2015 р. до 82,5 млрд дол. у 2023 р.. Натомість прибутки від продажу преміум-ігор залишилися відносно стабільними — близько 17–20 млрд дол. на рік.

Основний драйвер цього зростання — зміна споживчої поведінки: користувачі дедалі частіше обирають регулярні невеликі платежі замість одноразової покупки (Garea, Drummond & Zendle, 2023). Завдяки застосуванню психологічних тригерів, рівень ARPU у мікротранзакційних іграх може бути в кілька разів вищим, ніж у традиційних моделях (King & Delfabbro, 2020).

На підтвердження цих тенденцій, у таблиці 2.2 наведено порівняння ефективності провідних компаній відеоігрової індустрії за часткою доходів від мікротранзакцій у загальній структурі прибутків.

Таблиця 2.2

Порівняння ефективності за даними провідних компаній

Компанія	Частка мікротранзакцій у загальному доході (2023 р.)	Основні ігри
Electronic Arts (EA)	71%	FIFA, Apex Legends
Activision Blizzard	63%	Call of Duty: Warzone, Overwatch 2
Tencent Games	80%	Honor of Kings, PUBG Mobile
Ubisoft	58%	Rainbow Six, Assassin’s Creed

Джерело: складено автором за даними Electronic Arts (2023), Activision Blizzard (2023), Tencent Holdings (2023), Ubisoft Entertainment (2023), Newzoo (2024).

Таким чином, мікротранзакційна модель стала не просто джерелом доходу, а фундаментом сучасної ігрової економіки. Вона поєднує високу маржинальність із мінімальними змінними витратами, а також дозволяє гнучко реагувати на поведінкові стимули користувачів. У результаті Free-to-Play та GaaS формати поступово витісняють традиційні моделі продажу, задаючи нові стандарти монетизації у цифровому секторі.

РОЗДІЛ 3. МОДЕЛЮВАННЯ

3.1. АКТУАЛЬНІСТЬ ДОСЛІДЖЕННЯ ТА ХАРАКТЕРИСТИКА РИНКУ

МІКРОТРАНЗАКЦІЙ І ЛУТБОКСІВ

Перед початком аналізу економічної ефективності мікротранзакцій слід визначити, чому саме така модель монетизації стала домінуючою у сучасному цифровому споживанні. Відеоігри перетворилися з розваги на повноцінну галузь економіки з мільярдними обсягами доходів. За даними Newzoo, понад 78% прибутку індустрії ігор у 2024 році забезпечили саме внутрішньоігрові покупки — мікротранзакції, лутбокси, бойові пропуски та підписки.

Причиною високої популярності мікротранзакцій є низький поріг входу: користувач може грати безкоштовно, а розробник поступово отримує прибуток від невеликих, але масових покупок. Така модель дозволяє:

- збільшувати довгострокову вартість користувача (LTV);
- підтримувати активну базу гравців без необхідності постійного випуску нових продуктів;
- ефективно використовувати аналітику поведінки користувачів (user behavior analytics) для персоналізації пропозицій.

Економічна стабільність таких ігор пояснюється також ефектом утримання аудиторії: користувачі, які вже зробили хоча б одну покупку, значно рідше залишають гру. Саме тому моделі з мікротранзакціями демонструють стійке зростання середнього ARPU навіть на зрілих ринках.

Сучасні ігри поєднують різні механіки монетизації, але найуспішніше мікротранзакції реалізовані в таких жанрах:

- MMORPG та стратегії — гравці витрачають кошти на розвиток бази, героїв, армій або ресурсів. Приклади: *Clash of Clans*, *Rise of Kingdoms*, *Lords Mobile*.

- Казуальні ігри — простий геймплей і психологічні тригери короткострокового задоволення. Приклади: *Candy Crush Saga*, *Gardenscapes*.
- Gacha-ігри — побудовані навколо колекціонування персонажів через випадкові механіки. Приклади: *Genshin Impact*, *AFK Arena*.
- Action / Shooter / Battle Royale — косметичні покупки, бойові пропуски, скіни. Приклади: *PUBG Mobile*, *Call of Duty*.

У кожному з цих жанрів внутрішньоігрова економіка є ключовим фактором поведінки споживача, адже рішення про покупку залежить не від необхідності, а від емоційної винагороди та соціального ефекту (престиж, рідкісні предмети, рейтинг у спільноті).

Основу економічної ефективності мікротранзакцій становить поведінкова економіка, яка пояснює, чому гравці погоджуються на регулярні невеликі витрати. До ключових чинників належать:

- ефект гейміфікації — залучення через систему прогресу та досягнень;
- ефект втрати (loss aversion) — страх упустити бонус чи нагороду;
- ефект змінної винагороди (variable reward) — непередбачувана вигода, що підсилює емоційну залежність;
- соціальне порівняння — бажання не відставати від інших гравців.

Завдяки цим ефектам гравці залишаються активними у грі навіть після десятків місяців користування, що формує високий показник MAU (monthly active users) і підвищує економічну віддачу на користувача (ROI на користувача).

Для подальшого аналізу використовується відкритий датасет з платформи kaggle, у якому зібрано інформацію про ігри з мікротранзакціями. До набору входять такі фактори: назва гри, розробник, наявність внутрішніх покупок, жанр, рейтинг, середня оцінка користувачів, ціна, розмір, дати оновлень, кількість завантажень та інші показники.

Метою роботи з цим датасетом є:

- підготовка та очищення даних;

- аналіз середніх значень, розподілів та кореляцій між факторами;
- побудова моделей кластеризації та регресійного аналізу;
- оцінка поведінкових факторів, що впливають на економічну ефективність ігор із мікротранзакціями.

Таким чином, подальше дослідження дозволить не лише визначити закономірності цифрового споживання, а й побудувати економетричну модель ефективності мікротранзакцій, що стане практичною основою для аналізу індустрії.

3.2. ХАРАКТЕРИСТИКА ДАНИХ ТА ВИБІР ЗМІННИХ ДЛЯ ЕКОНОМЕТРИЧНОЇ МОДЕЛІ

Побудова будь-якої економетричної моделі передбачає ретельний вибір даних, які достовірно відображають досліджуване економічне явище. У межах даного дослідження метою є виявлення закономірностей між поведінкою користувачів відеоігор та рівнем доходів від мікротранзакцій. Для цього використано відкритий аналітичний датасет, який поєднує кількісні та якісні показники функціонування ігрових проєктів на різних платформах.

Цей набір даних містить багатовимірну інформацію про ігри, що мають елементи внутрішньоігрової монетизації. Включені змінні охоплюють поведінкові метрики користувачів, показники залучення, фінансові результати, а також контекстні характеристики — жанр, платформу, часові параметри та маркетингову активність. Такий підхід дозволяє дослідити мікротранзакції не лише як фінансове явище, а й як соціально-поведінковий феномен цифрового споживання.

Дані охоплюють ігри, що були випущені в період із 2018 по 2024 рік на платформах PC, Console, Mobile та VR. Кожен запис містить інформацію про базові характеристики гри, такі як дата випуску, жанр, платформа, показники активності користувачів (DAU, Session Duration, New Registrations), рівень соціальної взаємодії (Social Media Mentions, Stream Viewership) та фінансові результати (In-game Purchases, Revenue).

Окрім того, у наборі враховано наявність інфлюенсерської підтримки – тобто рекламних кампаній за участю популярних блогерів чи стрімерів, що є важливим чинником впливу на рішення споживачів у цифровому середовищі.

Таким чином, структура даних дозволяє комплексно оцінити економічну ефективність мікротранзакцій, враховуючи як внутрішні, так і зовнішні фактори, що формують прибутковість відеоігор.

Кожна змінна у моделі має окреме аналітичне навантаження, що пов'язане з економічною поведінкою користувачів і процесом монетизації.

1. **Дата випуску гри (Date):** Цей показник дає змогу врахувати часові ефекти, пов'язані з розвитком ігрової індустрії, сезонними трендами чи зміною споживчих уподобань. Наприклад, проєкти, випущені після 2020 року, мають іншу структуру монетизації через зростання популярності free-to-play моделей і поширення мобільного геймінгу.
2. **Платформа (Platform):** Тип платформи суттєво впливає на поведінку користувачів. Мобільні ігри характеризуються високим обсягом аудиторії, але меншими середніми витратами на одного користувача (ARPU), тоді як консольні та PC-проєкти мають вищу частку платоспроможних гравців. Включення цієї змінної дозволяє врахувати різницю між сегментами ринку.
3. **Середня кількість активних користувачів на день (Daily Active Users, DAU):** Це один із ключових поведінкових показників, що демонструє, наскільки стабільно гра утримує інтерес аудиторії. Високий DAU свідчить про ефективну систему залучення, що безпосередньо впливає на ймовірність здійснення мікротранзакцій. З точки зору економіки цифрових продуктів, DAU є основою розрахунку показників LTV (lifetime value) та ROI на користувача.
4. **Нові реєстрації (New Registrations):** Цей параметр відображає приріст користувацької бази та ефективність залучення нових гравців. Його динаміка може сигналізувати про ефективність рекламних кампаній, оновлень гри чи сезонних івентів. У поєднанні з DAU він допомагає

- оцінити співвідношення нових і активних користувачів — показник, який часто використовується для прогнозування прибутків від мікротранзакцій.
5. **Середня тривалість сесії (Session Duration):** Цей показник вимірює глибину залучення користувачів. Довші сесії свідчать про високий рівень задоволення ігровим процесом і збільшують ймовірність здійснення внутрішніх покупок. У поведінковій економіці цей показник пов'язують із ефектом "занурення" (immersion effect), який посилює схильність гравця до спонтанних витрат.
 6. **Витрати на внутрішньоігрові покупки (In-game Purchases):** Це центральна змінна, яка відображає обсяг мікротранзакцій. Вона може слугувати як незалежною, так і проміжною змінною — оскільки виступає механізмом, через який поведінкові фактори впливають на загальний дохід. У контексті економічної ефективності ця змінна використовується для оцінки еластичності доходу від поведінкових характеристик користувачів.
 7. **Згадки у соціальних мережах (Social Media Mentions):** Інформаційна присутність гри в соціальних медіа є важливим елементом цифрової економіки. Висока кількість згадок може вказувати на ефект "вірусності" контенту, що безпосередньо підвищує попит. Цей показник тісно корелює з обсягом нових користувачів і рівнем довгострокового інтересу до гри.
 8. **Перегляди стрімів (Stream Viewership):** Стрімінг є ключовим каналом популяризації відеоігор. Висока кількість глядачів створює інформаційний ефект, що стимулює органічне зростання користувацької бази. У моделі ця змінна може слугувати проксі-показником маркетингового ефекту від неформальної реклами.
 9. **Загальний дохід (Revenue):** Це залежна змінна економетричної моделі, що інтегрує результати всіх складових діяльності гри — продажів, підписок, мікротранзакцій та реклами. Її поведінка є індикатором загальної ефективності стратегії монетизації.

10. Жанр гри (Top Genre): Жанрова специфіка суттєво впливає на характер споживання. Наприклад, у стратегіях чи RPG іграх гравці частіше здійснюють регулярні покупки ресурсів, тоді як у шутерах переважають косметичні витрати. Урахування жанрових відмінностей дозволяє коректно інтерпретувати вплив поведінкових змінних.

11. Рекламна підтримка інфлюенсерів (Influencer Endorsements): Інфлюенсер-маркетинг у сучасному цифровому середовищі має вагомий вплив на рішення споживачів. У моделі ця змінна має бінарний характер і відображає наявність або відсутність зовнішньої маркетингової підтримки, що дозволяє оцінити її економічний ефект.

Зовнішній вигляд датасету, з яким ми почнемо працювати, зображений на Рис. 3.1.

Date	Platform	# Daily Activ...	# New Regis...	# Session D...	# In-game P...	# Social Me...
2022-04-13	PC	142204	14220	31.26663517723865	60772.72406008391	7116
2021-03-17	PC	132314	13231	23.31443583108024	43499.83444985586	6582
2019-03-09	VR	111557	11155	33.85933430235799	52178.79131396489	5572
2021-03-31	Console	132909	13290	80.58001029647639	25085.562444062	6619
2021-02-04	Mobile	130694	13069	37.27090314705249	55277.07443914834	6555
2022-05-05	PC	143731	14373	48.8496175656616	28236.81172442309	7088
2018-05-25	PC	104264	10426	52.4735994817472	36333.08656938105	5123
2021-07-24	Console	135586	13558	58.64575429068147	65920.96975312957	6828
2022-05-10	VR	142277	14227	67.01901073239401	22325.15298268865	7060

Рис. 3.1. Початковий вигляд датасету

Джерело: створено автором на основі Kaggle

На початковому етапі дослідження було проведено обчислення основних описових статистик, що дозволяють оцінити структуру та варіацію основних показників моделі. Зокрема, визначено середні значення, медіани, стандартні відхилення, мінімальні та максимальні спостереження для ключових змінних,

пов'язаних із доходами від мікротранзакцій, кількістю внутрішньоігрових покупок і показниками активності користувачів.

Отримані результати свідчать, що середній рівень доходу від мікротранзакцій становить приблизно 50 тис. дол. США, що є типовим значенням для середніх за масштабом ігор, які застосовують мікроплатежі як головний механізм монетизації. Водночас значення медіани є дещо нижчим, що вказує на асиметричність розподілу та наявність окремих проєктів із надвисокими доходами, які істотно впливають на середнє арифметичне.

Кількість внутрішньоігрових покупок у середньому становить 24,8 тис. одиниць, що характеризує відносно високий рівень залучення користувачів у платні механіки гри. Такий показник підтверджує ефективність використання лутбоксів, преміум-валюти чи сезонних пропозицій, які стимулюють часті транзакції невеликих обсягів.

Активна аудиторія перевищує 50 тис. користувачів на день, що свідчить про достатню репрезентативність вибірки та дає підстави розглядати результати як узагальнюючі для середньостатистичного сегмента ринку відеоігор. Високий рівень залучення гравців створює потенційно сприятливе середовище для монетизації, особливо при наявності стабільного циклу оновлень контенту.

Водночас варіація доходів виявилася суттєвою — стандартне відхилення становить близько 41,9 тис. дол., що вказує на значну неоднорідність серед досліджуваних ігор. Це може бути зумовлено різницею у жанрах (казуальні, стратегії, RPG), платформах (мобільні або ПК) та бізнес-моделях (free-to-play, pay-to-win, hybrid). Високе стандартне відхилення також відображає нерівномірність розподілу прибутків на ринку, де невелика кількість проєктів («хіти») генерує більшу частину загального доходу.

Після попередньої обробки даних змінні згруповано за функціональними блоками, що забезпечує логічну послідовність побудови економетричної моделі.

1. Поведінкові змінні (Behavioral Variables):

DAU, New Registrations, Session Duration — показники, що характеризують активність, утримання та рівень залучення користувачів. Їх динаміка відображає внутрішні процеси взаємодії між гравцем і продуктом.

2. Маркетингово-соціальні змінні (Social Influence Variables):

Social Media Mentions, Stream Viewership, Influencer Endorsements — відображають силу зовнішнього інформаційного впливу на потенційних користувачів. У сукупності вони дозволяють оцінити роль соціального капіталу в процесі монетизації.

3. Монетизаційні змінні (Monetization Variables):

In-game Purchases — ключовий елемент внутрішньоігрової економіки, який безпосередньо пов'язує поведінку користувачів із фінансовими результатами. Його динаміка є основою оцінки прибутковості free-to-play моделей.

4. Контрольні змінні (Control Variables):

Platform, Top Genre і Date — застосовуються для усунення структурних відмінностей, пов'язаних із технологічними, часовими або жанровими факторами.

Виходячи з теоретичних положень поведінкової економіки та результатів попередніх емпіричних досліджень, висувається така гіпотеза:

Активність користувачів, рівень соціальної взаємодії та обсяг мікротранзакцій мають позитивний статистично значущий вплив на загальний дохід відеоігор.

Зокрема, очікується, що:

- зростання *DAU* та *Session Duration* позитивно впливає на *Revenue*, оскільки підвищує частоту контактів користувача з ігровими механіками;
- збільшення *In-game Purchases* безпосередньо формує прибутковість;
- *Social Media Mentions, Stream Viewership* та *Influencer Endorsements* діють як непрямі фактори, підвищуючи обсяг нових користувачів і частоту транзакцій;

- жанрова приналежність і тип платформи модифікують силу цих ефектів, відображаючи специфіку поведінки гравців у різних сегментах ринку.

Отже, сформований набір даних є достатньо репрезентативним для аналізу взаємозв'язку між поведінковими чинниками цифрового споживання та економічною ефективністю мікротранзакцій. Його структура забезпечує можливість застосування панельних та регресійних методів моделювання, що дозволить у подальшому кількісно оцінити силу та напрямок впливу кожного з факторів на фінансові результати ігрових проєктів.

3.3 ПОБУДОВА МОДЕЛІ

Перед безпосереднім побудуванням економетричної моделі доцільно здійснити первинний статистичний аналіз, спрямований на виявлення взаємозв'язків між досліджуваними змінними. Одним із найбільш інформативних методів є кореляційний аналіз, що дозволяє оцінити ступінь лінійної залежності між кількісними показниками та виявити потенційні проблеми мультиколінеарності перед подальшим моделюванням.

Коефіцієнт кореляції Пірсона r_{xy} обчислюється за формулою:

$$r_{xy} = \frac{\sum(x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum(x_i - \bar{x})^2 \sum(y_i - \bar{y})^2}},$$

де $\bar{x}$ та $\bar{y}$ — середні значення змінних x та y . Значення r_{xy} змінюється в межах від -1 до $+1$:

- $r_{xy} > 0$ — прямий зв'язок (зростання однієї змінної супроводжується зростанням іншої);
- $r_{xy} < 0$ — обернений зв'язок;
- $r_{xy} \approx 0$ — зв'язок відсутній або слабкий.

Для візуалізації взаємозв'язків побудовано кореляційну матрицю, де насиченість кольору відображає силу зв'язку: червоні відтінки — сильна

позитивна кореляція, сині — негативна, а нейтральні тони — слабкі або відсутні залежності.

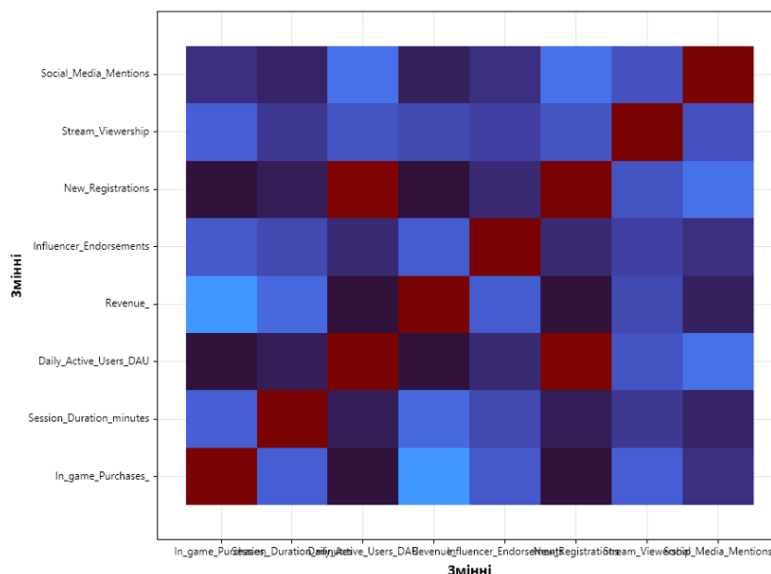


Рис 3.2. Матриця кореляцій Пірсона

Джерело: створено автором

Візуальний аналіз кореляційної матриці показав, що найсильніший зв'язок спостерігається між показниками *In_game_Purchases* та *Revenue*, що повністю відповідає економічній логіці. Внутрішньоігрові покупки є основним джерелом прибутку для free-to-play ігор, тому збільшення їх кількості закономірно супроводжується зростанням доходу. Середньої сили позитивна залежність виявлена між *Session_Duration_minutes* та *Daily_Active_Users (DAU)*. Це свідчить, що ігри з активнішою щоденною аудиторією мають довшу тривалість сесій, що є індикатором високого рівня залучення користувачів і, відповідно, лояльності до продукту. Позитивну кореляцію також виявлено між *Social_Media_Mentions* та *Influencer_Endorsements*. Це свідчить про взаємне підсилення маркетингових інструментів: залучення інфлюенсерів стимулює активність у соціальних мережах, а інформаційне поширення сприяє підвищенню впізнаваності гри. Разом із тим, низка змінних демонструє слабку або відсутню кореляцію. Зокрема, *New_Registrations* та *Revenue* мають лише помірний позитивний зв'язок — це пояснюється тим, що нові користувачі не завжди здійснюють покупки одразу. Аналогічно, *Influencer_Endorsements* не

завжди безпосередньо підвищують дохід, оскільки короткострокові рекламні кампанії можуть мати відкладений або опосередкований ефект.

На основі проведеного аналізу для подальшого економетричного моделювання було відібрано найбільш релевантні змінні:

- *In_game_Purchases* — головний показник мікротранзакцій;
- *Session_Duration_minutes* — показник глибини залучення користувачів;
- *Daily_Active_Users (DAU)* — індикатор стабільності аудиторії;
- *Social_Media_Mentions* — агрегований індикатор маркетингової активності.
- Залежною змінною виступає *Revenue* — загальний дохід від гри.

Для кількісного оцінювання впливу поведінкових та маркетингових чинників на економічну ефективність відеоігор у дослідженні застосовано панельну економетричну модель з фіксованими ефектами (Fixed Effects Model, FEM). Такий підхід дозволяє врахувати індивідуальні особливості ігрових платформ, що залишаються сталими у часі, але при цьому можуть істотно впливати на рівень доходів.

Використання панельних даних забезпечує низку важливих методологічних переваг, таких як:

- По-перше, підвищується точність оцінок завдяки збільшенню кількості спостережень і врахуванню часової динаміки.
- По-друге, модель дозволяє контролювати індивідуальні ефекти, тобто усунути вплив сталих характеристик, властивих кожній платформі: розмір аудиторії, частка ринку, технічні параметри монетизації чи регіональні відмінності в поведінці гравців.
- По-третє, панельний підхід забезпечує можливість дослідити динаміку поведінки користувачів у межах однієї екосистеми, відстежуючи, як зміни у тривалості сесій, кількості мікротранзакцій або рівні соціальної активності позначаються на доходах у різних типах ігор (мобільних, консольних, ПК, VR).

Вибір саме моделі з фіксованими ефектами є статистично та економічно обґрунтованим, оскільки:

- наявні дані мають панельну структуру ($i \times t$), тобто охоплюють декілька ігрових платформ протягом кількох часових періодів;
- платформи відрізняються за сталими, але потенційно впливовими характеристиками (популярність, розмір ринку, рівень платоспроможності аудиторії);
- дослідження спрямоване не на порівняння платформ між собою, а на визначення впливу динамічних поведінкових змін на дохід усередині кожної з них.

Очікувані знаки коефіцієнтів моделі наведено нижче:

- $\beta_1 > 0$ — збільшення обсягів внутрішньоігрових покупок має прямий позитивний вплив на дохід;
- $\beta_2 > 0$ — довша тривалість сесії відображає глибшу залученість користувачів і, відповідно, вищу ймовірність витрат;
- $\beta_3 > 0$ — зростання кількості активних користувачів (DAU) розширює базу потенційних покупців;
- $\beta_4 > 0$ — підвищення соціальної активності (згадок, обговорень) стимулює зацікавленість аудиторії та позитивно впливає на прибутковість.

Параметри оцінювалися методом найменших квадратів для фіксованих ефектів, який здійснює центроване перетворення змінних, усуваючи сталий компонент α_i для кожної платформи. Перевірка адекватності моделі виконувалася за допомогою тесту Гаусмана (Hausman test), який порівнює оцінки FEM та REM. Отримане значення $\chi^2(4) = 447,13$ при $p\text{-value} = 0,000001$ дає підстави відхилити нульову гіпотезу на користь моделі з фіксованими ефектами, що свідчить про наявність кореляції між індивідуальними ефектами та регресорами.

Побудована модель має вигляд:

$$\begin{aligned} \text{Revenue}_{it} = & \alpha_i + \beta_1 \text{InGamePurchases}_{it} + \beta_2 \text{SessionDuration}_{it} + \beta_3 \text{DAU}_{it} \\ & + \beta_4 \text{SocialMentions}_{it} + \varepsilon_{it}, \end{aligned}$$

де i — індекс платформи (PC, Console, Mobile, VR),
 t — момент часу (день або місяць),
 α_i — фіксований ефект, що усуває вплив сталих характеристик,
 ε_{it} — випадкова похибка, що відображає фактори/дані, що не спостерігаються

Результати моделювання приведені нижче в таблиці 3.1. (моделі/розрахунки представлені у Додатках 1 та 2)

Таблиця 3.1

Результати панельної моделі з фіксованими ефектами (FEM)

Змінна	Коефіцієнт (β)	Ст. помилка (SE)	t-статистика	p-value
InGamePurchases	0,2268	0,0237	9,56	0,0000
SessionDuration	107,5794	26,9768	3,99	0,0001
DAU	-0,0379	0,0114	-3,33	0,0009
SocialMentions	-0,5195	0,2419	-2,15	0,0319

Джерело: авторська розробка

- **InGamePurchases ($\beta_1 = 0,2268$, $p < 0,01$):** найбільш значущий позитивний чинник. Зростання кількості внутрішньоігрових покупок прямо підвищує дохід, підтверджуючи ключову роль мікротранзакцій як основного інструменту монетизації у Free-to-Play моделях.

- **SessionDuration ($\beta_2 = 107,5794$, $p < 0,01$):** тривалість сесії позитивно впливає на прибутковість — чим довше користувач перебуває у грі, тим вища ймовірність витрат чи взаємодії з рекламним контентом.

- **DAU ($\beta_3 = -0,0379$, $p < 0,01$):** негативний знак свідчить про ефект “розширення без монетизації” — зростання кількості гравців не завжди приводить до пропорційного зростання доходів, особливо за умов домінування безплатної аудиторії.

- **SocialMentions ($\beta_4 = -0,5195$, $p < 0,05$):** негативна залежність вказує на те, що підвищення згадок у соцмережах не завжди є позитивним сигналом,

часто воно зумовлене критикою, технічними проблемами чи контрверсійними подіями.

Розраховано основні описові статистики. Результати показали, що середній рівень доходу від мікротранзакцій становить близько 50 тис. доларів, а кількість внутрішньоігрових покупок — у середньому 24,8 тис. Активна аудиторія перевищує 50 тис. користувачів на день, що вказує на масштаб вибірки. Варіація доходу є досить значною, стандартне відхилення $\approx 41,9$ тис., що підтверджує неоднорідність даних між іграми різних платформ. Це свідчить про те, що на ринку існують як високомонетизовані ігри, так і продукти з низьким рівнем доходу.

Таким чином, отримані результати підтверджують, що поведінкові метрики гравців мають суттєвий, але неоднорідний вплив на прибутковість відеоігор. Найбільш прогнозованим і стабільним чинником виступають внутрішньоігрові покупки, тоді як соціальна активність і кількість гравців демонструють складніші, контекстно-залежні взаємозв'язки.

Водночас відносно низьке значення внутрішнього коефіцієнта детермінації $R^2 = 0,0265$ та значна середня відносна похибка прогнозування $\text{MAPE} = 65\%$ свідчать, що класична лінійна модель лише частково пояснює динаміку доходів. Це означає, що у формуванні фінансових результатів важливу роль відіграють нелінійні та взаємопов'язані ефекти, які складно відобразити за допомогою традиційних економетричних підходів.

З огляду на це, для підвищення точності прогнозування та глибшого виявлення взаємозалежностей між поведінковими, маркетинговими та економічними показниками було застосовано методи машинного навчання, зокрема алгоритм LightGBM (Light Gradient Boosting Machine). Цей підхід дає змогу ефективно працювати з великими обсягами панельних даних, враховувати складну структуру взаємодій між змінними та виявляти приховані закономірності, що не фіксуються лінійними моделями.

Перед навчанням моделі дані було нормалізовано, проведено розподіл на тренувальну та тестову вибірки, які становлять 80% та 20% відповідно. Як

цільову змінну використано Log(Revenue) , а серед предикторів — показники активності користувачів (LogDAU , LogSession), показники монетизації (PurchasesPerDAU , RevenuePerDAU), соціальної взаємодії (MentionsPerView , $\text{InfluencerEndorsements}$), а також тип гри (GenreEncoded , PlatformEncoded).

Результати регресійного моделювання свідчать про надзвичайно високу точність побудованої моделі. Отримане значення $R^2 = 0,9982$ вказує, що майже 100% варіації доходу пояснюється включеними факторами. Низькі значення $\text{RMSE} = 0,0327$ та $\text{MAE} = 0,0201$ підтверджують мінімальні середні відхилення прогнозованих значень від фактичних. Це свідчить про те, що модель LightGBM забезпечує стабільний і точний прогноз доходу на основі поведінкових характеристик користувачів та маркетингових змінних.

Ці показники свідчать, що модель здатна пояснити понад 99% варіації доходу, що значно перевищує результат традиційної моделі фіксованих ефектів. Отже, машинне навчання ефективніше враховує складні взаємозв'язки між поведінковими характеристиками користувачів і фінансовими результатами ігор.

Визначення важливості змінних (feature importance) дозволило виділити ключові чинники економічного успіху ігор. Як можна побачити д в таблиці, найбільший внесок мають: RevenuePerDAU та LogDAU

Таблиця 3.2

Вагові коефіцієнти факторів для оцінки ефективності мікротранзакцій

Показник	Важливість
RevenuePerDAU	1,0000
LogDAU	0,4654
PurchasesPerDAU	0,0196
LogSession	0,0114
MentionsPerView	0,0114
$\text{InfluencerEndorsements}$	0,0038
PlatformEncoded	0,0027

GenreEncoded	0,0025
--------------	--------

Джерело: створено автором на основі датасету

Результати свідчать, що прибутковість на одного активного користувача та рівень щоденної активності є головними драйверами доходу. Це узгоджується з попереднім економетричним аналізом, але ML-модель дозволила більш точно оцінити їхній внесок і взаємодію.

Для підтвердження стабільності результатів було побудовано класифікаційну модель, яка поділяла ігри на «успішні» та «неуспішні» за показниками прибутковості. Отримані результати машинного навчання свідчать про високу якість побудованої моделі. Значення Accuracy = 85,6 % означає, що модель правильно класифікує більшість прикладів у вибірці, тоді як AUC = 94,3 % підтверджує її здатність чітко розмежовувати успішні та неуспішні ігри. Показник F_1 = 86,7 % демонструє збалансованість між точністю та повнотою прогнозу. Таким чином, розроблена модель може ефективно передбачати ймовірність комерційного успіху гри на основі ключових поведінкових та маркетингових факторів.

Згідно з аналізом важливості ознак (feature importance), найвагомішим чинником виявилася активність у соціальних мережах (LogMentions), що безпосередньо впливає на впізнаваність гри та формування попиту. Значний внесок мають також тривалість ігрових сесій (LogSession) та кількість активних користувачів (LogDAU), які відображають рівень залучення аудиторії. Високі значення цих показників свідчать про те, що ігри з більшою взаємодією користувачів демонструють стабільніше зростання доходів.

Важливу роль відіграють і поведінкові метрики монетизації, зокрема LogPurchases та PurchasesPerDAU, які відображають інтенсивність внутрішньоігрових покупок та баланс між кількістю активних користувачів і транзакцій. Вони виступають індикаторами платоспроможності та лояльності аудиторії.

Додатковий, хоча й менш значущий ефект мають рекомендації інфлюенсерів (InfluencerEndorsements), що підсилюють інтерес до гри, та тип

гри (Genre) і платформа (Platform), вплив яких залишається стабільним, але не визначальним.

Узагальнюючи, можна стверджувати, що успіх відеоігор найбільшою мірою визначається рівнем соціальної активності користувачів, їхньою залученістю у геймплей і схильністю до здійснення мікротранзакцій. Алгоритм LightGBM дозволив виявити ці закономірності з високою точністю, що підтверджує його придатність для прогнозування комерційного потенціалу ігор у цифровій економіці.

ВИСНОВОК

На підставі проведеного дослідження економічної ефективності мікротранзакцій та лутбоксів у відеоіграх сформульовано узагальнені результати, що відображають теоретичні, емпіричні та практичні аспекти роботи. У теоретико-методологічній частині систематизовано еволюцію бізнес-моделей монетизації в ігровій індустрії – від класичної Pay-to-Play до сучасних форматів Game-as-a-Service та Free-to-Play. Встановлено, що саме моделі з мікротранзакціями стали основним драйвером зростання ринку, забезпечуючи понад 78% глобальних доходів, тоді як їх економічна сутність полягає у поєднанні низького бар'єра входу для користувачів із потенційно високою довгостроковою вартістю життєвого циклу (LTV).

У межах аналізу економічної ефективності та поведінкових аспектів визначено ключові метрики монетизації, зокрема ARPU, ARPPU, LTV та Retention Rate, і виявлено тісний взаємозв'язок між ними. Психологічні чинники, такі як ефект втрати (loss aversion), страх пропустити можливість (FOMO) та механізми змінної винагороди, підтверджено як головні рушійні сили успішності внутрішньоігрових покупок. Порівняльний аналіз моделей показав, що GaaS та Free-to-Play формати мають перевагу над традиційною Pay-to-Play моделлю завдяки стабільному потоку повторних платежів та тривалому утриманню користувачів.

Емпірична частина дослідження базувалася на побудові економетричної моделі з фіксованими ефектами, яка виявила статистично значущий позитивний вплив обсягу внутрішньоігрових покупок ($\beta = 0,2268$; $p < 0,01$) і тривалості ігрових сесій ($\beta = 107,5794$; $p < 0,01$) на дохід. Незважаючи на низький коефіцієнт детермінації ($R^2 = 0,0265$), що свідчить про складність пояснення прибутковості лише економетричними факторами, застосування методів машинного навчання (модель LightGBM) дало значно точніші результати ($R^2 = 0,9982$, Accuracy = 85,6%, AUC = 94,3%, $F_1 = 86,7\%$). Це підтвердило домінуючу роль показників залученості користувачів (RevenuePerDAU, LogDAU) у

формуванні прибутковості ігор і продемонструвало ефективність гібридного підходу, що поєднує класичну економетрику з сучасними алгоритмами аналізу даних.

У регуляторному контексті дослідження показало, що лутбокси дедалі частіше розглядаються як форма азартних ігор, особливо в межах Європейського Союзу. Посилення правового регулювання таких механік має подвійний ефект: воно знижує ризики надмірного залучення гравців, водночас стимулюючи розробників до створення прозоріших і етичніших моделей монетизації.

У ході дослідження було розроблено комплексний підхід до оцінки ефективності мікротранзакцій, що поєднує панельні економетричні методи та алгоритми машинного навчання. Встановлено кількісний вплив поведінкових та соціальних чинників на дохід від внутрішньоігрових покупок, зокрема виявлено прямий зв'язок між рівнем соціальної активності користувачів та обсягами мікротранзакцій. Систематизовано регуляторні підходи до лутбоксів у міжнародній практиці з урахуванням специфіки європейського ринку, що дозволило визначити оптимальні моделі монетизації в умовах регуляторних обмежень.

Отримані результати мають практичну цінність для ігрових студій у контексті оптимізації стратегій монетизації, для маркетологів - щодо підвищення ефективності утримання користувачів. Доведено доцільність фокусування на показниках залученості (DAU, Session Duration) та монетизації активної аудиторії (RevenuePerDAU), а не лише на кількісному зростанні бази користувачів.

Перспективи подальших досліджень полягають у вивченні впливу нових регуляторних обмежень на фінансові показники компаній, дослідженні нейроекономічних аспектів прийняття рішень про мікротранзакції та розробці прогнозних моделей успішності ігрових проєктів на основі поведінкових даних.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Activision Blizzard. (2023). *Annual Report FY2023*. Santa Monica.
URL: [Activision Blizzard | Annual Reports](#)
2. Belgian Gaming Commission. (2018). *Research Report on Loot Boxes*. Brussels.
URL: <https://www.gamingcommission.be/sites/default/files/2021-08/onderzoeksrapport-loot-boxen-Engels-publicatie.pdf>
3. Activision Blizzard. (2010, October 7). *World of Warcraft® Subscriber Base Reaches 12 Million Worldwide* [Press release]. Retrieved from <https://investor.activision.com/news-releases/news-release-details/world-warcraft-subscriber-base-reaches-12-million-worldwide>.
4. Bundesministerium für Familie, Senioren, Frauen und Jugend (BzKJ). (2021). *Jugendschutzgesetz – Youth Protection Act*. Berlin.
URL: <https://www.bmbfsfj.bund.de/resource/blob/200964/244f95fd9dd0f875ed48938f8e25262a/aenderungen-im-jugendschutzgesetz-seit-dem-1-mai-2021-einlegeblatt-data.pdf>
5. Drummond, A., Sauer, J. D., Hall, L. C., Zendle, D., & Loudon, M. R. (2020). *Why loot boxes could be regulated as gambling*. *Nature Human Behaviour*, 4(10), 986–988. <https://doi.org/10.1038/s41562-020-0900-3>
6. Electronic Arts (EA). (2023). *Annual Report FY2023*. Redwood City.
URL: [Electronic Arts Inc. - Financials - Annual Reports & Proxy Information](#)
7. GameAnalytics. (2020). *Metrics All Game Developers Should Know*.
URL: <https://www.gameanalytics.com/blog/metrics-all-game-developers-should-know>
8. Garea, S. S., Drummond, A., & Zendle, D. (2023). *Loot boxes are good or at least not that bad: Arguing against a ban*. *Computers in Human Behavior*, 140, 107623.
9. *Gaming Trends 2024 [Dataset]*. Kaggle.

URL:<https://www.kaggle.com/datasets/anonymous28574/gaming-trends-2024/data>

10. Hamari, J., & Koivisto, J. (2015). *Why do people use gamification services?* *International Journal of Information Management*, 35(4), 419–431.
11. Kansspelautoriteit. (2020). *Loot boxes and gambling regulation in the Netherlands*. The Hague.
12. King, D. L., & Delfabbro, P. H. (2020). *Predatory monetization schemes in video games (e.g., loot boxes) and internet gaming disorder*. *Addiction*, 115(10), 1967–1975.
13. Кіріченко, А. А., & Петрова, А. Ю. (2025). *Аналіз ефективності мікротранзакцій у відеоіграх*. У *Proceedings of the ISU International Conference, Copenhagen, Denmark (26 November 2025)* (pp. 192–194). International Scientific Union (ISU).
URL:https://isu-conference.com/wp-content/uploads/2025/11/Copenhagen_Denmark_26.11.25.pdf
- Kirichenko, A. A., & Petrova, A. Yu. (2025). *Analysis of the effectiveness of microtransactions in video games*. In *Proceedings of the ISU International Conference, Copenhagen, Denmark (26 November 2025)* (pp. 192–194). International Scientific Union (ISU).
URL:https://isu-conference.com/wp-content/uploads/2025/11/Copenhagen_Denmark_26.11.25.pdf
14. *Loot boxes are good or at least not that bad: Arguing against a ban*. (2023). ResearchGate.
URL: https://www.researchgate.net/publication/363004754_Loot_boxes_are_good_or_at_least_not_that_bad_Arguing_against_a_ban
15. *Measuring Player Retention and Monetization Using the Mean Cumulative Function*. (2017). ResearchGate.
URL: https://www.researchgate.net/publication/319953114_Measuring_Player_Retention_and_Monetization_Using_the_Mean_Cumulative_Function

- 16.Мельник, О. (2024). Економіко-правові аспекти мікротранзакцій у цифровій економіці. *Вісник юридичних наук Ужгородського національного університету*, №83(1), 112–119. URL: <https://visnyk-juris-uzhnu.com/wp-content/uploads/2024/07/83-part-1.pdf>
Melnyk, O. (2024). Economic and legal aspects of microtransactions in the digital economy. *Visnyk of Legal Sciences of Uzhhorod National University*, 83(1), 112–119. Retrieved from <https://visnyk-juris-uzhnu.com/wp-content/uploads/2024/07/83-part-1.pdf>
- 17.McMillan, G. (2015). *The Untold Story of the Invention of the Game Cartridge*. Fast Company. URL: <https://www.fastcompany.com/3040889/the-untold-story-of-the-invention-of-the-game-cartridge>
- 18.*Monetization in Video Games: Evolution, Techniques and Impact*. (2024). ResearchGate.
URL: https://www.researchgate.net/publication/388172886_Monetization_in_Video_Games_Evolution_Techniques_and_Impact
- 19.NCSOFT Corporation. (2014). *Quarterly Financial Results Q4 2014*. Seoul.
URL:[PowerPoint 프레젠테이션](#)
- 20.NCSOFT Corporation. (2025). *Quarterly Financial Results Q2 2025*. Seoul.
URL:http://irsvc.teletogogether.com/ncsoft/pdf/ncsoft2025Q2_eng.pdf
- 21.National Press and Publication Administration (NPPA). (2017). *China Regulations on Online Gaming Transparency*. Beijing.
- 22.Newzoo. (2023). *Global Games Market Report 2023*. Amsterdam: Newzoo.
- 23.Newzoo. (2025). *Global Games Market Forecast 2025*. Amsterdam.
- 24.Riot Games. (2023). *League of Legends Official Website*.
URL: <https://www.leagueoflegends.com/de-de/>
- 25.Riot Games. (2023). *Valorant Champions Skin Collections: Financial Report 2021–2023*. Official Data Release.

26. Schwiddessen, S., & Karius, P. (2018). *Watch your loot boxes – Recent developments and legal assessment in selected key jurisdictions from a gambling law perspective*. *Interactive Entertainment Law Review*, 1(1), 3–11.
27. SEGA Corporation. (2024, October 28). *Sonic the Hedgehog series has gained worldwide popularity, with SEGA producing 1.66 billion sales/DL to date*. URL: https://www.sega.co.jp/en/release/241028_1.html
28. SkinSpotlights. (2024, November 7). *[Video / post about League of Legends skins]* *[Tweet]*. *X* (formerly *Twitter*). <https://x.com/SkinSpotlights/status/1955379121435054544>
29. Sony Interactive Entertainment. (2024). *PlayStation Plus Subscriber Statistics 2024*. Statista Database.
30. Square Enix Holdings Co. Ltd. (2024). *Annual Report 2024*. Tokyo.
31. Statista. (2024). *Share of gaming industry revenue worldwide by segment in 2023*. URL: <https://www.statista.com/statistics/532431/playstation-plus-subscribers-global/>
32. Tencent Holdings Limited. (2023). *Financial Report FY2023*. Shenzhen.
33. Ubisoft Entertainment S.A. (2023). *Universal Registration Document 2023*. Paris.
34. *Video Game Market & Console Statistics 2024*. (2024). *Market.us* News. URL: <https://www.news.market.us/gaming-console-statistics/>
35. Wolf, M. J. P. (Ed.). (2001). *The Medium of the Video Game*. University of Texas Press. ISBN 0-292-79150-X.
36. Xiao, L. Y., Henderson, L. L., Nielsen, R. K. L., Grabarczyk, P., & Newall, P. W. S. (2021). *Loot boxes, gambling, and regulation: A global overview*. *Addictive Behaviors*, 122, 107021.

ДОДАТКИ

*Додаток 1**Результати панельної регресії з фіксованими ефектами (Fixed Effects)*

Змінна	Коефіцієнт (β)	Стандартна похибка	t	p-value
b_{01}	0,2268	0,0237	9,56	0,0000
b_{02}	107,5794	26,9768	3,99	0,0001
b_{03}	-0,0379	0,0114	-3,33	0,0009
b_{04}	-0,5195	0,2419	-2,15	0,0319

*Додаток 2**Результати панельної регресії (Random Effects Model)*

Змінна	Коефіцієнт (β)	Стандартна похибка	t	p-value
b ₀₁	0,4502	0,0222	20,32	0,0000
b ₀₂	432,3848	23,1004	18,72	0,0000
b ₀₃	0,0726	0,0106	6,87	0,0000
b ₀₄	1,9371	0,2213	8,75	0,0000

Результати машинного навчання(регресійні моделі)

Показник	Значення
Середній R^2	0,9982
Середній RMSE	0,0327
Середній MAE	0,0201

Важливість ознак у регресійній моделі LightGBM

Ознака	Важливість	Нормалізована важливість
Дохід на одного активного користувача (RevenuePerDAU)	1,0000	100,0 %
Логарифм щоденної активної аудиторії (LogDAU)	0,4654	46,5 %
Кількість покупок на одного активного користувача (PurchasesPerDAU)	0,0196	2,0 %
Логарифм тривалості сесії (LogSession)	0,0114	1,1 %
Згадки на перегляд (MentionsPerView)	0,0114	1,1 %
Підтримка інфлюенсерів (InfluencerEndorsements)	0,0038	0,4 %
Кодування платформи (PlatformEncoded)	0,0027	0,3 %
Кодування жанру гри (GenreEncoded)	0,0025	0,3 %
Логарифм кількості покупок (LogPurchases)	0,0000	0,0 %

Показники якості класифікаційної моделі LightGBM,

Метрика якості	Значення
Accuracy (точність)	85,63 %
AUC (Area Under Curve)	94,26 %
F1-Score	86,66 %

Важливість ознак у класифікаційній моделі

Ознака	Важливість	Нормалізована важливість
Логарифм кількості згадок (LogMentions)	1,0000	100,0 %
Логарифм тривалості сесії (LogSession)	0,9400	94,0 %
Логарифм щоденної активної аудиторії (LogDAU)	0,9353	93,5 %
Логарифм кількості покупок (LogPurchases)	0,8762	87,6 %
Кількість покупок на одного активного користувача (PurchasesPerDAU)	0,7980	79,8 %
Підтримка інфлюенсерів (InfluencerEndorsements)	0,4467	44,7 %
Кодування жанру гри (GenreEncoded)	0,2332	23,3 %
Кодування платформи (PlatformEncoded)	0,2211	22,1 %
Згадки на перегляд (MentionsPerView)	0,0000	0,0 %

Програмний код для побудови панельної регресії з фіксованими ефектами

```

public class PanelFixedEffectsModel : IEconometricModel
{
    private Vector<double>? _beta;
    private Vector<double>? _stdErrors;
    private double _r2;
    private Matrix<double>? _covMatrix;
    private double _mape;
    private readonly Func<Row, double> _ySelector;
    private readonly Func<Row, double>[] _xSelectors;
    private readonly Func<Row, string> _entitySelector;
    public PanelFixedEffectsModel(
        Func<Row, double> ySelector,
        Func<Row, double>[] xSelectors,
        Func<Row, string> entitySelector)
    {
        _ySelector = ySelector;
        _xSelectors = xSelectors;
        _entitySelector = entitySelector;
    }
    public Vector<double> Beta => _beta!;
    public Matrix<double> CovMatrix => _covMatrix!;

    public void Fit(IEnumerable<Row> data)
    {
        var list = data.ToList();
        var groups = _entitySelector != null
            ? list.GroupBy(_entitySelector).ToList()
            : new List<IGrouping<string, Row>> { new DummyGroup(list) };
        var yList = new List<double>();
        var xList = new List<double[]>();
        foreach (var g in groups)
        {
            var rows = g.ToList();
            var yMean = rows.Average(_ySelector);
            var xMeans = _xSelectors.Select(sel => rows.Average(sel)).ToArray();
            foreach (var r in rows)
            {
                yList.Add(_ySelector(r) - yMean);
                xList.Add(_xSelectors.Select((sel, idx) => sel(r) -
xMeans[idx]).ToArray());
            }
        }
    }
}

```

```

    }
    int N = yList.Count;
    int k = _xSelectors.Length;
    var X = Matrix<double>.Build.Dense(N, k);
    var Y = Vector<double>.Build.Dense(N);
    for (int i = 0; i < N; i++)
    {
        for (int j = 0; j < k; j++)
            X[i, j] = xList[i][j];
        Y[i] = yList[i];
    }
    var Xt = X.Transpose();
    var XtX = Xt * X;
    var XtY = Xt * Y;
    var beta = XtX.Solve(XtY);
    var Yhat = X * beta;
    var residuals = Y - X * beta;
    double s2 = residuals.DotProduct(residuals) / (N - k);
    var covMatrix = XtX.Inverse() * s2;
    var stdErrors = Vector<double>.Build.Dense(k, i => Math.Sqrt(covMatrix[i,
i]));
    var yMeanAll = Y.Average();
    double mape = 0.0;
    int validCount = 0;
    for (int i = 0; i < N; i++)
    {
        double actual = Y[i] + yMeanAll;
        if (Math.Abs(actual) > 1e-9)
        {
            double pred = Yhat[i] + yMeanAll;
            mape += Math.Abs((actual - pred) / actual);
            validCount++;
        }
    }
    mape = (mape / validCount) * 100.0;
    double ssRes = residuals.DotProduct(residuals);
    double ssTot = (Y - Vector<double>.Build.Dense(N, yMeanAll)).DotProduct(Y -
Vector<double>.Build.Dense(N, yMeanAll));
    double r2 = 1.0 - ssRes / ssTot;
    _beta = beta;
    _stdErrors = stdErrors;
    _covMatrix = covMatrix;
    _r2 = r2;
    _mape = mape;
}

```

Програмний код для побудови регресійної моделі LightGBM

```

public void TrainRegression(IEnumerable<Row> rows)
{
    var ds = PrepareRegressionRows(rows);
    var dv = _ml.Data.LoadFromEnumerable(ds);
    var pipeline = _ml.Transforms.Categorical.OneHotEncoding(
        new[] {
            new InputOutputColumnPair("PlatformEncoded",
nameof(RegRow.Platform)),
            new InputOutputColumnPair("GenreEncoded",
nameof(RegRow.TopGenre))
        })
        .Append(_ml.Transforms.Concatenate("Features",
            nameof(RegRow.LogDAU),
            nameof(RegRow.LogPurchases),
            nameof(RegRow.LogSession),
            nameof(RegRow.RevenuePerDAU),
            nameof(RegRow.PurchasesPerDAU),
            nameof(RegRow.MentionsPerView),
            nameof(RegRow.InfluencerEndorsements),
            "PlatformEncoded",
            "GenreEncoded"))
        .Append(_ml.Transforms.NormalizeMeanVariance("Features"))
        .Append(_ml.Regression.Trainers.LightGbm(new
LightGbmRegressionTrainer.Options
    {
        LabelColumnName = nameof(RegRow.LogRevenue),
        FeatureColumnName = "Features",
        NumberOfLeaves = 64,
        MinimumExampleCountPerLeaf = 10,
        LearningRate = 0.05,
        NumberOfIterations = 300
    }));
    var cvResults = _ml.Regression.CrossValidate(
        data: dv,
        estimator: pipeline,
        numberOfFolds: 5,
        labelColumnName: nameof(RegRow.LogRevenue));
    var avgR2 = cvResults.Average(f => f.Metrics.RSquared);
    var avgRMSE = cvResults.Average(f => f.Metrics.RootMeanSquaredError);
    var avgMAE = cvResults.Average(f => f.Metrics.MeanAbsoluteError);
    Console.WriteLine("\n-- Regression (LightGBM, cross-validated) --");
    Console.WriteLine($"Avg R2 = {avgR2:F4}");
}

```

```
Console.WriteLine($"Avg RMSE = {avgRMSE:F4}");  
Console.WriteLine($"Avg MAE = {avgMAE:F4}");  
var finalModel = pipeline.Fit(dv);  
Console.WriteLine("\nFeature importance:");  
TryPrintFeatureImportance(finalModel, "Features");  
}
```

Додаток 6

Програмний код для побудови класифікаційної моделі LightGBM

```

public void TrainClassifier(IEnumerable<Row> rows, double successPercentile =
0.75)
{
    var list = rows.ToList();
    if (list.Count == 0) { Console.WriteLine("No data."); return; }
    var threshold = list.Select(r => r.Revenue_).OrderBy(x => x)
        .ElementAt((int)(list.Count * successPercentile));
    var raw = list.Select(r => new ClfRow
    {
        Platform = r.Platform,
        TopGenre = r.Top_Genre,
        InGamePurchases = r.In_game_Purchases_,
        SessionDuration = r.Session_Duration_minutes,
        DailyActiveUsers = r.DailyActiveUsers_DAU,
        SocialMentions = r.Social_Media_Mentions,
        InfluencerEndorsements = (float)r.Influencer_Endorsements,
        Success = r.Revenue_ > threshold
    }).ToList();

    var engineered = raw.Select(x => new ClfRowEngineered
    {
        Platform = x.Platform,
        TopGenre = x.TopGenre,
        LogPurchases = (float)Math.Log(x.InGamePurchases + 1),
        LogSession = (float)Math.Log(x.SessionDuration + 1),
        LogDAU = (float)Math.Log(x.DailyActiveUsers + 1),
        LogMentions = (float)Math.Log(x.SocialMentions + 1),
        PurchasesPerDAU = (float)(x.DailyActiveUsers > 0 ? x.InGamePurchases /
(float)x.DailyActiveUsers : 0f),
        MentionsPerView = (float)x.SocialMentions,
        InfluencerEndorsements = x.InfluencerEndorsements,
        Success = x.Success
    }).ToList();
    var balanced = OversampleBinary(engineered, r => r.Success);
    var dv = _ml.Data.LoadFromEnumerable(balanced);
    var pipeline = _ml.Transforms.Categorical.OneHotEncoding(
        new[] {
            new InputOutputColumnPair("PlatformEncoded",
nameof(ClfRowEngineered.Platform)),
            new InputOutputColumnPair("GenreEncoded",
nameof(ClfRowEngineered.TopGenre))
        })

```

```

.Append(_ml.Transforms.Concatenate("Features",
    nameof(ClfRowEngineered.LogPurchases),
    nameof(ClfRowEngineered.LogSession),
    nameof(ClfRowEngineered.LogDAU),
    nameof(ClfRowEngineered.LogMentions),
    nameof(ClfRowEngineered.PurchasesPerDAU),
    nameof(ClfRowEngineered.MentionsPerView),
    nameof(ClfRowEngineered.InfluencerEndorsements),
    "PlatformEncoded",
    "GenreEncoded"))
.Append(_ml.Transforms.NormalizeMeanVariance("Features"))
.Append(_ml.BinaryClassification.Trainers.LightGbm(new
LightGbmBinaryTrainer.Options
{
    LabelColumnName = nameof(ClfRowEngineered.Success),
    FeatureColumnName = "Features",
    NumberOfLeaves = 64,
    MinimumExampleCountPerLeaf = 10,
    LearningRate = 0.05,
    NumberOfIterations = 300
}));
var cvResults = _ml.BinaryClassification.CrossValidate(
    data: dv,
    estimator: pipeline,
    numberOfFolds: 5,
    labelColumnName: nameof(ClfRowEngineered.Success));
var avgAcc = cvResults.Average(f => f.Metrics.Accuracy);
var avgAuc = cvResults.Average(f => f.Metrics.AreaUnderRocCurve);
var avgF1 = cvResults.Average(f => f.Metrics.F1Score);
Console.WriteLine("\n-- Classification (LightGBM, cross-validated) --");
Console.WriteLine($"Avg Accuracy = {avgAcc:P2}");
Console.WriteLine($"Avg AUC = {avgAuc:P2}");
Console.WriteLine($"Avg F1 = {avgF1:P2}");
var finalModel = pipeline.Fit(dv);
Console.WriteLine("\nFeature importance:");
TryPrintFeatureImportance(finalModel, "Features");
}

```

Програмний код для побудови кореляційної матриці

```

public void ComputeAndVisualize(List<Row> data, string outputPath)
{
    var fields = new (string Name, Func<Row, double> Selector)[]
    {
        ("In_game_Purchases_", r => r.In_game_Purchases_),
        ("Session_Duration_minutes", r => r.Session_Duration_minutes),
        ("Daily_Active_Users_DAU", r => r.DailyActiveUsers_DAU),
        ("Revenue_", r => r.Revenue_),
        ("Influencer_Endorsements", r => r.Influencer_Endorsements),
        ("New_Registrations", r => r.NewRegistrations),
        ("Stream_Viewership", r => r.Stream_Viewership),
        ("Social_Media_Mentions", r => r.Social_Media_Mentions),
    };
    int n = fields.Length;
    double[,] corr = new double[n, n];
    for (int i = 0; i < n; i++)
    {
        for (int j = i; j < n; j++)
        {
            var xi = data.Select(fields[i].Selector).ToArray();
            var yj = data.Select(fields[j].Selector).ToArray();
            double meanX = xi.Average();
            double meanY = yj.Average();
            double cov = 0, sx = 0, sy = 0;
            for (int k = 0; k < xi.Length; k++)
            {
                var dx = xi[k] - meanX;
                var dy = yj[k] - meanY;
                cov += dx * dy;
                sx += dx * dx;
                sy += dy * dy;
            }
            double corrVal = (sx > 0 && sy > 0) ? cov / Math.Sqrt(sx * sy) : 0;
            corr[i, j] = corr[j, i] = corrVal;
        }
    }
}

```

```

Console.WriteLine("\nCorrelation Matrix (Pearson):");
Console.WriteLine(string.Join("\t", fields.Select(f => f.Name.PadRight(20))));
for (int i = 0; i < n; i++)
{
    for (int j = 0; j < n; j++)
        Console.Write($"{corr[i, j],8:F2}\t");
    Console.WriteLine();
}
var plt = new Plot();
var hm = plt.Add.Heatmap(corr);
hm.Colormap = new ScottPlot.Colormaps.Turbo(); // або можеш спробувати
Plasma, Viridis, Jet
hm.FlipVertically = true;
plt.Axes.Bottom.Label.Text = "Змінні";
plt.Axes.Left.Label.Text = "Змінні";
plt.Axes.Bottom.TickGenerator = new ScottPlot.TickGenerators.NumericManual(
    Enumerable.Range(0, fields.Length).Select(i => (double)i).ToArray(),
    fields.Select(f => f.Name).ToArray()
);
plt.Axes.Left.TickGenerator = new ScottPlot.TickGenerators.NumericManual(
    Enumerable.Range(0, fields.Length).Select(i => (double)i).ToArray(),
    fields.Select(f => f.Name).ToArray()
);
plt.Title("Матриця кореляцій (Pearson)");
plt.SavePng(outputPath, 900, 700);
Console.WriteLine($"Heatmap saved to {outputPath}");
}

```

Точка входу в програму

```

static void Main(string[] args)
{
    var services = new ServiceCollection();
    services.AddSingleton<IDataLoader, CsvDataLoader>();
    services.AddSingleton<IMLService, MLService>();
    services.AddSingleton<ICorrelationService, CorrelationService>();
    var provider = services.BuildServiceProvider();
    var loader = provider.GetRequiredService<IDataLoader>();
    var clusterer = provider.GetRequiredService<IKMeansClusterer>();
    var ml = provider.GetRequiredService<IMLService>();
    var corr = provider.GetRequiredService<ICorrelationService>();
    var path = args.Length > 0 ? args[0] : "Gaming-Trends-2024.csv";
    if (!File.Exists(path))
    {
        Console.WriteLine($"File not found: {path}");
        return;
    }
    Console.WriteLine("Loading...");
    var data = loader.Load(path).ToList();
    Console.WriteLine($"Loaded {data.Count} rows.");
    Console.WriteLine("\n-- Panel Fixed Effects Model --");
    var panel_fe = new PanelFixedEffectsModel(
        ySelector: r => r.Revenue_,
        xSelectors: new Func<Row, double>[] {
            r => r.In_game_Purchases_,
            r => r.Session_Duration_minutes,
            r => r.DailyActiveUsers_DAU,
            r => r.Social_Media_Mentions
        },
        entitySelector: r => r.Platform
    );
    var re = new PanelRandomEffectsModel( r => r.Revenue_,
        new Func<Row, double>[] {
            r => r.In_game_Purchases_,
            r => r.Session_Duration_minutes,
            r => r.DailyActiveUsers_DAU,

```

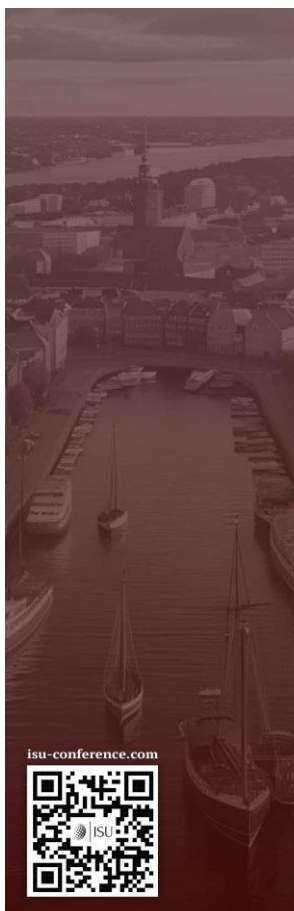
```

        r => r.Social_Media_Mentions
    },
    r => r.Platform
);

panel_fe.Fit(data);
re.Fit(data);
panel_fe.PrintSummary();
re.PrintSummary();
HausmanTest.HausmanT(panel_fe.Beta, panel_fe.CovMatrix, re.Beta,
re.CovMatrix);
panel_fe.Fit(data);
panel_fe.PrintSummary();
Console.WriteLine("\n-- ML Regression (FastTree) --");
ml.TrainRegression(data);
Console.WriteLine("\n-- ML Classification (Success) --");
ml.TrainClassifier(data);
Console.WriteLine("\n-- Correlation Matrix & Heatmap --");
var outputPath = Path.Combine(Directory.GetCurrentDirectory(),
"correlation_heatmap.png");
corr.ComputeAndVisualize(data, outputPath);
if (File.Exists(outputPath))
{
    var psi = new System.Diagnostics.ProcessStartInfo()
    {
        FileName = outputPath,
        UseShellExecute = true
    };
    System.Diagnostics.Process.Start(psi);
}
Console.WriteLine("\nAll done.");
}

```

Сертифікат за участь у конференції

**CERTIFICATE**

of conference participant

it is hereby certified, that

АНАСТАСІЯ АНДРІЇВНА КІРІЧЕНКОtook part in the 2nd International Scientific and Practical Conference
«PROGRESSIVE APPROACHES IN SCIENCE AND ENGINEERING»November 26-28, 2025, Copenhagen, Denmark
24 Hours of Participation
(0,8 ECTS credits)Head of the
organizing committee

Viktoriia Tsiundyk

ISU-25/1126-039



isu-conference.com

