

ДЕРЖАВНИЙ УНІВЕРСИТЕТ
ІНФОРМАЦІЙНО-КОМУНІКАЦІЙНИХ ТЕХНОЛОГІЙ
НАВЧАЛЬНО-НАУКОВИЙ ІНСТИТУТ ІНФОРМАЦІЙНИХ ТЕХНОЛОГІЙ
КАФЕДРА ІНФОРМАЦІЙНИХ СИСТЕМ ТА ТЕХНОЛОГІЙ
СПЕЦІАЛЬНІСТЬ СИСТЕМНИЙ АНАЛІЗ

КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА
на тему: «Метод Монте-Карло для моделювання
невизначеностей аналітичних систем»

на здобуття освітнього ступеня бакалавра
зі спеціальності 124 Системний аналіз
(код, найменування спеціальності)
освітньо-професійної програми Системний аналіз
(назва)

*Кваліфікаційна робота містить результати власних досліджень. Використання
ідей, результатів і текстів інших авторів мають посилання на відповідне джерело*

(підпис) Олексій Луц
Ім'я, ПРІЗВИЩЕ здобувача

Виконав: здобувач вищої освіти гр. САД-41
Олексій Луц

Ім'я, ПРІЗВИЩЕ

Керівник: Олександр Мастаков
ст викладач каф. СА. Ім'я, ПРІЗВИЩЕ

Рецензент: _____
науковий ступінь, Ім'я, ПРІЗВИЩЕ
вчене звання

ДЕРЖАВНИЙ УНІВЕРСИТЕТ
ІНФОРМАЦІЙНО-КОМУНІКАЦІЙНИХ ТЕХНОЛОГІЙ
НАВЧАЛЬНО-НАУКОВИЙ ІНСТИТУТ ІНФОРМАЦІЙНИХ
ТЕХНОЛОГІЙ

Кафедра Інформаційних систем та технологій

Ступінь вищої освіти бакалавр

Спеціальність 124 Системний аналіз

Освітньо-професійна програма Системний аналіз

ЗАТВЕРДЖУЮ

Завідувач кафедру ІСТ

_____ Каміла СТОРЧАК

«_____» _____ 2025р.

ЗАВДАННЯ
НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ

Луц Олексій Юрійович

(прізвище, ім'я, по батькові здобувача)

1. Тема кваліфікаційної роботи: «Метод Монте-Карло для моделювання невизначеностей аналітичних систем»

керівник кваліфікаційної роботи Мастаков Олександр Сергійович, ст. вик. каф.,

(Ім'я, ПРИЗВИЩЕ, науковий ступінь, вчене звання)

затверджені наказом Державного університету інформаційно-комунікаційних технологій від «
» _____ 2025р. № 56

2. Строк подання кваліфікаційної роботи « » _____ 20 р.

3. Вихідні дані до кваліфікаційної роботи наукова та технічна література з тематики математичного моделювання, імітаційного аналізу, управління ризиками; документація до програмних бібліотек Python; нормативні документи щодо впровадження методів аналізу даних у бізнес-процесах.

4. Зміст розрахунково-пояснювальної записки (перелік питань, які потрібно розробити)

1. Постановка завдання: аналіз природи невизначеностей у бізнесі, визначення ролі методу Монте-Карло в умовах багатофакторного середовища, постановка цілей і завдань моделювання.

2. Теоретичні основи: опис математичних засад методу Монте-Карло, характеристика типів розподілів імовірностей, порівняння з іншими підходами до оцінки ризиків і прийняття рішень.

3. Практична реалізація: побудова симуляційної моделі, формалізація змінних і залежностей, реалізація у Python, запуск сценаріїв, візуалізація та інтерпретація результатів.

4. Перелік ілюстративного матеріалу: презентація

5. Дата видачі завдання « » _____ 2025р.

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№ з/п	Назва етапів кваліфікаційної роботи	Строк виконання етапів роботи	Примітка
1	Вибір теми, формулювання мети, завдань та узгодження з науковим керівником	15.02.2025 – 27.02.2025.	виконано
2	Аналіз літературних джерел, збір вихідних даних, вивчення методу Монте-Карло	28.02.2025 – 14.03.2025	виконано
3	Розробка концептуальної моделі та формалізація задачі	15.03.2025 – 26.03.2025	виконано
4	Реалізація симуляційної моделі в Python, проведення експериментів	27.03.2025 – 11.04.2025	виконано
5	Аналіз результатів, побудова графіків, інтерпретація висновків	12.04.2025 – 23.04.2025	виконано
6	Оформлення результатів дослідження. Написання та оформлення кваліфікаційної роботи.	24.04.2025 – 12.05.2025	виконано
7	Підготовка доповіді до захисту.	13.05.2025 – 20.05.2025	виконано

Здобувач вищої освіти

(підпис)

Олексій Луц
(Ім'я, ПРІЗВИЩЕ)

Керівник кваліфікаційної роботи

(підпис)

Олександр Мастаков
(Ім'я, ПРІЗВИЩЕ)

РЕФЕРАТ

Записка пояснювальна: 53 стор., 6 рис., 2 табл., 22 джерела.

НЕВИЗНАЧЕНІСТЬ, МЕТОД МОНТЕ-КАРЛО, ІМІТАЦІЙНЕ МОДЕЛЮВАННЯ, РОЗПОДІЛ ЙМОВІРНОСТЕЙ, АНАЛІТИЧНА СИСТЕМА, СЦЕНАРНИЙ АНАЛІЗ, СТАТИСТИЧНЕ ОЦІНЮВАННЯ, PYTHON, ПІДТРИМКА РІШЕНЬ.

Мета роботи – дослідження методу Монте-Карло та його адаптація для моделювання невизначеностей в аналітичних системах з метою покращення прийняття рішень у бізнес-середовищі.

Об'єкт дослідження – процес аналітичного моделювання в умовах невизначеності.

Предмет дослідження – стохастичне моделювання з використанням методу Монте-Карло для оцінки ризиків та прогнозування результатів у системах підтримки прийняття рішень.

Короткий зміст роботи: Сучасні організації постійно стикаються з необхідністю ухвалювати рішення в умовах неповної або змінної інформації. Одним з ефективних підходів до аналізу таких ситуацій є імітаційне моделювання на основі методу Монте-Карло. Цей метод дозволяє враховувати вплив випадкових факторів на результативність управлінських рішень. У роботі розглянуто теоретичні основи методу, проаналізовано його переваги й недоліки у порівнянні з іншими підходами до моделювання. Практична частина містить реалізацію моделей на мові Python для двох прикладних кейсів – запуск освітнього проєкту та оцінка ризиків у логістичному ланцюгу. Отримані результати підтверджують ефективність застосування методу Монте-Карло для кількісної оцінки невизначеностей, що може бути використано в бізнес-аналітиці, управлінні ризиками та підтримці прийняття рішень.

ЗМІСТ

ВСТУП.....	6
РОЗДІЛ 1: ТЕОРЕТИЧНІ ЗАСАДИ МОДЕЛЮВАННЯ НЕВИЗНАЧЕНОСТЕЙ У БІЗНЕСІ.....	8
1.1 Поняття невизначеності у бізнес-середовищі.....	8
1.2 Огляд методів моделювання невизначеності в управлінні.....	10
1.3 Метод Монте-Карло як інструмент стохастичного моделювання.....	13
1.4 Порівняння методу Монте-Карло з сучасними AI-підходами в моделюванні.....	15
1.5 Порівняння методів оцінки невизначеності та ризиків.....	17
1.6 Галузеві особливості моделювання невизначеності.....	20
РОЗДІЛ 2: ТЕОРЕТИЧНІ ТА АЛГОРИТМІЧНІ ЗАСАДИ МЕТОДУ МОНТЕ-КАРЛО.....	23
2.1 Методологічні засади моделювання невизначеності в управлінні.....	23
2.2 Порівняння підходів до обробки невизначеності в управлінні.....	24
2.3 Аналіз ризиків і прийняття рішень на основі симуляцій.....	26
2.4 Інструменти та програмне забезпечення для реалізації методу Монте-Карлою.....	28
2.5 Обмеження та виклики при використанні методу Монте-Карло.....	30
РОЗДІЛ 3. ВИКЛИКИ ПОБУДОВИ СИМУЛЯЦІЙНОЇ МОДЕЛІ ДЛЯ УПРАВЛІНСЬКОГО АНАЛІЗУ.....	34
3.1 Визначення мети моделювання та формалізація задачі.....	34
3.2 Побудова математичної структури моделі.....	36
3.3 Реалізація моделі в програмному середовищі та проведення симуляцій.....	38
3.4 Аналіз результатів симуляції та інтерпретація висновків.....	39
РОЗДІЛ 4: ПРАКТИЧНА РЕАЛІЗАЦІЯ МЕТОДУ МОНТЕ-КАРЛО.....	42
4.1 Перший кейс: оцінка доцільності запуску освітнього проєкту.....	42
4.2 Другий кейс: моделювання ризику затримки доставки.....	46
ВИСНОВКИ.....	50
ПЕРЕЛІК ПОСИЛАНЬ.....	52

ВСТУП

Актуальність теми: Сучасний бізнес-світ швидко змінюється. Компанії змушені працювати в умовах невизначеності - економічні кризи, зміни попиту, нестабільність валют, коливання цін на ресурси, зміни в законодавстві та технологічні прориви постійно впливають на бізнес-процеси. Через це стає дедалі важче приймати обґрунтовані рішення лише на основі фіксованих (детермінованих) даних.

Підприємства не можуть покладатися лише на теоретичні прогнози. У багатьох випадках важливо враховувати десятки, а іноді й сотні можливих варіантів розвитку ситуації - і саме тут потрібні методи, які можуть працювати з невизначеністю, імовірностями, випадковими подіями. Одним із таких методів є метод Монте-Карло - імітаційний підхід, який дає змогу досліджувати складні процеси шляхом численного моделювання випадкових сценаріїв.

Метод Монте-Карло став дуже популярним у багатьох сферах: фінансах (оцінка ризиків, інвестицій, кредитів), логістиці (оптимізація ланцюгів постачання), маркетингу (прогнозування попиту), управлінні проєктами (аналіз термінів і бюджету) тощо. Його головна перевага - здатність враховувати багато різних факторів і будувати моделі, близькі до реальних умов.

У зв'язку з цим виникає потреба в більш глибокому вивченні методу Монте-Карло як універсального інструменту для бізнес-аналітики, прогнозування та оцінки ризиків. Актуальність теми полягає не лише в теоретичній цінності, а й у практичній важливості для підприємств, що прагнуть приймати рішення на основі даних і сценарного аналізу.

Об'єктом дослідження є процеси ухвалення рішень у бізнесі в умовах невизначеності.

Предметом дослідження є метод Монте-Карло як інструмент моделювання таких процесів і прийняття рішень на основі імовірнісного аналізу.

Мета роботи: дослідження методу Монте-Карло як інструменту для моделювання невизначеностей у бізнесі та демонстрація його можливостей на практичному прикладі.

Завдання дослідження:

- 1.розглянути загальні поняття невизначеності та їхнє значення для бізнесу;
- 2.дослідити математичні основи методу Монте-Карло;
- 3.проаналізувати основні напрями його використання в бізнесі;
- 4.розробити модель як приклад використання методу та ціль для аналізу ;
- 5.провести аналіз отриманих результатів і зробити висновки щодо переваг і недоліків методу.

Методика дослідження: У процесі написання роботи використовуються методи математичного імітаційного моделювання, метод Монте-Карло, базові прийоми статистичного аналізу, а також програмні засоби для реалізації обчислень і візуалізації результатів.

Наукова новизна роботи полягає у систематичному аналізі застосування методу Монте-Карло саме в бізнес-середовищі, де присутня велика кількість змінних, що не піддаються точному передбаченню. У роботі узагальнено сучасні підходи до використання ММК, а також запропоновано приклад практичного застосування для аналізу невизначеного бізнес-сценарію з використанням комп'ютерного моделювання.

Практичне значення: Результати дослідження можуть бути використані для аналізу та оптимізації бізнес-процесів в умовах невизначеності, зокрема у сферах обслуговування, логістики та управління ресурсами. Запропонована модель обслуговування в черзі дозволяє прогнозувати завантаженість системи, оцінювати ефективність роботи персоналу та планувати необхідні ресурси. Також метод Монте-Карло може бути адаптований до інших завдань бізнес-аналітики.

РОЗДІЛ 1. ТЕОРЕТИЧНІ ЗАСАДИ МОДЕЛЮВАННЯ НЕВИЗНАЧЕНОСТЕЙ У БІЗНЕСІ

1.1. Поняття невизначеності у бізнес-середовищі

Поняття невизначеності є фундаментальним для розуміння природи сучасного бізнес-середовища, оскільки воно супроводжує практично кожен аспект діяльності організацій. У найзагальнішому сенсі під невизначеністю розуміється така ситуація, у якій неможливо з абсолютною впевненістю передбачити майбутні події або результати дій. Це поняття охоплює широкий спектр обставин - від макроекономічної турбулентності до коливань у вподобаннях споживачів. Як зауважують багато дослідників, зокрема Талеб, невизначеність є не тимчасовим виключенням із загального порядку, а, навпаки, - нормою, з якою слід рахуватись у повсякденній управлінській практиці.[1]

Невизначеність у бізнесі може мати різні прояви і рівні впливу. Вона пронизує як стратегічний рівень управління - прийняття рішень щодо інвестицій, виходу на нові ринки, запуску інновацій, так і тактичний - планування бюджету, керування персоналом, маркетингова активність. Наприклад, компанія, яка планує запуск нового продукту, стикається з численними невідомими: чи буде продукт цікавим для ринку, наскільки виправданими є очікування щодо доходу, якою буде реакція конкурентів. Кожен із цих чинників не має точної, детермінованої відповіді, і саме тому управлінці змушені діяти в умовах обмеженої передбачуваності.

Залежно від контексту, невизначеність може бути як зовнішньою (тобто такою, що генерується середовищем поза межами підприємства), так і внутрішньою (викликана особливостями самої організації, її структурою, процесами, кадровим потенціалом тощо). Наприклад, зміни у законодавстві або коливання валютних курсів є типовими прикладами зовнішньої невизначеності. Водночас недостатня узгодженість між підрозділами компанії, брак внутрішньої аналітики або слабка цифрова трансформація можуть створювати значний рівень внутрішньої невизначеності, яка впливає на ефективність роботи організації не менше, ніж зовнішні загрози.

Класифікація невизначеності в економіці, запропонована в роботах таких класиків, як Френк Найт, поділяє поняття на **ризик** (який можна кількісно оцінити з використанням імовірнісного апарату) та **власне невизначеність** (яку складно або неможливо кількісно виміряти). Це розмежування є особливо актуальним у бізнес-практиці, де часто доводиться приймати рішення, не маючи повної або навіть часткової інформації про ймовірні наслідки.

У подальшому розвиток розуміння невизначеності здійснювався за участі таких дослідників, як Герберт Саймон (концепція обмеженої раціональності), Деніел Канеман і Амос Тверські (когнітивні упередження), Нассім Талеб (поняття "чорного лебедя"). Їхні роботи свідчать про те, що багато рішень, які приймаються в умовах невизначеності, не є результатом логічного аналізу, а значною мірою залежать від психологічних факторів - страху, надії, прагнення уникнути втрат.[2] Це додає ще один шар складності до процесу управління - не лише технічної, але й поведінкової природи.

У сфері креативних індустрій - як-от реклама, кіновиробництво, дизайн, цифрові сервіси - невизначеність має особливо високу інтенсивність. Це пояснюється тим, що результат праці в таких галузях зазвичай є унікальним, нематеріальним і важко вимірюваним, а також глибоко залежить від суб'єктивного сприйняття аудиторії, модних трендів, соціального контексту. Випуск нового фільму, запуск арт-платформи або створення медіакампанії практично завжди супроводжуються великою кількістю невідомих параметрів, які не піддаються класичному аналізу. Більше того, навіть якщо організація має доступ до значних масивів даних, сам по собі обсяг інформації не гарантує повної визначеності. Часто проблеми виникають не через відсутність інформації, а через її надмір, суперечливість або складність інтерпретації. У таких умовах необхідно не лише мати потужні аналітичні інструменти, але й володіти здатністю мислити сценарно, аналізувати альтернативи, оцінювати наслідки кожного можливого вибору.

Таким чином, можна зробити висновок, що **невизначеність у бізнесі** - це не лише суто економічне або технічне явище, а складний міждисциплінарний феномен, що охоплює управління, психологію, соціологію, інформатику та інші сфери. Саме

тому її подолання вимагає не окремих рішень, а системного підходу, який поєднує в собі:

- використання методів імітаційного моделювання;
- залучення експертних оцінок;
- сценарне планування;
- стохастичний аналіз і методи обробки невизначених даних.

Одним із найефективніших інструментів, які дозволяють впоратись із такою складною багатофакторною дійсністю, є метод Монте-Карло. Він дозволяє моделювати широкий спектр імовірнісних сценаріїв, враховувати стохастичну природу змінних, виявляти критичні зони ризику та приймати обґрунтовані управлінські рішення на основі статистичного аналізу великої кількості симульованих варіантів. [3] Завдяки цьому метод Монте-Карло виступає не лише технічним інструментом, а й концептуальним підходом до моделювання складності в умовах невизначеності.

1.2.Огляд методів моделювання невизначеності в управлінні

Управління в умовах невизначеності - це не лише окрема функція менеджменту, але й одна з його ключових і фундаментальних складових. Більшість управлінських рішень сьогодні ухвалюються у ситуаціях, де повна інформація або недоступна, або неповна, або постійно змінюється в процесі прийняття рішень. Саме тому актуальність методів моделювання невизначеності зростає щороку, і сучасні організації все частіше використовують ці інструменти як у стратегічному, так і в оперативному управлінні.

Загалом, усі методи, що використовуються для моделювання невизначеності, можна умовно поділити на **якісні** та **кількісні**, а також на **детерміновані** та **стохастичні**. Додатково слід враховувати ще одну важливу класифікацію: **моделі прямої оцінки ризиків** та **моделі сценарного прогнозування**. Усе це створює складну, але гнучку систему методів, які можна застосовувати як окремо, так і в комбінації.

1. Експертні підходи: сила суб'єктивного знання

Найпростішим з точки зору формалізації, але не менш цінним підходом, є використання **експертних методів**, які ґрунтуються на суб'єктивній оцінці фахівців. Такі методи застосовуються у випадках, коли:

- дані відсутні повністю;
- дані є, але мають високу похибку або суперечливі джерела;
- процеси занадто унікальні або разові.

Найвідомішими експертними підходами є:

- **Метод Делфі** - формалізований багатораундовий процес опитування;
- **Мозковий штурм** - генерація ідей з подальшим групуванням та пріоритизацією;
- **SWOT, PEST, STEEP-аналізи** - структуровані способи опису сильних/слабких сторін та зовнішніх загроз/можливостей.

Попри очевидну суб'єктивність, ці методи корисні для попередньої діагностики ризиків, особливо у креативних проєктах, де об'єктивних даних часто просто немає.

2. Сценарне планування: мислення варіантами

Сценарне планування - це метод, який ґрунтується на гіпотетичному конструюванні майбутніх варіантів подій. Ключова ідея - не намагатися передбачити одне єдине майбутнє, а описати **декілька можливих** і підготуватися до кожного з них.

Створення сценаріїв зазвичай передбачає:

- Виділення ключових факторів впливу;
- Побудову "драйверів змін";
- Формування 2–3 (або більше) сценаріїв;
- Визначення наслідків для кожного сценарію.

Наприклад, у креативній індустрії можна змодельовати сценарії для запуску нового продукту залежно від реакції аудиторії: від повного провалу до вірусного успіху.

Недоліком методу є **неформалізованість**: сценарії часто будуються на припущеннях, а не на точних розрахунках.[4] Проте саме цей підхід часто стає основою для формалізації подальшого моделювання.

3. Аналіз чутливості: тестування на зміни

Детерміновані моделі залишаються популярними завдяки своїй простоті. Однак зазвичай вони не враховують можливість змін у параметрах. Для часткового подолання цієї проблеми використовують **аналіз чутливості** - тестування результатів моделі на зміну окремих параметрів.

Цей метод передбачає зміну одного або кількох параметрів моделі та спостереження за зміною вихідного результату. Часто використовуються такі техніки:

- **What-if аналіз**;
- **Таблиці варіантів (data tables)**;
- **Діаграми «торнадо»**.

Приклад: якщо збільшення маркетингового бюджету на 10% підвищує ймовірність успіху проєкту лише на 1%, це означає, що параметр має низьку чутливість.

4. Стохастичне моделювання: коли світ імовірнісний

Стохастичні методи є одними з найбільш точних, але й найбільш ресурсоємних. Їх основна відмінність - вхідні параметри не фіксовані, а задані як випадкові змінні з розподілами ймовірностей.

Типові інструменти:

- **Стохастичне програмування** - задачі оптимізації з імовірнісними обмеженнями;
- **Марковські моделі** - коли майбутнє залежить тільки від поточного стану;
- **Монте-Карло симуляції** - метод багаторазового випадкового «програвання» сценаріїв;
- **Байєсівські моделі** - інкорпорація нового знання для оновлення ймовірностей.

Стохастичні методи потребують:

- точного визначення розподілів (нормального, трикутного, логнормального тощо);
- великої кількості симуляцій (від 10 000 і вище);
- комп'ютерної підтримки - наприклад, Python, R, Simul8 або Excel з @Risk.

5. Імітаційне моделювання: як працює світ

Імітаційне моделювання дозволяє відтворити функціонування системи в реальному або прискореному часі. Це динамічний підхід, в якому модель функціонує як цифровий двійник реального процесу.

Цей підхід дозволяє:

- Моделювати потоки клієнтів;
- Відображати зміну ресурсів у часі;
- Працювати з "що-якщо" сценаріями;
- Аналізувати черги, затримки, перенавантаження.

Метод Монте-Карло є частиною імітаційного підходу, але може бути інтегрований у більші моделі.

Узагальнення

Жоден із наведених методів не є універсальним. Наприклад:

- експертні методи корисні для генерації гіпотез;
- сценарне планування - для стратегічного діапазону варіантів;
- аналіз чутливості - для локального тестування;
- стохастичні методи - для кількісного аналізу ризику;

імітація - для комплексного аналізу поведінки системи.

У сучасних умовах найефективнішим підходом стає **гібридна стратегія**, коли кілька методів комбінуються. Наприклад, експертні оцінки формують сценарії, які потім оцінюються стохастично за допомогою симуляційного моделювання.

1.3. Метод Монте-Карло як інструмент стохастичного моделювання

Метод Монте-Карло посідає важливе місце серед інструментів кількісного аналізу, що використовуються для моделювання систем із вбудованою невизначеністю. Його сутність полягає у чисельному моделюванні можливих

сценаріїв за допомогою генерації випадкових чисел, що відображають випадкову природу вхідних параметрів. Цей підхід дає змогу відтворити поведінку складних систем за умов невизначеності, дозволяючи отримати статистично значущі оцінки майбутніх результатів.

Витоки методу сягають 1940-х років, коли в межах Мангеттенського проекту Станіслав Улам і Джон фон Нейман використали випадкові експерименти для моделювання процесів, що не піддавалися точному аналітичному опису. Назва методу - своєрідна алюзія на Монако, відоме своїм казино, оскільки він базується на використанні випадковості та ймовірнісного підходу. [5] Відтоді метод Монте-Карло був успішно адаптований до широкого спектра галузей: від квантової фізики до управління ризиками, від медичних досліджень до фінансової інженерії. Особливістю цього методу є його здатність враховувати не лише середні значення змінних, а й розподіл можливих результатів. Для побудови моделі насамперед формулюється система, яка відображає реальні бізнес-процеси або поведінку ринку. Потім визначаються ймовірнісні характеристики вхідних параметрів - таких як витрати, дохід, попит або тривалість виконання задачі. Далі за допомогою генератора випадкових чисел моделюється велика кількість сценаріїв, що дозволяє сформулювати уявлення про діапазон можливих результатів. Завдяки цьому можна виявити не лише найімовірніший результат, а й оцінити ризики негативних відхилень.

Метод Монте-Карло особливо цінний у ситуаціях, де класичні детерміновані підходи дають обмежені або хибні результати через складність системи або множинність факторів впливу. Його застосування не обмежується жорсткими математичними умовами, що робить його гнучким інструментом як у наукових дослідженнях, так і в практичній бізнес-аналітиці. Разом з тим, висока ефективність методу потребує належного опрацювання: правильного вибору розподілів ймовірностей, достатньої кількості симуляцій, а також потужних обчислювальних засобів.

У сучасних умовах цифровізації бізнесу, зокрема у сфері креативних індустрій, метод Монте-Карло може відігравати ключову роль у стратегічному

плануванні. Коли прогнозування базується на мінливих смаках аудиторії, нестійких ринках та обмежених історичних даних, здатність моделювати широкий спектр сценаріїв набуває вирішального значення. Таким чином, метод Монте-Карло розглядається не лише як технічний інструмент, а як концептуальна рамка для прийняття обґрунтованих рішень в умовах складної невизначеності.

1.4 Порівняння методу Монте-Карло з сучасними AI-підходами в моделюванні

У сучасному управлінні даними та прогнозуванні дедалі більшої популярності набувають методи штучного інтелекту (AI), зокрема машинне навчання (ML), глибоке навчання (DL) та нейронні мережі. На цьому тлі виникає потреба осмисленого порівняння традиційних статистичних методів, таких як Монте-Карло, з AI-підходами, щоб зрозуміти їх сильні та слабкі сторони, можливості інтеграції та зони найкращого застосування.

Метод Монте-Карло, попри свою простоту з погляду алгоритміки, залишається надзвичайно потужним інструментом у задачах, де необхідно моделювати невизначеність, здійснювати симуляції складних багатofакторних процесів, оцінювати ймовірність подій або проводити сценарний аналіз. Він має низку переваг, зокрема:

- **Прозорість і контрольованість.** Алгоритм симуляції легко відстежити, перевірити та змінити. ММК не є «чорною скринькою» - усі кроки розрахунку можна формалізувати.
- **Мінімальні вимоги до даних.** Для запуску достатньо знати розподіли змінних або мати експертні оцінки. AI-методи, натомість, потребують великих масивів навчальних даних.
- **Висока гнучкість.** ММК дозволяє враховувати залежності, крайні сценарії, змінні з довільними розподілами, а також легко комбінується з іншими підходами (наприклад, оптимізаційними).

У свою чергу, AI-методи демонструють переваги в задачах класифікації, прогнозування на основі трендів, обробки великих обсягів даних, виявлення

прихованих закономірностей, автоматизації прийняття рішень. Але для задач, що мають високу частку невизначеності, складні гіпотетичні варіанти подій або малу кількість історичних прикладів - AI може бути непридатним або навіть небезпечним через перенавчання, відсутність інтерпретованості чи чутливість до спотворених даних.

У таблиці подано порівняння ключових характеристик обох підходів:

Критерій	Метод Монте-Карло	Штучний інтелект (ML/DL)
Прозорість результату	Висока	Низька (особливо DL)
Обсяг необхідних даних	Низький	Високий
Можливість моделювання ризиків	Висока	Обмежена
Гнучкість щодо розподілів	Повна	Залежить від архітектури моделі
Швидкість при великих обсягах	Середня	Висока
Придатність для прогнозування	Сценарний, умовний	Часовий, трендовий
Інтерпретованість	Повна	Обмежена

Таблиця 1.1 Порівняння підходів моделювання невизначеностей

Таким чином, метод Монте-Карло та AI-інструменти не є взаємовиключними - вони мають комплементарні сфери застосування. ММК доцільний у ситуаціях, коли критичним є розуміння імовірнісної структури, візуалізація сценаріїв і обґрунтоване управління ризиками. AI - у завданнях автоматизації, розпізнавання патернів, роботи з великими даними. В ідеальному випадку обидва підходи можуть доповнювати один одного: наприклад, AI може прогнозувати вхідні параметри, а ММК - моделювати наслідки цих прогнозів у різних сценаріях.

Інтеграція ММК та AI стає особливо перспективною в умовах цифрової трансформації бізнесу та необхідності прийняття адаптивних рішень у режимі реального часу.

1.5 Порівняння методів оцінки невизначеності та ризиків

Оцінка невизначеності та ризиків є критично важливою складовою сучасного стратегічного управління. У динамічному, нестабільному бізнес-середовищі, де зміни відбуваються часто і непередбачувано, менеджери змушені приймати рішення в умовах браку інформації, високої турбулентності зовнішніх факторів і постійного тиску часу. [6] Саме тому порівняння методів, що дозволяють ідентифікувати, кількісно оцінювати та ефективно управляти ризиками, є ключовим для обґрунтованої побудови системи антикризового реагування та стратегічного планування.

Базові підходи до оцінки ризику: від суб'єктивного до кількісного

Усі методи, які використовуються для оцінки ризиків і невизначеності, умовно поділяються на **якісні** та **кількісні**. Якісні підходи не передбачають точного числового виміру ризику, натомість ґрунтуються на суб'єктивному аналізі, досвіді експертів та описовому сценарному мисленні. Кількісні ж, навпаки, спираються на точні математичні та статистичні моделі, зокрема теорію ймовірностей, симуляційне моделювання та економетричний аналіз.

Варто наголосити, що ці два підходи не є взаємовиключними. Навпаки, у сучасній практиці управління вони часто використовуються у **поєднанні**, доповнюючи один одного. Наприклад, якісна оцінка ризиків дозволяє виокремити основні зони уваги, після чого проводиться кількісний аналіз пріоритетних сценаріїв.

Якісні методи оцінки ризиків

Якісні методи є основою для побудови початкової картини ризикового середовища підприємства. Найчастіше вони використовуються на початковому етапі стратегічного планування, коли ще немає точних даних, але вже потрібно окреслити потенційні загрози.

Серед них варто виділити:

SWOT-аналіз: дозволяє класифікувати ризики як зовнішні загрози та внутрішні слабкі сторони;

PEST/STEP-аналіз: допомагає оцінити макроекономічні, політичні, соціальні й технологічні ризики;

Матричні методи: наприклад, матриця ймовірності/впливу, де ризики класифікуються за ступенем важливості.

Перевагою цих підходів є їхня простота, доступність і швидкість застосування. Однак ключовий недолік - **відсутність кількісного обґрунтування**, що робить важким порівняння альтернатив і прийняття точних рішень.

Кількісні методи: точність, яка потребує даних

Кількісні методи оцінки ризиків передбачають побудову математичних моделей, у яких імовірності та наслідки подій виражаються у числовій формі. Це дозволяє не лише прогнозувати розвиток подій, а й оптимізувати управлінські рішення на основі порівняння сценаріїв.

Серед найбільш поширених:

Аналіз чутливості - дозволяє дослідити вплив окремих параметрів на цільову функцію;

Сценарне моделювання - будується на припущеннях про розвиток ключових параметрів;

Value-at-Risk (VaR) - стандарт у фінансовому секторі для оцінки потенційних втрат з певною ймовірністю;

Метод Монте-Карло - симуляційний підхід, що дозволяє будувати повний розподіл результатів і виявляти крайні сценарії.

VaR, наприклад, дає змогу сказати: "є 95% ймовірності, що втрати не перевищать Х грн". Натомість Монте-Карло моделює **всю форму розподілу втрат**, дозволяючи побачити як ймовірність великих відхилень, так і середній рівень

Порівняльна таблиця методів

Критерій	Якісні методи	Value-at-Risk (VaR)	Аналіз чутливості	Метод Монте-Карло
----------	---------------	---------------------	-------------------	-------------------

Критерій	Якісні методи	Value-at-Risk (VaR)	Аналіз чутливості	Метод Монте-Карло
Тип даних	Суб'єктивні	Статистичні	Визначені параметри	Імовірнісні розподіли
Прозорість	Висока	Середня	Висока	Висока
Об'єктивність	Низька	Висока	Висока	Висока
Потреба в обчисленнях	Низька	Висока	Середня	Висока
Відображення крайніх ризиків	Ні	Частково	Частково	Так
Можливість візуалізації	Так	Обмежено	Так	Так
Придатність для сценарного аналізу	Низька	Середня	Середня	Висока

Таблиця 1.2 Порівняння методів оцінки ризиків

У чому сила методу Монте-Карло?

Метод Монте-Карло має низку переваг, які роблять його практично незамінним у завданнях управління складною невизначеністю:

Глибина аналізу: дозволяє побачити не лише середній результат, а й повний спектр можливих варіантів;

Масштабованість: метод підходить як для простих, так і для надскладних моделей;

Універсальність: придатний для фінансів, логістики, маркетингу, виробництва;

Інтегрованість: легко поєднується з іншими підходами - наприклад, AI-моделями, оптимізацією, сценарним плануванням.

На відміну від класичних фінансових моделей, Монте-Карло не потребує припущень про лінійність або нормальність розподілів - він може працювати з будь-якою формою розподілу, з урахуванням залежностей і кореляцій.

1.6 Галузеві особливості моделювання невизначеності

Метод Монте-Карло знаходить широке застосування в різних сферах діяльності, де моделювання невизначеності є ключовим інструментом управлінського аналізу. Найбільш значущими прикладами таких галузей є креативні індустрії, фінансовий сектор та логістика.

У сфері **креативних індустрій**, що включають дизайн, рекламу, культуру, цифрові медіа, спостерігається висока динаміка, нестабільність попиту, короткі життєві цикли продуктів та складність прогнозування ефективності інноваційних рішень. Менеджери в цих умовах змушені приймати рішення на основі неповної інформації, а також брати до уваги вплив соціальних, культурних і поведінкових чинників. Метод Монте-Карло дозволяє враховувати всі ці змінні шляхом симуляції великої кількості сценаріїв - наприклад, при оцінці ефективності запуску нової онлайн-платформи або плануванні бюджетів креативних проєктів. Крім того, специфіка галузі зумовлює необхідність врахування іміджевих ризиків, змін у політиці платформ-дистриб'юторів, варіативності у споживчій поведінці, що робить класичні лінійні методи прогнозування неефективними.

У **фінансовій сфері** застосування методу Монте-Карло охоплює такі ключові напрями як моделювання портфельного ризику, аналіз дохідності активів, ціноутворення похідних фінансових інструментів, прогнозування грошових потоків, оцінка кредитного ризику, стрес-тестування та бюджетне планування. Завдяки імітаційним моделям можливо генерувати широкий спектр ймовірних сценаріїв поведінки фінансових змінних, що дозволяє не лише оцінити очікуваний результат, а й сформувати довірчі інтервали, визначити крайні значення і проаналізувати сценарії найвищого ризику. Метод також застосовується у банківській справі для визначення показників типу Value at Risk (VaR), Conditional VaR та інших, що характеризують стійкість портфеля до змін ринку.

При цьому моделі можуть враховувати кореляції між активами, волатильність, часову залежність доходності, а також ризики системних збоїв.

У логістичних системах метод Монте-Карло дає змогу моделювати складні процеси з великою кількістю стохастичних параметрів, таких як час доставки, рівень запасів, затримки транспортування, ймовірність відмов постачальників. Він дозволяє прогнозувати ефективність логістичних стратегій, оптимізувати обсяги страхових запасів, моделювати динаміку попиту і виявляти найбільш ризиковані компоненти ланцюга постачання. Особливе значення має врахування сезонних факторів, поведінки клієнтів, транспортної інфраструктури та митного регулювання, які складно формалізувати в рамках класичних моделей. Таким чином, підприємства можуть створювати більш стійкі до зовнішніх впливів системи управління постачанням, прогнозувати вплив затримок на терміни доставки, балансувати запаси між складами в різних регіонах та мінімізувати витрати при збереженні рівня обслуговування.

Узагальнюючи, можна стверджувати, що ефективність застосування методу Монте-Карло значно зростає у галузях із підвищеним рівнем ризику, високою складністю та залежністю від множинних взаємозалежних змінних. У креативних індустріях це сприяє стратегічному плануванню нових продуктів; у фінансах - управлінню капіталом і ризиками; у логістиці - підтримці стабільності та адаптивності ланцюгів постачання. Галузевий підхід до використання симуляційного моделювання поглиблює практичну значущість методу й дозволяє адаптувати його до реальних умов функціонування підприємств.

Висновки до першого розділу

У межах першого розділу було розкрито концептуальні та методологічні основи моделювання невизначеностей у бізнесі з акцентом на креативні індустрії, а також обґрунтовано доцільність застосування методу Монте-Карло як універсального інструменту аналізу складних багатофакторних систем.

Аналіз наукових підходів до визначення природи невизначеності засвідчив, що в умовах сучасної економіки - особливо в динамічних галузях, таких як дизайн,

медіа, культура, цифрові сервіси - менеджмент неминуче стикається з нестачею даних, поведінковими парадоксами, суб'єктивністю оцінок і частими змінами зовнішніх чинників. З огляду на це, традиційні детерміновані моделі втрачають ефективність, і натомість зростає попит на імовірнісні підходи, здатні враховувати широкий спектр можливих сценаріїв.[8]

Розглянутий метод Монте-Карло виявився надзвичайно ефективним у контексті стратегічного планування, оцінювання ризиків і прийняття управлінських рішень в умовах невизначеності. Його здатність генерувати і аналізувати тисячі сценаріїв дає змогу не лише оцінити середній результат, а й виявити крайні випадки, визначити довірчі інтервали та побачити чутливість результатів до зміни вхідних параметрів. Це дозволяє з високою точністю оцінювати як можливості, так і загрози, пов'язані з проєктними та операційними рішеннями.

Окрему увагу було приділено порівняльному аналізу методу Монте-Карло з іншими підходами до управління ризиками та обробки невизначеності.

Встановлено, що на відміну від детермінованих або сценарних методів, метод Монте-Карло забезпечує глибше охоплення розподілу можливих результатів і дозволяє адаптуватися до складних, нелінійних залежностей між змінними.

У розділі також розкрито сфери застосування ММК у фінансовому аналізі та логістиці. Показано, що у фінансах метод є ключовим для аналізу портфельного ризику, ціноутворення деривативів, бюджетування та стрес-тестування. У логістиці - він дозволяє моделювати час доставки, запас товарів, ефективність стратегій дистрибуції та рівень сервісу при високій мінливості зовнішніх умов.

РОЗДІЛ 2. МЕТОД МОНТЕ-КАРЛО: ПРИНЦИПИ ПОБУДОВИ, РЕАЛІЗАЦІЯ І ВИКЛИКИ

2.1. Методологічні засади моделювання невизначеності в управлінні

Моделювання невизначеності є фундаментальним інструментом сучасного управлінського аналізу, особливо у сферах, де рішення приймаються в умовах неповної інформації, складності середовища або динамічної зміни зовнішніх чинників. Для системи управління, методологічне обґрунтування роботи з невизначеністю стає необхідною передумовою стратегічної ефективності. Основу методології моделювання невизначеності становить розуміння природи випадковості в управлінських процесах. Невизначеність може мати як об'єктивний характер (випадкові коливання попиту, валютні ризики, технологічні прориви), так і суб'єктивний (неповнота знань, різні інтерпретації ситуацій, упередження в оцінках менеджерів). Тому перший крок у побудові моделі - це ідентифікація типів невизначеності та визначення ключових параметрів, що на неї впливають.

Далі важливим методологічним принципом є застосування імовірнісного підходу як базової парадигми у моделюванні. Він дозволяє не лише враховувати мінливість параметрів, але й кількісно оцінювати ризики, пов'язані з певними рішеннями. Класичні моделі, засновані на точкових оцінках, часто дають спрощене або навіть хибне уявлення про реальність, оскільки ігнорують варіативність і складність середовища. У протилежність їм стохастичні моделі базуються на функціях розподілу ймовірностей, що дає змогу моделювати широкий спектр можливих результатів.

Методологія моделювання невизначеності також включає вибір відповідних математичних та статистичних інструментів. Окрім методу Монте-Карло, який є центральним у цьому дослідженні, у практиці управління також застосовуються байєсівські моделі, нечітка логіка, теорія ігор, метод аналізу сценаріїв тощо. Вибір інструмента залежить від природи проблеми, доступності даних, ресурсоемності обчислень та цілей дослідження.

Особливу увагу в методології варто приділити валідації та інтерпретації результатів моделювання. Жодна модель не може бути абсолютно точною, проте вона має бути корисною для прийняття рішень. Важливо не лише отримати числові результати, а й правильно їх інтерпретувати в контексті стратегічних цілей організації. Для цього моделі мають бути прозорими, відтворюваними та адаптованими до змін у середовищі.[9]

У контексті креативного управління ці принципи дозволяють не просто прогнозувати результати рішень, а й створювати адаптивні стратегії, які враховують багатоваріантність майбутнього. Креативні індустрії часто мають справу з «тонкими ринками» (niche markets), де невеликі зміни попиту можуть мати значний вплив на результативність. Тому здатність працювати з невизначеністю - не додатковий, а базовий елемент управлінської компетенції у цьому секторі.

Отже, моделювання невизначеності виступає не лише як технічна операція, а як частина управлінської культури, що дозволяє формувати обґрунтовані, стійкі до ризиків рішення, адаптовані до сучасного нестабільного світу.

2.2. Побудова симуляційної моделі: змінні, розподіли, структура

Побудова симуляційної моделі методом Монте-Карло передбачає ретельне формалізоване представлення досліджуваної системи у вигляді набору змінних, залежностей між ними та обчислювальних правил, які дозволяють обчислити результат для кожного симульованого сценарію. У контексті управлінського аналізу в умовах невизначеності така модель дає змогу виявити і кількісно оцінити ризики, визначити діапазон можливих результатів і сформулювати рішення, що ґрунтуються на повному спектрі імовірних ситуацій.[10]

Основу симуляційної моделі становить **набір вхідних змінних**, кожна з яких є стохастичною і має певний розподіл імовірностей. Типовими змінними є:

- обсяг попиту на продукт;
- середня ціна продажу;
- початкові інвестиції;

- щомісячні операційні витрати;
- тривалість проекту;
- маркетингові витрати;
- ймовірність відмов або відтермінування;
- зовнішні макроекономічні параметри (курс валют, інфляція, тощо).

Кожна змінна повинна мати **реалістичний і статистично обґрунтований розподіл**. У практиці застосовуються такі типи розподілів:

нормальний розподіл - коли значення симетрично коливаються навколо середнього (наприклад, обсяг продажів за наявності історичних даних);

трикутний розподіл - для експертної оцінки в умовах браку точних даних (наприклад, витрати на запуск: мінімум, найімовірніше значення, максимум);

логнормальний або експоненційний - для моделювання часу виконання, дефектів тощо;

біноміальний або Пуассона - для дискретних подій (наприклад, кількість звернень у службу підтримки).

На наступному етапі будується **структура моделі** - це формалізований опис того, як змінні взаємодіють. Наприклад, прибуток може розраховуватись за формулою:

Прибуток = (кількість підписників × середній дохід з одного користувача × тривалість) – (витрати на запуск + змінні витрати + фіксовані витрати)

Модель також може включати залежності між змінними (наприклад, витрати на обслуговування залежать від кількості клієнтів) або кореляції (наприклад, між попитом і ціною).

Для реалізації симуляції визначається **кількість ітерацій (зазвичай 5 000–100 000)**, у межах яких випадковим чином генеруються значення змінних згідно з їхніми розподілами, обчислюється результат, і накопичується масив вихідних значень. У результаті формується емпіричний розподіл цільової змінної (наприклад, прибутку), який аналізується статистично - через середнє, медіану, стандартне відхилення, квантілі, довірчі інтервали та графіки (гістограми, boxplot, точкові діаграми).

Структурно модель має складатися з:

- вхідних параметрів (змінні);
- розподілів для кожної змінної;
- формули розрахунку результату;
- симуляційного ядра (алгоритм повторення);
- системи збору й візуалізації результатів.

Таким чином, побудова симуляційної моделі методом Монте-Карло - це формалізований процес створення сценарно-орієнтованої системи аналізу, що забезпечує менеджменту інструмент прогнозування та оцінки ризиків у складних, багатофакторних умовах прийняття рішень.

2.3. Аналіз ризиків і прийняття рішень на основі симуляцій

В умовах сучасної економіки, особливо у сфері креативних індустрій, компанії щодня зіштовхуються з високим рівнем невизначеності, що ускладнює процес прийняття управлінських рішень. Зміни у споживчих смаках, нестабільність фінансування, технологічні інновації та глобальні події, такі як пандемії чи економічні кризи, створюють динамічне та непередбачуване середовище. У таких умовах класичні методи оцінки ризиків часто не дають повної картини, тому постає потреба у застосуванні інструментів, які дозволяють враховувати весь спектр можливих варіантів розвитку подій. Саме метод Монте-Карло, що базується на моделюванні численних сценаріїв, стає ефективним інструментом аналізу ризиків і прийняття рішень.

Основна перевага симуляційного підходу полягає у здатності відтворювати складні реальні ситуації з урахуванням випадкових факторів. Метод Монте-Карло дозволяє побачити не лише середній очікуваний результат, але й варіацію результатів, імовірність крайніх значень, а також частоту настання певних подій. Таким чином, прийняття рішень відбувається не на основі фіксованих припущень, а з урахуванням імовірнісного розподілу результатів, що забезпечує більш реалістичну оцінку ризиків.

Процес аналізу ризиків методом Монте-Карло зазвичай включає кілька етапів. Спочатку формується модель, яка відображає структуру бізнес-процесу, проєкту або інвестиційного плану. Кожен параметр моделі визначається як випадкова змінна з відповідним розподілом (нормальним, рівномірним, трикутним тощо), що відповідає історичним даним або експертним оцінкам. Далі виконується серія симуляцій - від кількох тисяч до мільйонів ітерацій - для генерування сценаріїв, за яких модель функціонує в умовах змінних значень параметрів. Результати кожного сценарію фіксуються, що дозволяє будувати розподіли результатів, знаходити середнє, медіану, стандартне відхилення, а також виявляти найімовірніші та найбільш ризиковані сценарії.[11]

Застосування цього підходу особливо важливе у стратегічному плануванні. Наприклад, компанія, яка планує запуск нового продукту в умовах нестабільного ринку, може симулювати змінні витрати на виробництво, ціну реалізації, попит та інші критичні фактори. Метод Монте-Карло дозволить виявити, з якою імовірністю проєкт буде прибутковим, за яких умов він може зазнати збитків, та які варіанти дій можуть зменшити ризики. Це створює основу для ухвалення зважених рішень, орієнтованих не лише на середній результат, а й на допустимі рівні ризику.

У галузі менеджменту креативних індустрій симуляційний аналіз може відігравати особливо важливу роль. Наприклад, кіностудія, що інвестує у виробництво фільму, може моделювати змінні - витрати на зйомки, маркетинговий бюджет, касові збори залежно від сезону чи рейтингу. Симуляції дозволяють оцінити ризик недоотримання прибутку, допомогти у визначенні беззбиткової межі, або навіть вплинути на вибір стратегії просування. Інший приклад - планування музичного фестивалю, де змінними можуть бути погодні умови, кількість проданих квитків, спонсорські внески. Моделювання допомагає оцінити вплив кожного чинника на загальний фінансовий результат і прийняти рішення про обсяги резервного бюджету або зміни у структурі витрат.

Крім того, метод Монте-Карло може бути використаний у процесі прийняття оперативних рішень, наприклад, у щоденному управлінні ризиками. Наприклад,

маркетингова агенція може моделювати ефективність рекламної кампанії залежно від часу запуску, платформи, охоплення аудиторії. Аналіз результатів симуляцій дозволяє скорегувати бюджет, перерозподілити ресурси або змінити терміни запуску для досягнення оптимального результату при мінімальних ризиках. Таким чином, метод Монте-Карло не лише розширює аналітичні можливості менеджера, а й формує нову парадигму управління ризиками - гнучку, адаптивну та орієнтовану на сценарне мислення. У поєднанні з сучасними програмними засобами та доступом до великих обсягів даних, симуляційне моделювання стає невід'ємною складовою управлінської практики в креативному бізнесі, дозволяючи знаходити оптимальні рішення в умовах високої мінливості середовища.

2.5. Інструменти та програмне забезпечення для реалізації методу Монте-Карло

Ефективне застосування методу Монте-Карло в сучасному бізнес-середовищі тісно пов'язане з використанням спеціалізованого програмного забезпечення. Завдяки розвитку цифрових технологій та широкій доступності обчислювальних ресурсів, навіть малі компанії в креативних індустріях можуть використовувати складні симуляційні моделі для аналізу ризиків, прогнозування та підтримки прийняття рішень.

На сучасному ринку існує безліч програмних рішень, здатних реалізовувати симуляційне моделювання, що ґрунтується на методі Монте-Карло. Ці інструменти різняться за складністю, функціональністю, рівнем автоматизації та сферами застосування. Розглянемо найпоширеніші серед них.

Одним із найбільш доступних інструментів для бізнесу є **Microsoft Excel** у поєднанні з надбудовами, такими як **@Risk** (від Palisade Corporation) або **RiskAMP**. Вони інтегруються з Excel і дозволяють створювати моделі з випадковими змінними, виконувати тисячі симуляцій і будувати докладні звіти з графіками розподілу, гістограмами та коефіцієнтами варіацій. Основною перевагою таких рішень є їхня простота - користувачі, знайомі з Excel, можуть

швидко адаптуватися до нових можливостей. Крім того, ці надбудови мають інтуїтивно зрозумілий інтерфейс, що знижує поріг входу для аналітиків без глибокої технічної підготовки.

Іншим популярним інструментом є **Crystal Ball** - надбудова до Microsoft Excel, розроблена компанією Oracle. Crystal Ball дозволяє здійснювати аналіз невизначеності та ризику, створювати сценарії, виконувати регресійний аналіз та чутливість моделі до змін окремих параметрів. Його активно використовують у корпоративному прогнозуванні, зокрема у фінансовому та маркетинговому плануванні.

Для більш складних і кастомізованих проєктів все ширшого застосування набувають мови програмування, зокрема **Python** та **R**. Вони надають більшу гнучкість у побудові симуляційних моделей і дозволяють працювати з великими обсягами даних. Python має потужні бібліотеки, такі як NumPy, SciPy, SimPy та PyMC, які дозволяють реалізовувати імовірнісні моделі з нуля або використовувати вже готові модулі для фінансового аналізу, логістичних моделей чи оптимізації проєктів. У креативному бізнесі Python може використовуватись, наприклад, для моделювання потоків відвідувачів у культурних просторах, оптимізації рекламних бюджетів або прогнозування доходів від цифрового контенту.

Мова R, популярна в середовищі академічних дослідників та дата-аналітиків, має власні бібліотеки (mc2d, decisionSupport, rstan) для побудови симуляцій. Її використовують для статистичного аналізу, побудови графіків і прогнозування. Незважаючи на те, що R менш поширена у бізнес-середовищі, ніж Python, вона дає широкі можливості для аналізу чутливості моделей, що є критично важливим у розробці стратегій за умов невизначеності.

Окрему нішу займають спеціалізовані платформи для моделювання бізнес-процесів, як-от **AnyLogic**, **Arena** чи **Simul8**. Вони орієнтовані на створення детальних графічних моделей, часто використовуються для моделювання систем черг, логістичних процесів або клієнтських потоків. У сфері креативних індустрій такі інструменти можуть застосовуватись для організації масових заходів,

моделювання касових систем у театрах чи музеях, або управління просторовими потоками відвідувачів.

Вибір конкретного інструменту залежить від кількох чинників: цілей моделювання, наявних ресурсів, обсягу даних, кваліфікації персоналу, а також доступного бюджету. Наприклад, стартап у сфері медіавиробництва, який потребує швидкого прогнозу витрат на просування нового продукту, може обмежитися Excel з надбудовами, тоді як велика продюсерська компанія, що планує запуск мультирегіонального кінопроєкту, може обрати AnyLogic або власні Python-скрипти.

Особливу увагу також слід приділяти інтеграції симуляційного моделювання з аналітичними системами бізнесу. Сучасні CRM, ERP та BI-платформи (такими як Power BI, Tableau або Qlik) дозволяють візуалізувати результати симуляцій, проводити динамічну аналітику і використовувати результати моделювання безпосередньо в процесі ухвалення рішень.

Отже, технологічна підтримка методу Монте-Карло надзвичайно широка й різноманітна. Вона охоплює як прості надбудови для таблиць, так і повноцінні програмні середовища з потужними аналітичними функціями. Ці інструменти стають невід'ємною частиною сучасного управління, надаючи змогу креативним компаніям ефективно працювати в умовах невизначеності, прогнозувати результативність проєктів і знижувати ризики в управлінських рішеннях.

2.6. Обмеження та виклики при використанні методу Монте-Карло

Попри численні переваги методу Монте-Карло та його широку застосовність у різних галузях, включаючи управління у сфері креативних індустрій, цей підхід має низку обмежень, які варто враховувати при побудові моделей та інтерпретації результатів. Адекватне розуміння викликів дозволяє знизити ризики хибного використання методу та підвищити ефективність управлінських рішень.

Одним із найпоширеніших обмежень є **залежність результатів від якості вхідних даних**. Усі моделі, засновані на симуляціях, критично чутливі до

параметрів, які закладаються на вході. Якщо вхідні розподіли не відображають реального стану речей, результати симуляції можуть бути не лише неточними, а й хибними. Наприклад, при моделюванні доходів від проєкту у сфері цифрового мистецтва неправильне припущення про розподіл попиту може призвести до невірних висновків щодо рентабельності. Таким чином, для коректного використання методу Монте-Карло необхідно мати або доступ до надійних історичних даних, або точні експертні оцінки.

Іншим важливим аспектом є **структура самої моделі**. Вона повинна адекватно відображати логіку бізнес-процесів або ситуацій, що моделюються. Проте у випадку складних систем, таких як організація фестивалю чи запуск нового креативного продукту, побудова відповідної симуляційної моделі може бути складною та вимагати значного часу. Занадто спрощена модель може втратити суттєві фактори ризику, тоді як надмірно складна - створити ілюзію точності без підвищення прогностичної сили. Це створює дилему між точністю та зручністю, що потребує балансу під час моделювання.

Крім того, **метод Монте-Карло за своєю природою є стохастичним**, що означає - кожен запуск симуляції дає дещо інші результати. Це потребує великої кількості ітерацій (у деяких випадках - сотень тисяч або навіть мільйонів), аби досягти статистичної стабільності розподілу результатів. Відповідно, виникає **високе навантаження на обчислювальні ресурси**, особливо у випадках моделювання складних систем з багатьма змінними. Малий бізнес або незалежні продюсери можуть не мати необхідного апаратного або програмного забезпечення для реалізації масштабних симуляцій, що обмежує застосування методу на практиці.[12]

Ще однією проблемою є **інтерпретація результатів симуляції**. Метод Монте-Карло не дає чітких "правильних" рішень - він пропонує набір можливих результатів з певними імовірностями. Це вимагає від менеджера не лише технічних навичок, але й високого рівня аналітичного мислення та здатності до сценарного аналізу. Без глибокого розуміння ймовірнісної природи даних, користувач може зробити хибні висновки або переоцінити точність моделі.

У сфері креативних індустрій ці виклики часто посилюються ще й специфікою проєктів - **високою нестабільністю попиту, мінливістю трендів, складністю оцінки нематеріальних активів (бренд, впізнаваність, естетична цінність тощо)**. Багато параметрів у таких проєктах погано піддаються кількісному виміру, що ускладнює побудову точних і реалістичних моделей. Наприклад, при моделюванні потенційного успіху арт-платформи важко передбачити вплив соціальних тенденцій або реакцію аудиторії, яка формується під впливом медіа й моди, а не лише економічних факторів.

До цього слід додати ще й **психологічний чинник**. У деяких випадках керівники або інвестори можуть з недовірою ставитися до результатів симуляцій, особливо якщо вони суперечать "інтуїтивним" оцінкам. Цей когнітивний бар'єр потребує комунікаційної підготовки: пояснення суті симуляції, імовірнісної природи ризиків, а також візуалізації результатів через діаграми, гістограми, сценарні дерева тощо. Інакше, навіть технічно коректна модель не буде використана у процесі прийняття рішень.

У деяких випадках можливе **навмисне зловживання методом Монте-Карло**, коли моделі будуються таким чином, щоб підтвердити заздалегідь бажаний результат. Наприклад, у маркетингових прогнозах можна маніпулювати вибором вхідного розподілу або кількістю симуляцій, аби підкреслити певний сценарій. Це створює етичну проблему і потребує впровадження стандартів прозорості, відкритості коду моделі, методологічної документації.[13]

Таким чином, хоча метод Монте-Карло є потужним інструментом для моделювання та аналізу в умовах невизначеності, його застосування пов'язане з низкою обмежень. Успішне використання вимагає поєднання якісних даних, грамотного моделювання, аналітичної компетенції та відповідної технологічної інфраструктури. Особливо це актуально у креативному бізнесі, де гнучкість, інтуїція і творчий підхід мають поєднуватися з точністю та структурністю симуляційного аналізу.

Висновки до другого розділу

У межах другого розділу було здійснено комплексний аналіз методологічних, алгоритмічних та прикладних аспектів реалізації методу Монте-Карло як інструменту управлінського моделювання в умовах невизначеності. Розділ послідовно розкрив еволюцію аналітичного підходу - від загального теоретичного обґрунтування до побудови повноцінної симуляційної моделі, здатної генерувати імовірнісні сценарії та інтерпретувати їх у практичному контексті.

Було визначено, що застосування методу Монте-Карло є доцільним у ситуаціях, де класичні детерміновані або сценарні моделі не забезпечують достатньої точності або гнучкості. Модель, побудована на базі цього методу, дозволяє враховувати стохастичний характер змінних, їхні взаємозв'язки та залежності, а також кількісно оцінювати ризики та ймовірності реалізації критичних сценаріїв. Це значно підвищує ефективність стратегічного планування та прийняття рішень в умовах обмеженої або неоднозначної інформації.

У розділі також було системно описано процес побудови симуляційної моделі: формалізацію змінних, вибір розподілів, структурування моделі, реалізацію ітераційного симуляційного алгоритму та статистичну обробку результатів. Особливу увагу приділено інтерпретації результатів моделювання - як у вигляді числових метрик, так і візуалізації, що сприяє глибшому розумінню розподілу можливих наслідків управлінських рішень.

Окремо розглянуто інструментарій для реалізації симуляцій - серед яких Python з бібліотеками NumPy, SciPy, Matplotlib є гнучким і масштабованим рішенням, здатним обробляти тисячі сценаріїв із високою швидкістю. Разом із цим, було визначено обмеження методу, серед яких - чутливість до коректності вхідних даних, складність побудови коректних розподілів та потенційна обчислювальна складність при масштабуванні.

Загалом, розділ заклав концептуальну, технічну та аналітичну базу для реалізації прикладної частини дослідження - симуляції управлінського кейсу, що буде розглянута у наступному розділі. Знання, здобуті на цьому етапі, дозволяють створити модель, яка не лише відображає структуру бізнес-системи, а й дає змогу управляти невизначеністю на рівні реальних управлінських сценаріїв.

РОЗДІЛ 3. ПОБУДОВА СИМУЛЯЦІЙНОЇ МОДЕЛІ ДЛЯ УПРАВЛІНСЬКОГО АНАЛІЗУ

3.1. Визначення мети моделювання та формалізація задачі

Ефективне використання методу Монте-Карло у сфері управління, зокрема в контексті креативних індустрій, вимагає ретельної підготовки до побудови симуляційної моделі. Важливим етапом цього процесу є формулювання чіткої мети моделювання та формалізація задачі, яка дозволить адекватно відтворити ключові аспекти досліджуваного об'єкта з урахуванням невизначеності та ризиків. Саме правильне визначення цілей і постановка задачі впливають на подальшу точність симуляцій, інтерпретацію результатів та ефективність управлінських рішень.[15]

Формулювання мети моделювання передбачає конкретизацію очікуваного результату, якого необхідно досягти в процесі аналізу. У випадку креативних проєктів, зокрема тих, що пов'язані з виробництвом мультимедійного продукту, йдеться про оцінювання фінансової доцільності, рівня ризику, вірогідності досягнення прибутковості та впливу зовнішніх і внутрішніх факторів на результат. Модель має бути достатньо чутливою до змін параметрів, аби дозволити менеджерам адекватно реагувати на невизначеність і формувати стратегії з урахуванням сценарного планування.

З урахуванням зазначеного, модель має дозволити відповісти на такі запитання:

Якою є ймовірність перевищення/недосягнення певного рівня доходу?

Які параметри (наприклад, витрати на рекламу, рівень відвідуваності, ціна квитка) мають найбільший вплив на кінцевий фінансовий результат?

Як змінюється розподіл результатів при варіаціях вхідних параметрів у заданих межах?

Який рівень ризику є прийнятним з точки зору стратегічного управління?

Формалізація задачі починається з опису основних компонентів системи: вхідних змінних, функціональних залежностей та обмежень. Кожна змінна, що підлягає впливу випадковості, має бути описана відповідним імовірнісним розподілом. Це

дозволяє врахувати природу невизначеності - наприклад, варіації у витратах на маркетинг або непередбачувані зміни в поведінці споживачів. Важливо зазначити, що вибір типу розподілу (нормального, рівномірного, трикутного тощо) має ґрунтуватися на емпіричних даних або експертних оцінках, якщо статистичні джерела відсутні.

Далі визначаються функціональні зв'язки між змінними. У контексті проєкту мультимедійного продукту, наприклад, рівень доходу може бути функцією кількості відвідувачів та вартості квитка, тоді як кількість відвідувачів залежить від рекламного бюджету, сезонного чинника, конкуренції на ринку тощо. Така логіка моделі дозволяє не лише враховувати прямі впливи, а й імітувати взаємозалежності змінних, що робить симуляцію наближеною до реальних умов. Окрему увагу слід приділити системі обмежень, яка визначає припустимі межі зміни параметрів. [16] До таких обмежень належать бюджетні ліміти, часові рамки реалізації проєкту, законодавчі норми, технічні ресурси та організаційні можливості. Врахування цих факторів забезпечує реалістичність моделі та запобігає формуванню нереалістичних сценаріїв, що можуть спотворити результати аналізу.

Ще одним критично важливим аспектом є визначення цільової функції, яка відображає мету моделювання. У більшості випадків це функція прибутку або чистого доходу, розрахована як різниця між прогнозованими доходами та витратами. Водночас у залежності від стратегічних пріоритетів компанії цільова функція може відображати мінімізацію ризику, оптимізацію часу виходу на ринок або максимізацію охоплення аудиторії.

Після формалізації задачі модель набуває вигляду стохастичної системи, в якій кожна ітерація симуляції відтворює можливий сценарій розвитку подій за випадкових значень параметрів. Це дозволяє отримати не просто єдине прогнозне значення результату, а розподіл імовірнісних варіантів, що й становить основу для прийняття рішень в умовах невизначеності.

Таким чином, формалізація задачі в межах моделі Монте-Карло є необхідною умовою для її коректного функціонування. Вона забезпечує логічну цілісність

моделі, дозволяє адаптувати її під конкретні умови управлінської практики та відкриває можливості для глибокого аналізу ризиків, сценарного прогнозування та стратегічного планування.

3.2. Побудова математичної структури моделі

Після визначення мети моделювання та формалізації задачі наступним кроком є побудова математичної структури моделі, яка дозволяє реалізувати симуляційний процес у форматі чисельного експерименту. На цьому етапі необхідно перейти від концептуального опису об'єкта до формалізованого представлення, яке забезпечує можливість багатократного обчислення результатів на основі варіативних вхідних параметрів.

Основу математичної моделі становлять змінні, що поділяються на **вхідні (екзогенні), проміжні (внутрішні) та вихідні (ендогенні)**. Вхідні змінні - це ті параметри, що задаються користувачем або визначаються зовнішніми умовами (наприклад, бюджет на маркетинг, ціна квитка, середній обсяг аудиторії). Вони є джерелом невизначеності в моделі. Проміжні змінні - це ті, що обчислюються на основі вхідних (наприклад, виручка = ціна $\times$ кількість відвідувачів). Вихідні змінні - це цільові показники (прибуток, рентабельність, точка беззбитковості), які безпосередньо аналізуються після завершення симуляції.

Для кожної вхідної змінної необхідно задати **розподіл імовірності**, який описує її поведінку в реальному світі. Наприклад:

для витрат на маркетинг може бути застосовано нормальний або трикутний розподіл, якщо є емпіричні межі і середнє значення;

для кількості відвідувачів - логнормальний або експоненційний, залежно від специфіки попиту;

для тривалості реалізації етапу - рівномірний або бета-розподіл.

Вибір типу розподілу має ґрунтуватися на реальних даних, а за їх відсутності - на експертному оцінюванні. Надзвичайно важливо уникати використання стандартного нормального розподілу для всіх параметрів, якщо це не підтверджено статистично: такий підхід може суттєво спотворити модель.[18]

Наступним кроком є побудова **функціональних залежностей** між змінними. Ці залежності можуть мати як просту аналітичну форму (наприклад, дохід = кількість відвідувачів × середній чек), так і складнішу, що враховує взаємодії кількох факторів, наприклад:

$$\text{прибуток} = (\text{кількість відвідувачів} \times \text{ціна квитка}) - (\text{базові витрати} + \text{змінні витрати} \times \text{кількість відвідувачів})$$

У моделі також можуть бути присутні логічні конструкції - умовні оператори, що враховують специфічні ситуації, наприклад:

якщо кількість глядачів < порогу - включити резервний бюджет;
якщо витрати перевищують 90% бюджету - припинити симуляцію.

Для підвищення гнучкості моделі часто використовують **коефіцієнти чутливості**, які дозволяють виявити, які з вхідних параметрів мають найбільший вплив на результат. Це може бути реалізовано як через частотний аналіз результатів, так і через методи регресійного аналізу за підсумками симуляцій.

Також необхідно визначити **кількість симуляцій**, необхідну для отримання статистично достовірних результатів. Для простих моделей може бути достатньо 1 000–5 000 ітерацій, у той час як для складних систем із багатьма змінними - не менше 10 000–50 000 запусків. Більша кількість симуляцій дозволяє стабілізувати оцінки, але вимагає більше ресурсів часу та обчислювальної потужності.

Остаточна математична структура моделі повинна включати:

набір імовірісно описаних вхідних параметрів;
систему функціональних залежностей, що зв'язують змінні;
цільову функцію;
критерії прийняття рішень (наприклад, обирати варіанти з імовірністю прибутку вище 80%).

Таким чином, побудова математичної структури моделі є критичним кроком у процесі симуляційного аналізу. Вона формує технічний базис для наступного етапу - реалізації моделі в програмному середовищі та проведення серії симуляцій. Якість цієї структури визначає точність прогнозу, достовірність результатів і обґрунтованість прийнятих на її основі управлінських рішень.

3.3. Реалізація моделі в програмному середовищі та проведення симуляцій

Після формалізації математичної структури моделі наступним етапом є її реалізація в конкретному програмному середовищі. Цей процес включає створення симуляційного алгоритму, налаштування генераторів випадкових величин, запуск серії симуляцій та збирання результатів для подальшого аналізу. Вибір платформи залежить від складності моделі, обсягу даних, обчислювальних ресурсів і навичок користувача.

Одним із найпоширеніших середовищ для побудови симуляційних моделей є **Microsoft Excel** із використанням надбудов **@Risk**, **RiskAMP** або **Crystal Ball**. У нашому випадку реалізація моделі здійснюється за допомогою **Excel та генерації випадкових чисел**, які відповідають заданим розподілам. Для кожної змінної створюються окремі стовпці з формулами, які імітують поведінку системи в межах однієї симуляції. Далі, шляхом копіювання формул на велику кількість рядків (ітерацій), реалізується повноцінна симуляція.

Як приклад, для змінної «кількість відвідувачів» можна застосувати функцію **NORM.INV(RAND(); середнє; стандартне відхилення)**, яка генерує значення згідно з нормальним розподілом. Витрати на маркетинг або тривалість виконання етапу можуть моделюватися за допомогою **BETAINV**, **TRIANG.INV**, або інших функцій, які відповідають необхідному розподілу.

Після задання значень усіх вхідних змінних у кожній ітерації обчислюються проміжні та вихідні показники - наприклад, загальні витрати, дохід, чистий прибуток. У результаті формується масив даних, на основі якого можна побудувати гістограми, коробкові діаграми (**boxplot**), визначити довірчі інтервали та оцінити ймовірність досягнення заданих фінансових цілей.

Для великих проєктів або більш гнучкого налаштування моделі доцільно використовувати мови програмування - **Python** або **R**. У **Python** основними інструментами для симуляцій є бібліотеки **NumPy**, **Pandas**, **Matplotlib** для візуалізації та **scipy.stats** для роботи з імовірнісними розподілами. У нашому прикладі функціональна структура моделі реалізовується як набір функцій, кожна з яких відповідає за генерацію значення певного параметра та обчислення

результату симуляції. Цикл `for` виконує ітерації, збираючи результати у список, з якого формуються підсумкові розподіли.

Після виконання серії симуляцій наступним кроком є **агрегація результатів**: обчислюються середнє значення, медіана, мода, стандартне відхилення, а також інтервали довіри для основних показників. Важливим етапом є **аналіз чутливості**, що дозволяє оцінити вплив кожної вхідної змінної на результат - з цією метою застосовуються методи регресійного аналізу або побудова графіків «tornado chart». На основі отриманих результатів можна побудувати **сценарне дерево рішень**, яке дозволяє менеджеру порівняти варіанти дій за різних умов. Це підвищує гнучкість стратегічного планування і дозволяє переходити від інтуїтивного управління до прийняття рішень на основі даних.

Підсумовуючи, реалізація симуляційної моделі в програмному середовищі є завершальним технічним етапом процесу побудови моделі Монте-Карло. Вона дає змогу не лише прогнозувати ймовірні наслідки управлінських рішень, але й інтегрувати аналіз невизначеності в щоденну практику креативного бізнесу. Це забезпечує прийняття рішень, які враховують складність і мінливість зовнішнього середовища, що є ключовою умовою для успішної реалізації креативних проєктів.

3.4. Аналіз результатів симуляції та інтерпретація висновків

Після виконання симуляційної моделі ключовим завданням є аналіз отриманих результатів. Саме на цьому етапі відбувається трансформація масиву числових даних у змістовні управлінські висновки, які можуть бути використані для прийняття стратегічних або тактичних рішень. Аналіз результатів симуляції дає змогу оцінити рівень ризику, визначити найімовірніші сценарії розвитку подій, виявити критичні параметри та побудувати аргументовані рекомендації.

Передусім здійснюється **агрегація результатів**, яка передбачає обчислення ключових статистичних показників: середнього значення, медіани, моди, стандартного відхилення, коефіцієнта варіації, довірчих інтервалів. Це дозволяє зробити попередній висновок про загальний характер розподілу результатів, його симетрію, наявність «довгих хвостів» та ризикових зон.

Наступним етапом є **візуалізація розподілу результатів**. Використовуються гістограми, діаграми розсіювання, boxplot-діаграми та «вусаті» графіки.

Наприклад, якщо модель оцінює прибуток проєкту, гістограма результатів дозволяє візуально оцінити, у якому діапазоні найчастіше зустрічаються значення, і з якою ймовірністю можливі екстремальні втрати або надприбутки. У випадках, коли результат має асиметричний розподіл, це може свідчити про наявність серйозного ризику, який не був би виявлений класичними детермінованими методами.

Особливо цінним є **аналіз чутливості моделі**, що дозволяє визначити, які з вхідних змінних мають найбільший вплив на результати.[19] Це реалізується шляхом обчислення коефіцієнтів кореляції між кожною змінною і цільовим показником, а також за допомогою побудови графіків типу «tornado chart». У результаті менеджер отримує можливість фокусувати увагу на найвпливовіших параметрах - наприклад, рекламному бюджеті, вартості ліцензування або індексі сезонного попиту.

Ще одним важливим кроком є **сценарний аналіз**, який дозволяє виділити типові або крайні сценарії (best case, worst case, base case) і дати їм описову інтерпретацію. Наприклад, якщо виявлено, що в 15% випадків прибуток є від'ємним, це сигналізує про необхідність перегляду структури витрат або механізмів масштабування проєкту. Натомість, якщо в 70% симуляцій прибуток перевищує очікуваний рівень, можна зробити висновок про високу надійність і стабільність бізнес-моделі.

Також варто звернути увагу на **виявлення критичних значень параметрів**, при яких відбувається різка зміна результату - наприклад, точка беззбитковості, мінімальний обсяг аудиторії, за якого проєкт залишається прибутковим. Це дозволяє використовувати модель як інструмент планування та контролю в реальному часі.

Остаточним етапом є **формування управлінських висновків**. Результати симуляцій мають бути представлені у вигляді, що є зручним для прийняття

рішень: короткий звіт, набір сценаріїв, презентація для зацікавлених сторін.

Висновки повинні містити не лише оцінки ймовірності і ризику, але й практичні рекомендації щодо можливих дій: зміни бюджету, корекції стратегії маркетингу, переорієнтації ресурсів тощо.

Таким чином, аналіз результатів симуляції є не менш важливою складовою моделювання, ніж побудова самої моделі. Лише за умови глибокої інтерпретації числових даних можливо досягти головної мети - підвищення ефективності управлінських рішень в умовах невизначеності, що особливо актуально в контексті креативних індустрій.

РОЗДІЛ 4. ПРАКТИЧНА РЕАЛІЗАЦІЯ МЕТОДУ МОНТЕ-КАРЛО

4.1 Перший кейс: оцінка доцільності запуску освітнього проєкту

Постановка задачі

У рамках даного розділу реалізовано симуляційне дослідження з використанням методу Монте-Карло з метою оцінки фінансової доцільності запуску цифрової освітньої онлайн-платформи. Бізнес-кейс полягає в аналізі потенційного проєкту, який передбачає надання навчальних послуг за підпискою в креативних індустріях. Ураховуючи високу змінність попиту, витрат і обсягів аудиторії, традиційне прогнозування не забезпечує достатньої точності, що зумовлює доцільність використання стохастичного моделювання.

Основне дослідницьке питання полягає в тому, чи є проєкт економічно доцільним з урахуванням невизначеності ключових параметрів - зокрема, кількості підписників, витрат на запуск і щомісячних операційних витрат. Дослідження має за мету визначити середній прибуток, ймовірність прибутковості, межі довірчого інтервалу, а також вплив окремих змінних на результат.

Побудова симуляційної моделі

Для дослідження було створено математичну модель, що відображає прибутковість проєкту в розрахунку на 6 місяців функціонування. Усі змінні мають стохастичну природу та задаються відповідними розподілами:

Ціна підписки (фіксована): 150 грн/міс;

Кількість підписників: нормальний розподіл ($\mu = 1200$, $\sigma = 600$);

Витрати на запуск: трикутний розподіл (мінімум = 100 000, мода = 130 000, максимум = 180 000 грн);

Щомісячні операційні витрати: нормальний розподіл ($\mu = 30\,000$, $\sigma = 6\,000$);

Період моделювання: 6 місяців.

Цільова функція: **Прибуток** = (кількість підписників $\times$ 150 $\times$ 6) – (витрати на запуск + 6 $\times$ щомісячні витрати)

Реалізація моделі в Python

Симуляція була реалізована в середовищі Python із використанням бібліотек NumPy, Matplotlib, SciPy. Було виконано 10 000 ітерацій, у кожній з яких випадковим чином генерувались значення параметрів, обчислювався прибуток, а результати зберігалися для статистичного аналізу. Повний код наведено нижче:

```
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
import matplotlib.ticker as ticker
from scipy.stats import pearsonr

N = 10000
subscribers = np.maximum(np.random.normal(1200, 600, N), 0)
startup_cost = np.random.triangular(100000, 130000, 180000, N)
monthly_cost = np.random.normal(30000, 6000, N)
revenue = subscribers * 150 * 6
costs = startup_cost + monthly_cost * 6
profit = revenue - costs
mean_profit = np.mean(profit)
prob_positive = np.sum(profit > 0) / N * 100
loss_prob = 100 - prob_positive
confidence_interval = (np.percentile(profit, 2.5), np.percentile(profit, 97.5))

print(f"Середній прибуток: {mean_profit:.2f} грн")
print(f"Ймовірність прибутковості: {prob_positive:.2f}%")
print(f"95% довірчий інтервал: {confidence_interval[0]:.2f} - {confidence_interval[1]:.2f} грн")
corr_subscribers, _ = pearsonr(subscribers, profit)
corr_monthly, _ = pearsonr(monthly_cost, profit)
corr_startup, _ = pearsonr(startup_cost, profit)
print(f"Кількість підписників: {corr_subscribers:.2f}")
print(f"Щомісячні витрати: {corr_monthly:.2f}")
print(f"Витрати на запуск: {corr_startup:.2f}")

plt.figure(figsize=(10, 6))
plt.hist(profit, bins=50, color='skyblue', edgecolor='black')
plt.axvline(0, color='black', linestyle='solid', linewidth=2, label='Нульовий прибуток')
plt.title("Розподіл прибутку за результатами симуляції", fontsize=14)
plt.xlabel("Прибуток, грн", fontsize=12)
plt.ylabel("Частота", fontsize=12)
plt.legend()
plt.grid(True)
plt.gca().xaxis.set_major_formatter(ticker.FuncFormatter(lambda x, pos: f'{int(x):,}'.replace(',', ' ')))
plt.tight_layout()
plt.show()
```

Рисунок 4.1 – програмний код

Результати симуляції та аналіз

```
PS C:\Users\User> & C:/Users/User/AppData/Local/Programs/Python/Python311/python.exe  
Середній прибуток: 773455.46 грн  
Ймовірність прибутковості: 92.19%  
95% довірчий інтервал: -271068.15 - 1814218.27 грн  
Кількість підписників: 1.00  
Щомісячні витрати: -0.08  
Витрати на запуск: -0.02
```

Рисунок 4.2 – результат запуску коду

Ці результати свідчать про високу ймовірність успіху бізнес-проєкту за умов збереження заданих припущень. Попри наявність невеликої ймовірності збитків ($\approx 8\%$), більшість сценаріїв демонструють значний прибуток, а максимальні значення перевищують 1.8 млн грн.

Аналіз коефіцієнтів кореляції засвідчив:

Кількість підписників: $r = 1.00$ - найсильніший вплив;

Щомісячні витрати: $r = -0.08$ - слабкий негативний вплив;

Витрати на запуск: $r = -0.02$ - незначний вплив.

Таким чином, ключовим драйвером прибутковості є обсяг залученої аудиторії. З точки зору управління ризиками, найбільшу увагу варто приділяти маркетинговій стратегії та точному позиціонуванню продукту. У той самий час операційні витрати мають обмежений вплив, а їх оптимізація є бажаною, але не критичною.

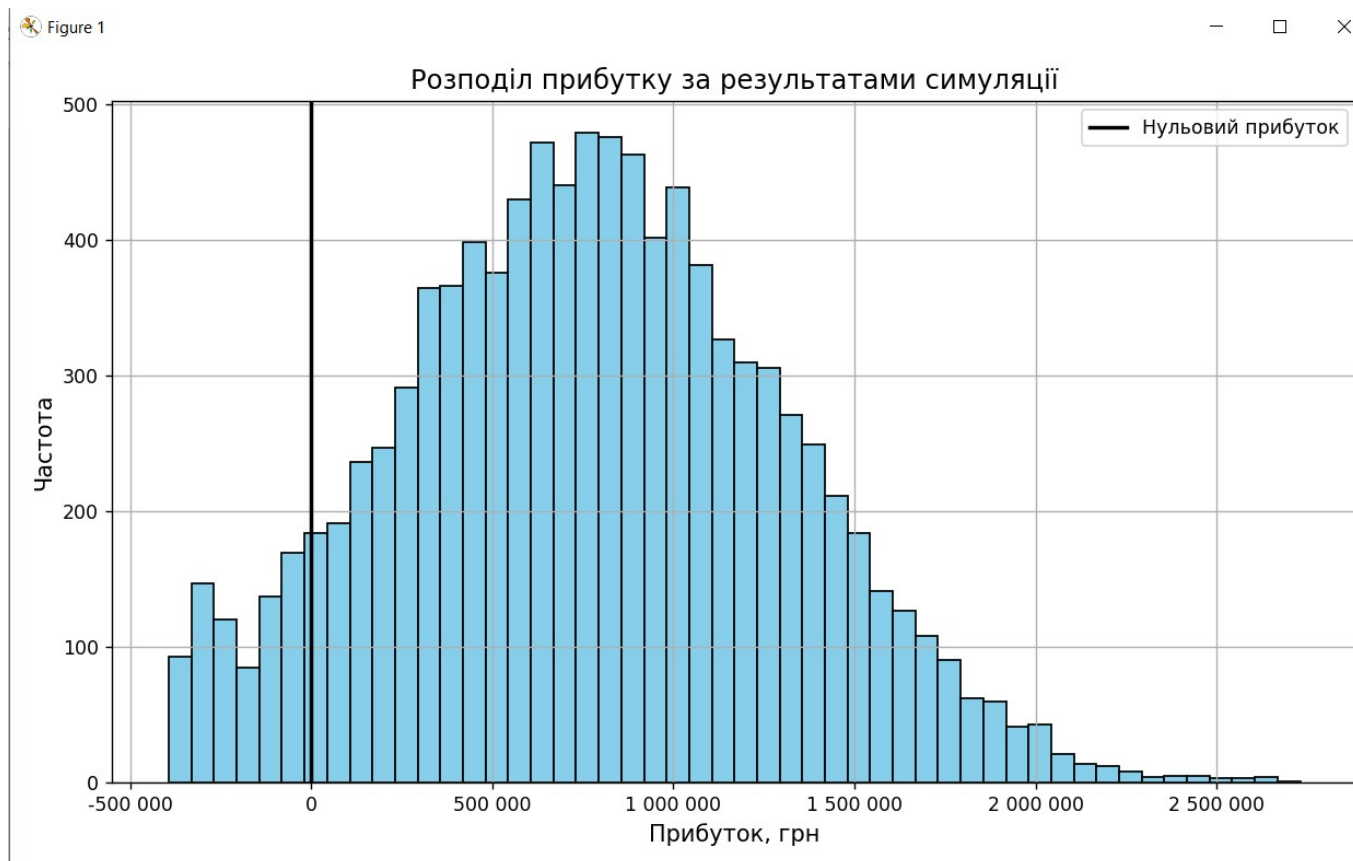


Рисунок 4.3 – Гістограма сформована з результатів симуляцій

Гістограма, сформована в результаті симуляції, наочно демонструє розподіл значень прибутку. Більшість сценаріїв зосереджені в діапазоні 500 000–1 000 000 грн, що свідчить про стабільний потенціал проєкту. Правий хвіст розподілу показує наявність високоприбуткових сценаріїв (до 1.8 млн грн), тоді як лівий - значно вузький і охоплює лише $\approx 8\%$ випадків зі збитками. Це свідчить про асиметрію розподілу на користь прибуткових реалізацій, що є позитивним сигналом з точки зору управління ризиком.

З огляду на результати, можна сформулювати такі управлінські висновки:

Найважливішим чинником прибутковості є кількість залучених підписників. Отже, особливу увагу слід приділити маркетинговим кампаніям, просуванню, таргетингу та формуванню цінності продукту для цільової аудиторії.

Витрати на запуск і щомісячні витрати мають незначний вплив. Це дозволяє зберігати гнучкість у плануванні бюджету, але водночас потребує базового контролю за витратами для запобігання накопиченню ризиків.

Довірчий інтервал показує значну варіативність прибутку, тому доцільно формувати сценарні резерви у фінансових прогнозах.

Висока ймовірність прибутковості ($>90\%$) свідчить про те, що проєкт має хороші шанси бути реалізованим успішно за умови дотримання основних параметрів.

Отримані результати створюють підґрунтя для подальшого формулювання висновків і рекомендацій щодо реалізації подібних цифрових проєктів у сфері креативних індустрій. для подальшого формулювання висновків і рекомендацій щодо реалізації подібних цифрових проєктів у сфері креативних індустрій.

4.2 Другий кейс: моделювання ризику затримки доставки

У межах другого кейсу було реалізовано симуляцію логістичного процесу, який характеризується високим рівнем часової невизначеності. Метою є визначення ймовірності порушення строку доставки в 48 годин, а також розрахунок середнього часу та 95-го перцентиля - часу, в який вкладається 95% замовлень.

Опис кейсу

Компанія здійснює дистрибуцію товарів по Україні, використовуючи власний склад і зовнішніх перевізників. Основна проблема полягає в нестабільному часі доставки, зумовленому впливом таких чинників, як погодні умови, затори на дорогах, час обробки на складі та затримки транспорту. Кожне перевищення терміну в 48 годин тягне за собою фінансові втрати, погіршення сервісу та втрату клієнтської лояльності.

Параметри моделі

Час обробки на складі: нормальний розподіл ($\mu = 12$ год, $\sigma = 2$ год);

Час очікування транспорту: експоненційний розподіл ($\lambda = 1/5$, тобто середнє 5 год);

Час фактичної доставки: нормальний розподіл ($\mu = 26$ год, $\sigma = 4$ год);

Цільова змінна: загальний час доставки = обробка + очікування + доставка.

Реалізація моделі в Python

```
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
from scipy.stats import pearsonr
N = 10000
processing_time = np.random.normal(12, 2, N)
waiting_time = np.random.exponential(5, N)
delivery_time = np.random.normal(26, 4, N)

total_delivery = processing_time + waiting_time + delivery_time
mean_total = np.mean(total_delivery)
late_deliveries = np.sum(total_delivery > 48)
prob_late = late_deliveries / N * 100
percentile_95 = np.percentile(total_delivery, 95)

print(f"Середній час доставки: {mean_total:.2f} год")
print(f"Ймовірність затримки (понад 48 год): {prob_late:.2f}%")
print(f"Час, у який вкладається 95% замовлень: {percentile_95:.2f} год")

corr_processing, _ = pearsonr(processing_time, total_delivery)
corr_waiting, _ = pearsonr(waiting_time, total_delivery)
corr_delivery, _ = pearsonr(delivery_time, total_delivery)

print(f"Обробка на складі: {corr_processing:.2f}")
print(f"Очікування транспорту: {corr_waiting:.2f}")
print(f"Фактична доставка: {corr_delivery:.2f}")

plt.figure(figsize=(10,6))
plt.hist(total_delivery, bins=50, color='skyblue', edgecolor='black')
plt.axvline(48, color='black', linestyle='solid', linewidth=2, label='Граничний час')
plt.title("Розподіл загального часу доставки")
plt.xlabel("Години")
plt.ylabel("Частота")
plt.legend()
plt.grid(True)
plt.tight_layout()
plt.show()
```

Рисунок 4.4 – програмний код

Результати симуляції та аналіз

```
PS C:\Users\User> & C:/Users/User/AppData/Local/Programs/Python/Python311/python.exe
Середній час доставки: 42.89 год
Ймовірність затримки (понад 48 год): 19.05%
Час, у який вкладається 95% замовлень: 54.74 год
Обробка на складі: 0.31
Очікування транспорту: 0.74
Фактична доставка: 0.60
```

Рисунок 4.5 – Результат запуску коду

Отримані значення демонструють, що найбільший вплив на загальний час доставки має саме час очікування транспорту, який є менш передбачуваним порівняно з іншими чинниками. Водночас час фактичної доставки також суттєво впливає на загальну тривалість, а обробка на складі - меншою мірою, але її стабільність також бажана. Це вказує на доцільність оптимізації логістичного ланцюга саме на етапах транспортного планування і взаємодії з перевізниками.

Figure 1

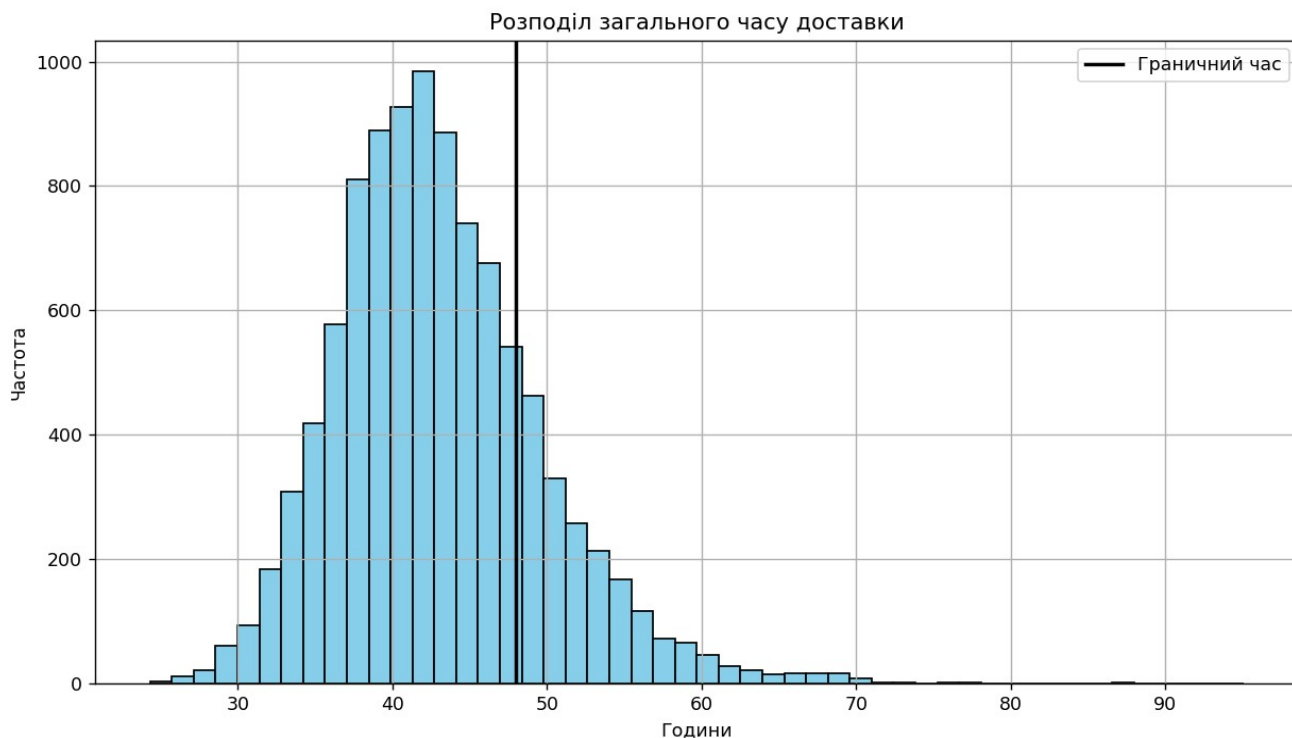


Рисунок 4.6 – Гістограма сформована з результатів симуляцій

Гістограма демонструє асиметричний розподіл із довгим правим хвостом.

Більшість сценаріїв зосереджені в межах 35–50 годин, однак наявні й випадки затримок до 60+ годин. Це свідчить про потребу формування часових буферів у системі планування доставки. із довгим правим хвостом.

Управлінські висновки:

Поточна система забезпечує своєчасну доставку лише в $\approx 80\%$ випадків, що може бути неприйнятним для клієнтів із критичним сервісним рівнем.

Резерв у 7–8 годин (до ≈ 55 годин) дозволяє досягти 95% виконання строку - це може бути орієнтиром для логістичного SLA.

Найбільш впливовим факторам є затримка транспорту - саме тут слід шукати можливості для оптимізації.

Варто розглянути сценарії з диференціацією клієнтів за терміновістю та оптимізацію маршрутів у пікові періоди.

Цей кейс демонструє гнучкість методу Монте-Карло в моделюванні операційних ризиків у логістиці, дозволяючи приймати обґрунтовані рішення щодо термінів, сервісних зобов'язань та рівня надійності.

Висновки

У межах виконаної дипломної роботи було всебічно досліджено метод Монте-Карло як інструмент моделювання невизначеностей у бізнес-середовищі. Проаналізовано природу невизначеності в управлінні, обґрунтовано необхідність використання стохастичних підходів у динамічних галузях, зокрема - у креативних індустріях, фінансовому секторі та логістиці. Метод Монте-Карло розглянуто як універсальний симуляційний інструмент, що дозволяє моделювати складні системи з багатьма змінними, невизначеними параметрами та високим рівнем ризику.

Теоретичний аналіз засвідчив, що на відміну від детермінованих і сценарних методів, метод Монте-Карло дозволяє враховувати весь спектр можливих варіантів розвитку подій, будувати повний розподіл результатів, визначати довірчі інтервали та оцінювати імовірність реалізації критичних сценаріїв. Такий підхід є надзвичайно важливим для ухвалення управлінських рішень в умовах складного середовища, де присутня нестабільність зовнішніх чинників, брак повної інформації та високий ступінь взаємозалежності параметрів.

Було побудовано симуляційні моделі для двох різних бізнес-кейсів:

- запуск цифрової освітньої платформи з підпискою,
- прогнозування затримок доставки в логістиці.

У першому кейсі метод Монте-Карло дозволив оцінити ймовірність прибутковості, середній прибуток та вплив ключових факторів, таких як кількість підписників, на фінансовий результат. Було доведено, що найбільший вплив на успішність проєкту має саме обсяг аудиторії, тоді як витрати на запуск мають мінімальну чутливість. Висока ймовірність прибутковості підтвердила доцільність реалізації подібних проєктів за відповідної маркетингової підтримки. Другий кейс продемонстрував ефективність симуляційного підходу в аналізі логістичних ризиків. Було змодельовано ймовірність перевищення строку доставки, а також визначено, який часовий буфер дозволяє забезпечити виконання SLA з 95% імовірністю. Аналіз чутливості показав, що найбільший вплив на

загальний час має саме очікування транспорту, що акцентує увагу на необхідності оптимізації саме цього етапу.

У результаті дослідження було підтверджено, що метод Монте-Карло є не лише аналітичним інструментом, а й концептуальним підходом до прийняття рішень у сучасному бізнесі. Його застосування дозволяє формувати більш гнучкі, обґрунтовані й адаптивні стратегії, що є особливо важливим в умовах нестабільного середовища креативної економіки.

Таким чином, сформульовані у роботі теоретичні положення, обґрунтовані моделі та отримані результати можуть бути використані як основа для розробки ефективних управлінських рішень у практиці організацій, які діють в умовах невизначеності.

Перелік посилань

1. Kroese, D. P., Brereton, T., Taimre, T., & Botev, Z. I. (2014). *Why the Monte Carlo method is so important today*. Wiley Interdisciplinary Reviews: Computational Statistics, 6(6), 386–392.
2. Rubinstein, R. Y., & Kroese, D. P. (2016). *Simulation and the Monte Carlo Method* (3rd ed.). Wiley.
3. Glasserman, P. (2004). *Monte Carlo Methods in Financial Engineering*. Springer.
4. Metropolis, N., & Ulam, S. (1949). *The Monte Carlo Method*. Journal of the American Statistical Association, 44(247), 335–341.
5. Taleb, N. N. (2012). *Antifragile: Things That Gain from Disorder*. Random House.
6. Chan, J. C. C., & Kroese, D. P. (2010). *Efficient estimation of quantiles in Monte Carlo simulation using empirical likelihood*. Journal of Statistical Computation and Simulation, 80(11), 1291–1301.
7. Python Software Foundation. (2024). *Python 3.12 Documentation*. Retrieved from <https://docs.python.org>
8. NumPy Developers. (2024). *NumPy Reference Documentation*. Retrieved from <https://numpy.org/doc>
9. Virtanen, P. et al. (2020). *SciPy 1.0: Fundamental Algorithms for Scientific Computing in Python*. Nature Methods, 17, 261–272.
10. Matplotlib Developers. (2024). *Matplotlib Documentation*. Retrieved from <https://matplotlib.org/stable/contents.html>
11. Канеман Д. (2022). *Мислення швидко й повільно*. - К.: Наш Формат.
12. Талеб Н. Н. (2014). *Антихрупкість: Як здобувати вигоду від хаосу*. - Х.: Наш Формат.
13. Мельник О. Г., Герасименко Н. М. (2020). *Методи оцінювання ризиків у бізнес-моделюванні*. - К.: КНЕУ.
14. Кузьменко О. В., Химич І. П. (2021). *Математичне моделювання в логістиці: навчальний посібник*. - Львів: ЛНУ ім. І. Франка.
15. Дьяконова І. І., Козак О. В. (2019). *Імітаційне моделювання в управлінні економічними системами*. - Харків: ХНЕУ ім. С. Кузнеця.
16. Ярошенко І. М. (2020). *Фінансове прогнозування за умов невизначеності*. - Ірпінь: УДФСУ.
17. Пилипчук Ю. В. (2020). *Методи прийняття управлінських рішень в умовах невизначеності*. - Тернопіль: ТНЕУ.

- 18.Станкевич І. В. (2021). *Стохастичне моделювання в економіці та фінансах*. - Львів: Видавництво ЛНУ.
- 19.Лєснікова Л. І. (2018). *Прийняття управлінських рішень в логістиці за умов ризику*. - Одеса: ОНЕУ.
- 20.Савлук М. І., Мороз А. М. (2019). *Фінансовий ризик-менеджмент: теорія та практика*. - К.: КНЕУ.
- 21.Шапіро А. (2003). *Monte Carlo Simulation Approach to Stochastic Programming*. Springer.
- 22.Gentle, J. E. (2009). *Computational Statistics*. Springer.

Демонстраційні матеріали

ДЕРЖАВНИЙ УНІВЕРСИТЕТ
ІНФОРМАЦІЙНО-КОМУНІКАЦІЙНИХ ТЕХНОЛОГІЙ
НАВЧАЛЬНО-НАУКОВИЙ ІНСТИТУТ ІНФОРМАЦІЙНИХ ТЕХНОЛОГІЙ
КАФЕДРА ІНФОРМАЦІЙНИХ СИСТЕМ ТА ТЕХНОЛОГІЙ

ДЕМОНСТРАЦІЙНІ МАТЕРІАЛИ

КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА

на тему: «Метод Монте-Карло для моделювання невизначеностей
аналітичних систем»

Виконав: Луц Олексій

Керівник: Мастаков Олександр

Київ 2025

Актуальність теми

Постійні зміни та ризики в бізнес-середовищі = складність
прийняття рішень

Класичні детерміновані моделі $\neq$ реальність

Метод Монте-Карло дозволяє врахувати невизначеність



Мета роботи: дослідження методу Монте-Карло як інструменту для моделювання невизначеностей у бізнесі та демонстрація його можливостей на практичному прикладі.

Об'єктом дослідження є процеси ухвалення рішень у бізнесі в умовах невизначеності.

Предметом дослідження є метод Монте-Карло як інструмент моделювання таких процесів і прийняття рішень на основі імовірного аналізу.

Завдання дослідження



1. Розглянути загальні поняття невизначеності та її значення для бізнесу
2. Дослідити математичні основи методу Монте-Карло;
3. Проаналізувати основні напрями використання методу в бізнесі;
4. Розробити модель як приклад використання методу та ціль для аналізу ;
5. Провести аналіз отриманих результатів і зробити висновки щодо переваг і недоліків методу.

Методологія

Генерація сценаріїв. 10 000 ітерацій забезпечують стабільність 95 %-го довірчого інтервалу.

Випадкові змінні з реалістичними розподілами

Статистичні метрики: μ , σ , довірчі інтервали

Інструменти: Python, NumPy, Matplotlib



Практична реалізація

Сценарій 1: Запуск освітньої платформи (оцінка фінансової доцільності запуску цифрової освітньої онлайн-платформи. Бізнес-кейс полягає в аналізі потенційного проєкту, який передбачає надання навчальних послуг за підпискою)

Ціна підписки (фіксована): 150 грн/міс;

Кількість підписників: нормальний розподіл ($\mu = 1200$, $\sigma = 600$);

Витрати на запуск: трикутний розподіл (мінімум = 100 000, мода = 130 000, максимум = 180 000 грн);

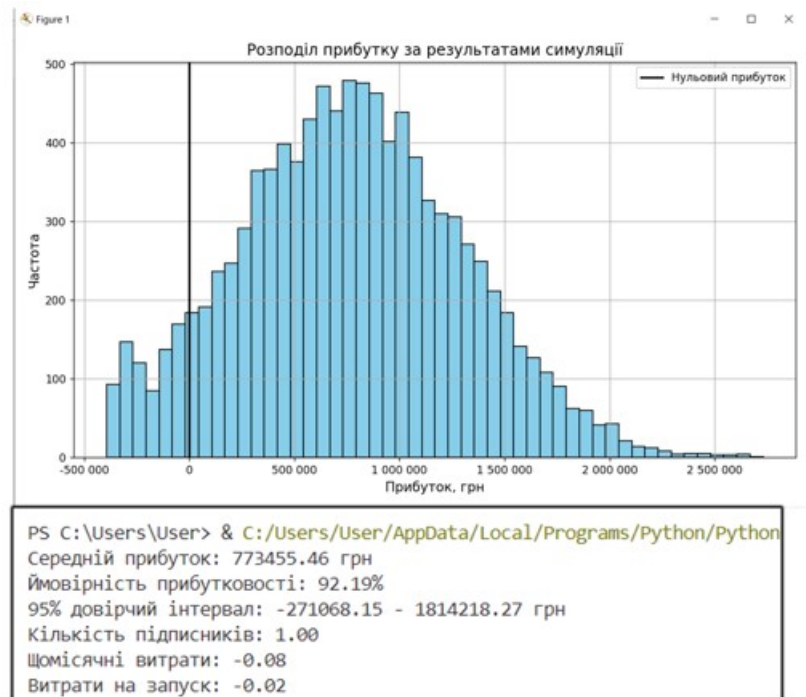
Математчна модель:

Щомісячні операційні витрати: нормальний розподіл ($\mu = 30\,000$, $\sigma = 6\,000$);

Період моделювання: 6 місяців.

Цільова функція: Прибуток = (кількість підписників $\times$ 150 $\times$ 6) – (витрати на запуск + 6 $\times$ щомісячні витрати)

Результати:



Сценарій 2: моделювання ризику затримки доставки

(моделювання логістичного процесу, який характеризується високим рівнем часової невизначеності. Метою є визначення ймовірності порушення строку доставки в 48 годин, а також розрахунок середнього часу та 95-го перцентиля)

Математична модель:

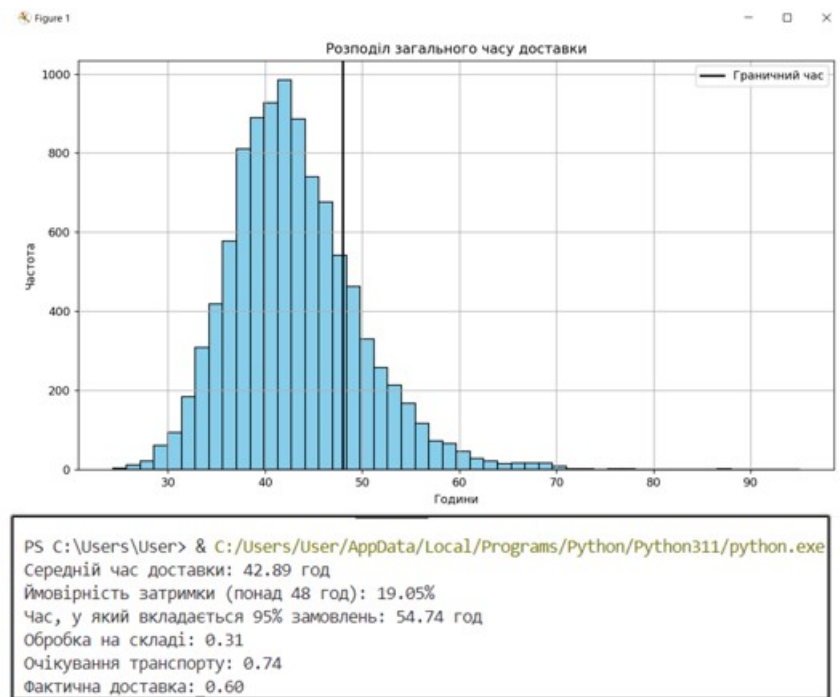
Час обробки на складі: нормальний розподіл ($\mu = 12$ год, $\sigma = 2$ год);

Час очікування транспорту: експоненційний розподіл ($\lambda = 1/5$, тобто середнє 5 год);

Час фактичної доставки: нормальний розподіл ($\mu = 26$ год, $\sigma = 4$ год);

Цільова змінна: загальний час доставки = обробка + очікування + доставка.

Результати:



Висновок

Підсумовуючи, дослідження показало, що метод Монте-Карло є чудовим способом кількісно вимірювати невизначеність: він формує повний розподіл результатів і дозволяє будувати довірчі інтервали, а отже — ухвалювати обґрунтовані рішення. Таким чином, метод Монте-Карло не лише точно оцінює ризики, а й вказує, які саме параметри варто оптимізувати.

