МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ

Чорноморський національний університет імені Петра Могили

Факультет комп'ютерних наук

Кафедра інтелектуальних інформаційних систем

ДОПУЩЕНО ДО ЗАХИСТУ

Завідувач кафедри інтелектуальних інформаційних систем

_______________Юрій КОНДРАТЕНКО

«____»_______________ 2024 р.

КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА

НА ЗДОБУТТЯ ОСВІТНЬОГО СТУПЕНЯ МАГІСТРА

СИСТЕМА ДЛЯ ПРОГНОЗУВАННЯ ПРИРОДНІХ ПРОЦЕСІВ НА ОСНОВІ МОДЕЛІ ІДЕНА

Спеціальність 122 Комп'ютерні науки

Освітня програма «Інтелектуальні інформаційні системи»

Здобувач ___________ Микола БЛІДАР

«___»_________________ 2024 р.

Керівник д-р фіз.-мат. наук, професор ___________ Едуард ЛИСЕНКОВ

«___»_________________ 2024 р.

м. Миколаїв – 2024

Чорноморський національний університет імені Петра Могили
(повне найменування закладу вищої освіти)

Факультет	Комп'ютерних наук
Кафедра	Інтелектуальних інформаційних систем
Рівень вищої освіти	Другий (магістерський)
Освітній ступень	Магістр
Спеціальність	122 Комп'ютерні науки
Освітня програма	Інтелектуальні інформаційні системи

ЗАТВЕРДЖУЮ

Завідувач кафедри інтелектуальних інформаційних систем
_____________Юрій КОНДРАТЕНКО
«____» _____________ __ 2024 р.

ЗАВДАННЯ
на кваліфікаційну роботу здобувача
_____________Блідара Миколи Володимировича_________________
((прізвище, ім'я, по батькові здобувача)

1. Тема кваліфікаційної роботи: «Система для прогнозування природніх процесів на основі моделі Ідена».

Керівник роботи: Лисенков Едуард Анатолійович, професор кафедри фізики та математики, д-р фіз.-мат. наук, професор.

Затверджена наказом ЧНУ ім. Петра Могили від «03» червня 2024 р. № 140/1.

2. Строк представлення кваліфікаційної роботи «___» ________ 2024 р.

3. Очікуваний результат роботи та початкові дані: експертні оцінки моделей стохастичного зростання; пріоритетність критеріїв.

Очікуваний результат: система моделювання природніх процесів.

4. Перелік питань, що підлягають розробці (зміст пояснювальної записки):

− аналіз сучасного стану задачі та вибору технології;

− огляд існуючих методів моделювання природніх процесів;

– експертне оцінювання експертні оцінки моделей стохастичного зростання;

– порівняльний аналіз результатів застосування обраних методів для розв’язання поставленої задачі.

5. Перелік графічних матеріалів: презентація.

Керівник роботи ______________________ Едуард ЛИСЕНКОВ

(Особистий підпис) *(Власне ім’я ПРІЗВИЩЕ)*

Здобувач ______________________ Микола БЛІДАР

(Особистий підпис) *(Власне ім’я ПРІЗВИЩЕ)*

Дата видачі завдання «07» червня 2024 р.

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН
кваліфікаційної роботи

Тема: Система для прогнозування природніх процесів на основі моделі Ідена

№	Найменування роботи	Початок	Закінчення	Примітки
1	Отримання завдання на виконання КР	03.06.2024	07.06.2024	Виконано
2	Аналіз предметної області та постановка задачі	10.06.2024	20.06.2024	Виконано
3	Огляд літературних джерел за темою кваліфікаційної роботи	21.06.2024	01.07.2024	Виконано
4	Огляд існуючих моделей для вирішення поставленої задачі	01.09.2024	25.10.2024	Виконано
5	Реалізація обраних технологій з аналізом отриманих результатів	26.10.2024	21.11.2024	Виконано
6	Перший попередній захист КР на засіданні комісії кафедри	22.11.2024	22.11.2024	Виконано
7	Корегування роботи за результатами попереднього захисту	23.11.2024	05.12.2024	Виконано
8	Другий попередній захист КР на засіданні комісії кафедри	06.12.2024	06.12.2024	Виконано
9	Доробка та остаточне оформлення КР	07.12.2024	10.12.2024	Виконано
10	Подання КР, її електронної копії та інших документів (відгуку, рецензії) до захисту	16.12.2024	17.12.2024	Виконано

Керівник роботи ______________________ Едуард ЛИСЕНКОВ
(Особистий підпис) *(Власне ім'я ПРІЗВИЩЕ)*

Здобувач ______________________ Микола БЛІДАР
(Особистий підпис) *(Власне ім'я ПРІЗВИЩЕ)*

Дата складання календарного плану «24» червня 2024 р.

АНОТАЦІЯ

до кваліфікаційної роботи
здобувача групи 601м ЧНУ ім. Петра Могили

Блідара Миколи Володимировича

на тему: **"СИСТЕМА ДЛЯ ПРОГНОЗУВАННЯ ПРИРОДНІХ ПРОЦЕСІВ НА ОСНОВІ МОДЕЛІ ІДЕНА"**

Актуальність даного дослідження полягає у необхідності розробки адаптивної інформаційної системи для прогнозування природних процесів, що дозволяє враховувати стохастичні фактори та їх вплив на динаміку досліджуваних явищ. Це сприятиме вдосконаленню методів екологічного моніторингу та зменшенню ризиків від природних катастроф.

Об'єктом дослідження є стохастичні природні процеси, такі як поширення лісових пожеж та зростання бактеріальних колоній. Предметом дослідження є моделі стохастичного зростання з акцентом на модель Ідена.

Метою дослідження є підвищення точності прогнозування природних процесів шляхом застосування модифікацій моделі Ідена та сучасних чисельних методів.

У роботі досліджено різні модифікації моделі Ідена, включаючи ґраткові й неґраткові підходи. Проаналізовано чисельні методи моделювання, зокрема метод Монте-Карло, та їхній вплив на точність і швидкість прогнозів. У результаті було розроблено програмне забезпечення для моделювання природних процесів із використанням моделі Ідена.

Дослідження складається з трьох розділів: аналізу предметної області; детального розгляду стохастичних моделей; проєктування та реалізації програмного забезпечення та оцінки отриманих результатів. Загальний обсяг роботи становить 86 сторінок. Кваліфікаційна робота містить 2 додатки, 27 рисунків, 3 таблиці та 40 джерел посилань.

Ключові слова: модель Ідена, стохастичні моделі, чисельне моделювання, природні процеси.

ABSTRACT

to the qualification work by the student of the group 601m of Petro Mohyla Black Sea National University

Blidar Mykola

“SYSTEM FOR PREDICTING NATURAL PROCESSES BASED ON THE EDEN MODEL”

The relevance of this research lies in the need to develop an adaptive information system for predicting natural processes, considering stochastic factors and their impact on the dynamics of the studied phenomena. This will contribute to improving methods of ecological monitoring and reducing the risks of natural disasters.

An object of the study is stochastic natural processes such as the spread of forest fires and the growth of bacterial colonies.

A subject of the study is stochastic growth models, with a focus on the Eden model.

An aim of the study is to improve the accuracy of natural process forecasting by applying modifications to the Eden model and modern numerical methods.

The study explores various modifications of the Eden model, including lattice and non-lattice approaches. Numerical modeling methods, such as the Monte Carlo method, are analyzed for their impact on prediction accuracy and computational efficiency. As a result, software for modeling natural processes using the Eden model was developed.

The study consists of four sections: analysis of the subject area; detailed review of stochastic models; design and implementation of the software; and evaluation of the results. The total length of the work is 86 pages. The thesis includes 2 appendix, 26 figures, 3 tables, and 40 references.

Keywords: Eden model, stochastic models, numerical modeling, natural processes.

ЗМІСТ

ВСТУП

Моделювання природних процесів є однією з найважливіших галузей сучасної науки, що дозволяє розробляти стратегії прогнозування, оцінювати ефективність втручання і приймати обґрунтовані рішення для забезпечення громадського здоров'я та захисту довкілля. У зв’язку з глобалізацією, урбанізацією та інтенсивною мобільністю населення швидкість і масштаби поширення різноманітних інфекцій та екологічних явищ значно зросли. Це створює потребу в розробці точних і адаптивних моделей, які дозволяють аналізувати та передбачати динаміку процесів з урахуванням численних невизначеностей.

Стохастичні моделі, які враховують випадкові фактори та флуктуації, є ефективним інструментом для моделювання складних систем, де точність детермінованих підходів є недостатньою. Їх використання дозволяє не лише описувати можливі сценарії розвитку процесів, а й оцінювати їх ймовірності, враховуючи вплив стохастичних змінних. Однією з таких моделей є модель Ідена, яка стала базовим підходом для дослідження стохастичного зростання структур у різних середовищах. Її простота та універсальність забезпечують широкий спектр застосувань – від вивчення росту бактеріальних колоній і коралів до моделювання лісових пожеж.

У рамках дослідження особливу увагу приділено аналізу та порівнянню різних підходів до моделювання природних процесів. Наприклад, для прогнозування поширення лісових пожеж можуть використовуватися як клітинні автомати, що ефективно імітують просторову динаміку, так і фізичні моделі, які забезпечують високий рівень точності за рахунок складних обчислень. У випадку моделювання росту коралів чи бактерій застосовуються фрактальні та реакційно-дифузійні моделі, які дозволяють враховувати морфологічні особливості колоній та взаємодії з середовищем. Порівняння цих методів дає змогу оцінити їхні переваги та недоліки для конкретних умов і задач.

Запропонована система прогнозування базується на інтеграції стохастичних моделей із сучасними обчислювальними методами, такими як метод Монте-Карло та агентні симуляції, що дозволяють створювати високоточні симуляції динаміки досліджуваних процесів. Використання таких підходів забезпечує врахування широкого спектра факторів, включаючи випадкові впливи, зміну умов середовища та взаємодію між окремими елементами системи.

Окрім цього, модель Ідена та її модифікації дозволяють ефективно відображати механізми конкуренції за ресурси, вплив зовнішніх умов та стохастичність взаємодій у складних системах. Це робить її універсальним інструментом для опису різних явищ, таких як поширення інфекцій у популяціях, зростання природних структур або навіть динаміка поширення вогню. Поєднання геометричних, фрактальних та диференціальних підходів у межах моделі забезпечує можливість її адаптації до специфічних умов кожного окремого завдання.

Розробка таких моделей має значний науковий та прикладний потенціал, зокрема у сфері екологічного моніторингу, прогнозування розвитку епідемій, управління ризиками стихійних лих та вивчення біологічних систем. Систематичне вивчення і впровадження модифікацій стохастичних моделей дозволяє отримати нові знання про властивості досліджуваних систем та розробити ефективні рішення для їхнього прогнозування і контролю.

1 СТОХАСТИЧНІ МОДЕЛІ

1.1 Визначення стохастичної моделі

Стохастична модель – це математичний підхід, що дозволяє описати поведінку систем, де результат залежить не лише від детермінованих факторів, але й від випадкових подій. Такий тип моделей є ключовим у ситуаціях, коли на систему впливають численні невизначені фактори, які неможливо або складно передбачити детерміновано.

Детерміновані моделі завжди призводять до однозначного результату на основі початкових умов. У противагу, стохастичні моделі враховують фактори, які можуть змінюватися випадковим чином. Це дозволяє отримати не один можливий результат, а спектр можливих результатів з відповідними ймовірностями. Таким чином, модель не визначає єдиний результат, але дозволяє зробити передбачення про ймовірність певного результату, що дає можливість краще описати реальні складні процеси.

Основна ідея стохастичних моделей полягає у врахуванні випадкових процесів або змінних, що можуть суттєво впливати на поведінку системи. Такі моделі використовуються для опису динамічних систем, де важко або неможливо передбачити результат з абсолютною точністю через численні фактори, які змінюються випадковим чином. Наприклад, у моделюванні фінансових ринків стохастичні моделі дозволяють враховувати раптові зміни в цінах активів, які можуть відбутися через випадкові події або ринкові коливання.

Ключовими елементами стохастичних моделей є випадкові змінні, які представляють непередбачувані події або процеси, та ймовірнісні розподіли, що описують розподіл можливих результатів. Модель може використовувати різні типи ймовірнісних розподілів залежно від природи системи та випадкових факторів, що на неї впливають.

Стохастичні моделі застосовуються у різних галузях, таких як фінанси, економіка, екологія, інженерія, біологія, та багатьох інших. У фінансах стохастичні моделі допомагають прогнозувати ціни на акції та оцінювати ризики портфелів, враховуючи ймовірність нестабільності ринку. В екології вони дозволяють оцінювати ймовірні сценарії для динаміки популяцій або змін екосистем під впливом різних факторів, таких як зміна клімату або випадкові коливання в середовищі.

Наприклад, якщо моделювати ріст популяції тварин у середовищі, можна використати детерміновану модель, що прогнозує чіткий результат на основі факторів, таких як рівень народжуваності та смертності. Однак, якщо додати в модель випадкові фактори, такі як погодні умови, харчові ресурси або епідемії, модель стає стохастичною. Це означає, що результат моделювання буде не одним конкретним числом, а спектром можливих результатів, кожен з яких має свою ймовірність. Таким чином, стохастична модель більш точно відображає реальні умови, враховуючи невизначеність і мінливість середовища.

1.2 Основні компоненти стохастичної моделі

Стохастична модель є потужним інструментом для вивчення та опису систем, у яких випадковість і невизначеність відіграють ключову роль. Одним із основних компонентів таких моделей є випадкові змінні. Ці змінні відображають випадкові явища і можуть приймати різні значення, залежно від специфіки процесу. Важливо розуміти, що випадкові змінні підкоряються певному ймовірнісному закону, тобто кожне можливе значення такої змінної має певну ймовірність появи. Це різко відрізняє випадкові змінні від детермінованих, у яких значення фіксовані і не залежать від будь-яких випадкових факторів. Наприклад, під час кидання монети випадковою змінною є результат кидка, де ймовірність випаду кожної зі сторін можна оцінити математично.

Другим ключовим елементом стохастичної моделі є ймовірнісні розподіли. Вони грають важливу роль у визначенні ймовірності того, що випадкова змінна прийме певне значення або належить до певного інтервалу значень. Існує безліч видів розподілів, які залежать від природи системи або процесу, що вивчається.

Наприклад, нормальний розподіл є поширеним для випадків, де дані мають тенденцію до централізації навколо середнього значення. У таких системах більшість значень знаходиться близько до середини, а ймовірність екстремальних значень зменшується зі збільшенням відхилення від середнього. Водночас, у розподілі Пуассона, частіше використовуваному в моделюванні рідкісних подій, ймовірність кожної події залишається постійною, незалежно від кількості попередніх спостережень, що ілюструє події з незалежною структурою.

Третім значущим компонентом є стохастичні процеси, які становлять основу багатьох моделей у різних галузях, від фізики до економіки. Стохастичний процес можна розглядати як серію випадкових змінних, які змінюються з часом або простором. Це дозволяє відстежувати динаміку випадкових явищ у різних контекстах, таких як зміни вартості фінансових активів або температури навколишнього середовища в різних точках простору. Існує два основні типи стохастичних процесів: безперервні і дискретні. Безперервні процеси дозволяють відстежувати зміни в кожен момент часу, тоді як дискретні процеси обмежуються певними моментами. Наприклад, динаміка зміни ціни акцій на біржі є прикладом безперервного стохастичного процесу, оскільки ціна може змінюватися в будь-який момент часу. Навпаки, кількість клієнтів, які заходять у магазин протягом години, є дискретним процесом, оскільки зміни фіксуються з певною частотою.

Додатково до цих компонентів, ключовою концепцією в стохастичних моделях є кореляція та залежність між випадковими змінними або між їх значеннями в різні моменти часу. Це дозволяє дослідникам аналізувати структуру взаємозв'язків між подіями або станами системи і визначати, якою мірою одна змінна впливає на іншу. Кореляція відіграє центральну роль у фінансових моделях, де зміни вартості одного активу можуть впливати на вартість іншого. Наприклад, якщо два активи мають високу позитивну кореляцію, зростання ціни одного може передбачати зростання ціни іншого. Така залежність дозволяє більш точно прогнозувати майбутні зміни в складних системах, таких як фінансові ринки або екологічні процеси.

Таким чином, основні компоненти стохастичної моделі – випадкові змінні, ймовірнісні розподіли, стохастичні процеси і кореляція – забезпечують комплексний підхід до моделювання систем з невизначеністю. Вони дозволяють розробляти математичні моделі для розуміння, аналізу і прогнозування поведінки складних систем у різних галузях науки і практики.

1.3 Типи стохастичних моделей

Стохастичні моделі є основою для вивчення систем, де випадковість грає важливу роль. Їх різноманітність дозволяє підібрати найоптимальніший підхід для моделювання конкретних явищ, що відбуваються в реальних умовах, де точні детерміновані методи можуть виявитися недостатньо ефективними через вплив невизначених або випадкових факторів. Опис типів стохастичних моделей варто розпочати з однієї з найбільш фундаментальних концепцій – стохастичних процесів. Цей тип моделі дозволяє вивчати динаміку явищ, яка змінюється в часі або просторі під впливом випадкових факторів.

Одним із класичних прикладів стохастичного процесу є Броунівський рух. Цей процес був спостережений і описаний ще в 19 столітті і демонструє, як частинки, що знаходяться в рідині, хаотично рухаються під впливом теплової енергії молекул середовища. Броунівський рух став не лише основою для багатьох фундаментальних досліджень у фізиці та хімії, але й знайшов застосування у фінансовому аналізі. У фінансах цей процес описує поведінку цін фінансових активів, що змінюються під впливом ринкових факторів, і служить основою для розробки складних фінансових моделей. Використання стохастичних процесів у фінансах дозволяє враховувати випадкові коливання та непередбачувані зміни на ринках, що робить їх незамінним інструментом для аналітиків і інвесторів.

Окрім класичних стохастичних процесів, у науці широко використовуються ланцюги Маркова, які є ще одним важливим типом стохастичних моделей. Головна особливість ланцюгів Маркова полягає у марковській властивості – систематичній залежності ймовірностей переходу між станами тільки від поточного стану. Це спрощує математичні обчислення та дозволяє моделювати складні системи без необхідності аналізу всієї історії змін. Ланцюги Маркова знаходять застосування у багатьох галузях науки і техніки. Наприклад, у сфері телекомунікацій вони використовуються для моделювання потоку даних через мережі, в економіці – для аналізу поведінки споживачів, а в біології – для моделювання генетичних процесів та еволюції.

Існують різні варіанти ланцюгів Маркова, серед яких найпоширенішими є дискретні ланцюги та безперервні ланцюги Маркова. Дискретні ланцюги, де стан системи фіксується у певні дискретні моменти часу, активно використовуються для моделювання таких явищ, як черги у сервісних системах або аналіз роботи технічних пристроїв, що перемикаються між різними режимами роботи. Безперервні ланцюги Маркова застосовуються для моделювання явищ, що змінюються плавно і безперервно у часі, таких як демографічні процеси або ризик настання страхових подій.

Стохастичні диференціальні рівняння (СДР) – це ще одна надзвичайно важлива форма стохастичних моделей, що об'єднує детерміновані підходи і випадкові процеси. Вони стали невід'ємною частиною моделювання систем, що зазнають впливу невизначеності або зовнішніх випадкових факторів. На відміну від звичайних диференціальних рівнянь, які описують динаміку системи на основі детермінованих законів природи, стохастичні диференціальні рівняння враховують додаткові випадкові збурення, що моделюються за допомогою стохастичних процесів, таких як білий шум. Це дає змогу описати поведінку системи більш реалістично. Наприклад, в економіці та фінансах стохастичні диференціальні рівняння часто застосовуються для моделювання коливань цін активів, відсоткових ставок або валютних курсів. Відоме рівняння Блека-Шоулза, яке використовується для оцінки вартості опціонів, враховує стохастичну природу фінансових ринків і випадкові коливання, що дозволяє побудувати точніші прогнози щодо майбутньої вартості активів.

Стохастичні диференціальні рівняння також знаходять широке застосування в інших галузях, зокрема в біології, де їх використовують для моделювання популяційної динаміки або еволюційних процесів, враховуючи випадкові флуктуації, що впливають на виживання та репродукцію організмів. У фізиці СДР застосовуються для опису поведінки систем у складних середовищах, де випадкові фактори можуть впливати на енергетичні рівні або структуру матеріалу.

Отже, стохастичні моделі є потужними інструментами для аналізу і прогнозування динаміки складних систем у різних галузях. Їхні різні типи – від стохастичних процесів до ланцюгів Маркова і стохастичних диференціальних рівнянь – надають дослідникам гнучкі методи для врахування випадковості і невизначеності, що робить їх незамінними у сучасній науці, техніці та фінансових аналізах. Стохастичні моделі дозволяють створити більш глибоке розуміння складних процесів та розробити ефективні стратегії для керування ними у світі, де випадковість часто є невід'ємною частиною реальності.

1.4 Основні методи аналізу стохастичних моделей

Аналіз стохастичних моделей ґрунтується на використанні двох основних підходів – аналітичних та чисельних методів. Аналітичні методи дозволяють отримати точні розв’язки для моделей, що мають порівняно просту структуру або особливі математичні властивості. Одним із прикладів таких моделей є ланцюги Маркова, для яких можна знайти стаціонарні розподіли ймовірностей. Ці розподіли описують поведінку системи у довгостроковій перспективі, коли всі транзиторні процеси вже завершені. Важливим аспектом аналітичного підходу є можливість дослідження стабільності системи, пошук рівноважних станів і визначення ймовірності знаходження системи в певному стані на нескінченно великому часовому інтервалі. Аналогічно, аналітичні методи застосовуються для вирішення деяких класів стохастичних диференціальних рівнянь, що дозволяє отримати конкретні формули для опису поведінки систем у часі.

Проте, на практиці більшість реальних систем є занадто складними для аналітичного розв'язання через наявність численних випадкових факторів і складної взаємодії між компонентами системи. Наприклад, системи зі значною кількістю можливих станів, як у складних економічних моделях або багаточастинкових системах у фізиці, часто не піддаються аналітичному вирішенню через складність їхніх рівнянь і високий рівень невизначеності. Саме тому для аналізу складних стохастичних моделей часто використовуються чисельні методи, які дозволяють здійснити обчислення і наближення результатів.

Одним із найпоширеніших чисельних методів є метод Монте-Карло, який широко використовується в багатьох науках для моделювання випадкових процесів. Цей метод базується на генерації великої кількості випадкових сценаріїв для досліджуваної системи, після чого аналізуються середні або очікувані характеристики результатів. Такий підхід є особливо корисним для аналізу систем, у яких точний аналітичний розв'язок є надзвичайно складним або неможливим через велику кількість взаємопов'язаних випадкових змінних. Метод Монте-Карло ефективно використовується у фінансовому аналізі для оцінки ризиків і вартості фінансових інструментів, у фізиці для моделювання процесів розсіювання частинок, а також в екології для передбачення динаміки популяцій під впливом зовнішніх випадкових факторів, таких як зміна клімату або забруднення навколишнього середовища.

Ще одним важливим чисельним підходом є чисельна симуляція ланцюгів Маркова, яка дозволяє моделювати еволюцію системи з часом. Цей метод стає незамінним у випадках, коли система має дуже велику кількість можливих станів або подій, що робить аналітичний підхід непрактичним. Симуляція ланцюгів Маркова дає змогу відстежувати динаміку станів системи в часі і аналізувати її ймовірнісну структуру, що особливо корисно для систем з високим рівнем невизначеності або випадковими переходами між станами. Наприклад, симуляція може використовуватися для прогнозування поведінки клієнтів у маркетингових дослідженнях, де кожен клієнт може перебувати в одному з кількох можливих станів (купівля, перегляд продукту, відмова від покупки тощо), і ці переходи можуть бути змодельовані на основі ланцюга Маркова.

Також важливим чисельним методом є метод кінцевих різниць, що використовується для чисельного розв’язку стохастичних диференціальних рівнянь. У цьому підході рівняння розбиваються на малі кроки, і кожен наступний крок обчислюється на основі попереднього, що дозволяє поступово будувати наближене рішення. Метод кінцевих різниць часто застосовується для моделювання динаміки систем у фінансовій математиці, особливо у випадках, коли моделі містять стохастичні елементи, такі як випадковий шум або флуктуації. Наприклад, у моделюванні цін фінансових активів метод кінцевих різниць дозволяє розраховувати ймовірність коливань ціни на основі моделі Блека-Шоулза.

Крім того, одним із важливих напрямків чисельного аналізу стохастичних моделей є використання симуляцій на основі агентів. Агентні моделі використовуються для моделювання складних систем, де кожен агент може поводитися по-різному залежно від випадкових факторів або внутрішньої стратегії. Ці моделі широко застосовуються в соціальних науках, економіці та біології для моделювання взаємодій між індивідами або компонентами системи, що підпорядковуються випадковим правилам або закономірностям. Агентні моделі дозволяють досліджувати складну колективну поведінку і взаємодію в системах, де традиційні аналітичні методи не здатні дати точний розв'язок через складність взаємодій між елементами системи.

Таким чином, основні методи аналізу стохастичних моделей, як аналітичні, так і чисельні, забезпечують гнучкий підхід до моделювання випадкових процесів і складних систем. Аналітичні методи дозволяють отримати точні результати для простих моделей, тоді як чисельні методи, такі як метод Монте-Карло, чисельна симуляція ланцюгів Маркова, метод кінцевих різниць і агентні симуляції, забезпечують можливість дослідження складних стохастичних сист ем, що не піддаються аналітичному розв'язанню. Кожен із цих методів має свої переваги і недоліки, і вибір методу залежить від конкретної системи, що вивчається, та її математичних властивостей.

1.5 Застосування стохастичних моделей

Стохастичні моделі мають надзвичайно широке застосування в різних наукових і прикладних сферах. У фінансах вони використовуються для моделювання динаміки цін активів, оцінки ризиків, а також для визначення стратегії управління портфелями. Наприклад, модель Блека-Шоулза для оцінки опціонів використовує стохастичні диференціальні рівняння для передбачення змін вартості фінансових інструментів у часі. Це дозволяє фінансовим аналітикам оцінювати ймовірність певних подій на ринках і приймати зважені рішення.

У біології стохастичні моделі використовуються для моделювання процесів поширення інфекцій, динаміки популяцій, а також для аналізу генетичних процесів. Наприклад, у моделі поширення епідемій випадкові події, такі як зустрічі між інфікованими і здоровими індивідами, можуть мати істотний вплив на результат. Це дозволяє моделювати динаміку поширення хвороби в популяції і розробляти ефективні стратегії боротьби з епідеміями.

Вгалузі економіки стохастичні моделі використовуються для опису макроекономічних процесів, таких як динаміка виробництва, рівень безробіття або інфляції. Випадкові зміни в попиті та пропозиції на ринках, а також вплив зовнішніх факторів, таких як коливання цін на сировину або політичні події, можуть суттєво вплинути на економічні системи. Стохастичні моделі допомагають економістам краще зрозуміти, як ці фактори можуть вплинути на економічний ріст, стабільність ринків і політику держави. Наприклад, стохастичні моделі використовуються для моделювання сценаріїв економічних криз і аналізу ймовірності виникнення негативних економічних явищ.

У фізиці стохастичні моделі застосовуються для опису явищ, які піддаються випадковим впливам, таких як дифузія частинок, теплові коливання у твердих тілах або радіоактивний розпад. Наприклад, у моделі Броунівського руху враховується вплив випадкових теплових коливань на частинки, що дозволяє пояснити, як вони рухаються у рідинах або газах. Також стохастичні моделі знаходять застосування в термодинаміці для опису статистичної поведінки великої кількості частинок, що дозволяє передбачати їхні середні властивості.

Крім наукових дисциплін, стохастичні моделі мають широке застосування в інженерії та техніці. Наприклад, вони використовуються для моделювання роботи складних технічних систем, таких як енергетичні мережі, транспортні системи або мережі зв'язку. У цих системах можуть виникати випадкові збої, поломки або затримки, які важко передбачити детерміновано. Стохастичні моделі дозволяють оцінювати надійність систем, розробляти стратегії управління ризиками та покращувати роботу таких систем.

1.6 Модель Ідена

Модель Ідена є однією з ключових моделей, використовуваних для дослідження розвитку структурних змін у різних фізичних системах. Цю модель було запропоновано фізиком Джоном Іденом у 1949 році, і вона ґрунтується на моделюванні зростання кластерів шляхом послідовного додавання нових частинок до вже існуючих.

У найпростішій версії моделі Ідена, представленій на рис. 1.1, ріст бактеріальної колонії імітується через поступове заповнення вузлів квадратної решітки вздовж периметра кластера.

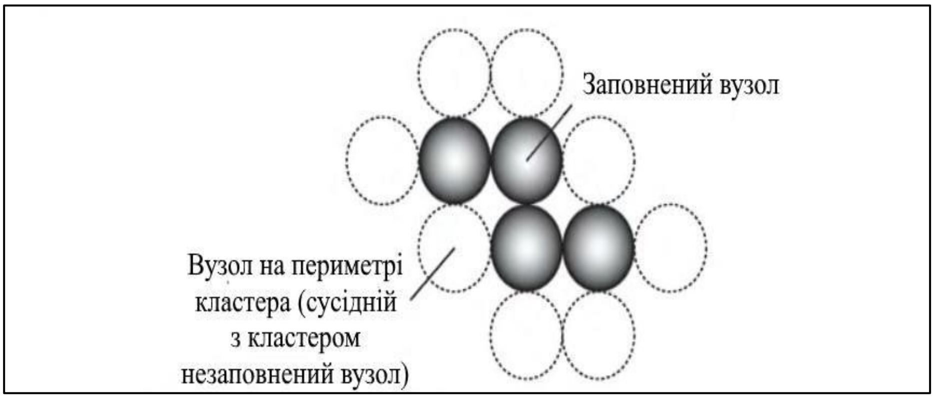

Рисунок 1.1 – Варіант моделі Ідена

Характеристики росту кластерів у цій базовій моделі залежать від ймовірності приєднання частинок до кластеру. Наприклад, якщо ймовірність приєднання кожної частинки є сталою, кількість частинок у кластері зростає експоненційно з часом. Проте, якщо ймовірність приєднання залежить від розміру кластера, це може призвести до того, що кластери досягнуть максимального розміру і зупиняться на цьому рівні.

На початковому етапі (t = 1) кластер складається лише з однієї частинки, яка є "зерном" зростання. Подальший ріст кластера відбувається за рахунок послідовного приєднання нових частинок до вузлів на його периметрі. Для квадратної решітки на початку кластер містить одну частинку і має периметр з 4 вузлів. На наступному кроці один з цих вузлів заповнюється, після чого визначається новий периметр тощо. У процесі моделювання складається список вузлів, які належать до периметра і можуть бути заповнені. У прикладі показано кластер, що складається з 4 частинок із периметром, який включає 8 вузлів. Варто зазначити, що в більш складних варіантах моделі можна випадковим чином обирати не тільки вузли, а й зв'язки між вузлами, що розташовані на периметрі.

У моделі Ідена ріст кластера відбувається шляхом додавання частинок (вузлів, зв'язків) на межі кластера випадково, з рівною ймовірністю [1–3]. Особливо просто це вдається зробити на решітці Бете [2, 3], де вважається, що кожен новий зв'язок додається в новому вимірі, тому решітка має нескінченну розмірність. Оскільки не відбувається перетинів зв'язків, отриманий кластер є деревом. Для чисел дерев, які залежать не тільки від форми, але й від порядку додавання зв'язків, маємо.

При побудові дерева за тими ж правилами на гіперкубічній решітці розмірності d виникають труднощі, якщо накладається заборона на перетин гілок (повторне зайняття вузлів). Виникаюче внаслідок цього умовне взаємодія гілок, відоме як об'ємна взаємодія [4], не дозволяє знайти точне аналітичне рішення задачі, тому застосовуються наближені методи [1, 3] або комп'ютерне моделювання [4, 6]. Об'ємна взаємодія змінює властивості дерев і призводить до їхньої залежності від варіантів побудови дерев. Зазвичай в моделях росту цікавляться такими властивостями великого кластера, як середньоквадратичний радіус і фрактальна розмірність [4, 6]. Усереднення виконується по відносно невеликій кількості кластерів. Вважається, що в моделі Ідена виростає щільний кластер [5, 6].

Інтерес становить дослідження властивостей усього ансамблю дерев, укладених у їхній породжуючій функції, введеній вище на прикладі решітки Бете. Такий аналіз виявився необхідним, наприклад, для дослідження аналітичних властивостей часових спінових кореляційних функцій при високих температурах [6]. Властивості дерев, отриманих після усереднення по всьому ансамблю, відрізняються від властивостей, отриманих при усередненні по невеликій вибірці. Справа в тому, що при побудові ансамблю дерев усі можливості будуть реалізовані, усі зв'язки периметра будуть послідовно перебрані. Тому більший внесок в ансамбль дадуть дерева, у яких більше нащадків, тобто більший периметр. Навпаки, при побудові вибірки з невеликої кількості дерев більший ваговий множник отримають дерева з меншим периметром, оскільки величина периметра стоїть у знаменнику при визначенні ймовірності зайняття одного вузла [5].

Відзначені властивості ансамблю дерев повинні знайти відображення в аналітичних властивостях породжуючої функції. Раніше ми висловили гіпотезу про наявність у цієї функції особливої точки при деякому кінцевому значенні хс змінної х. Оскільки ми не можемо довести це твердження точним розрахунком, будемо діяти інакше: з одного боку, проведемо числовий експеримент, з іншого – розрахунок характеристик особливої точки наближеними методами. Співпадіння результатів незалежних оцінок буде свідчити на користь висловленої гіпотези. Виконуючи цю програму, ми за допомогою комп'ютерного моделювання методом Монте-Карло оцінили збільшення повного числа дерев в ансамблі при збільшенні числа зв'язків n у дереві для простої (ПК) і гранецентричної (ГЦК) гіперкубічних решіток різної розмірності d (d = 2, 3, 4, 6, 8, 10). Потім методом розкладання по 1/d ми вивели асимптотичну формулу для параметра росту дерев, визначеного як величина, обернена до координати особливої точки породжуючої функції [5]. Отримано хорошу згоду теорії з результатами числового експерименту. З числових даних ми також витягли показник ступеня особливої точки породжуючої функції.

1.7 Порівняння моделей

Для моделювання лісових пожеж, росту колоній коралів і бактерій використовуються різні підходи, залежно від мети дослідження, доступних даних і масштабів задачі. Кожен із цих підходів має свої особливості та переваги.

Лісові пожежі часто моделюють за допомогою клітинних автоматів (CA), фізичних і статистичних моделей. Клітинні автомати використовують просторову сітку, де кожна клітинка перебуває в певному стані (наприклад, "ліс", "вогонь", "вигоріла земля"). Перехід між станами визначається правилами, що враховують такі фактори, як вітер, вологість і тип пального. Цей підхід є ефективним і простим для імітації просторово-часової динаміки пожеж. Фізичні моделі, навпаки, базуються на рівняннях теплопереносу, кінетиці горіння та аеродинаміці. Вони забезпечують високу точність, але потребують значних обчислювальних ресурсів. Статистичні моделі використовують історичні дані для прогнозування ймовірності пожежі в певній місцевості й часто включають машинне навчання для обробки великих обсягів інформації.

Ріст колоній коралів зазвичай моделюють за допомогою фрактальних моделей, клітинних автоматів і моделей зростання та взаємодії. Фрактальні моделі дозволяють природним чином відобразити складну розгалужену структуру коралів, враховуючи доступність світла та конкуренцію за простір. Клітинні автомати симулюють ріст колоній через зміни стану клітинок у просторі, з урахуванням впливу екологічних факторів, таких як кислотність води чи температура. Моделі зростання та взаємодії поєднують фізіологічні аспекти росту коралів із зовнішніми умовами, забезпечуючи комплексний підхід до вивчення їхньої динаміки.

Колонії бактерій моделюються за допомогою реакційно-дифузійних моделей, клітинних автоматів і агентних моделей. Реакційно-дифузійні моделі описують взаємодію бактерій із середовищем, наприклад, їхнє поглинання поживних речовин або реакцію на антибіотики. Клітинні автомати надають можливість змоделювати просторову динаміку росту колоній, зокрема обмеження, спричинені конкуренцією за поживні речовини чи місце. Агентні моделі дозволяють деталізувати поведінку кожної бактерії як окремого агента, що рухається, розмножується або виділяє хімічні речовини, створюючи високодеталізовані симуляції мікромасштабних процесів.

Модель Ідена має важливі переваги для опису процесів росту, які відбуваються в умовах конкуренції за простір. Ця модель дуже проста в реалізації, що робить її зручною для використання в системах, де важливо швидко отримати результати. Вона природно відображає динаміку росту структур, таких як колонії бактерій або коралів, враховуючи просторові обмеження. Завдяки своїй гнучкості модель може бути адаптована до різних умов, наприклад, до дифузії поживних речовин або інших зовнішніх впливів. Крім того, модель Ідена забезпечує реалістичний фронт росту, що робить її ефективною для опису експансії колоній або навіть поширення лісових пожеж у спрощених сценаріях (табл. 1.1).

Таблиця 1.1 – Порівняння стохастичних моделей

Об’єкт моделювання	Тип моделі	Короткий опис	Переваги
Лісові пожежі	Клітинні автомати (CA)	Просторова сітка, де стан клітинок змінюється за правилами (вогонь, ліс, вигоріле місце).	Простота реалізації, ефективність для моделювання просторової динаміки.

Продовження таблиці 1.1

Лісові пожежі	Фізичні моделі	Засновані на рівняннях теплопереносу, кінетиці горіння, аеродинаміці.	Висока точність, реалістичність фізичних процесів.
Лісові пожежі	Статистичні моделі	Використовують історичні дані для оцінки ймовірності пожежі.	Врахування великої кількості факторів, можливість застосування машинного навчання.
Ріст колоній коралів	Фрактальні моделі	Описують розгалужену структуру коралів з урахуванням доступу до світла та конкуренції за простір.	Відповідність складним морфологічним структурам.
Ріст колоній коралів	Клітинні автомати	Симулюють ріст колоній через зміни стану клітинок у просторі.	Простота, врахування екологічних факторів (температура, кислотність).
Ріст колоній коралів	Моделі зростання та взаємодії	Поєднують фізіологічний ріст із впливом середовища.	Комплексний підхід до моделювання динаміки росту.
Колонії бактерій	Реакційно-дифузійні моделі	Описують взаємодію бактерій із середовищем через рівняння дифузії та реакції.	Реалістичність, можливість врахування хімічних процесів.

Кінець таблиці 1.1

Колонії бактерій	Клітинні автомати	Просторова сітка, де правила визначають ріст бактерій і використання поживних речовин.	Простота, моделювання конкуренції за ресурси.
Колонії бактерій	Агентні моделі	Кожна бактерія є індивідуальним агентом з власною поведінкою.	Деталізація на рівні індивідуальних агентів.
Модель Ідена	Геометрична модель росту	Імітує процеси росту в умовах конкуренції за простір.	Простота, адаптивність до різних умов, природна відповідність фронтальній динаміці.

Висновки до розділу 1

Стохастичні моделі є важливим і необхідним інструментом для аналізу систем, що піддаються випадковим впливам або мають невизначену природу. Враховуючи те, що більшість реальних систем у природі та техніці мають випадкові характеристики, використання стохастичних моделей дозволяє точніше передбачати поведінку цих систем і приймати зважені рішення на основі аналізу ймовірностей.

У ході дослідження були розглянуті основні компоненти стохастичних моделей, включаючи випадкові змінні, ймовірнісні розподіли та процеси. Було проаналізовано різні типи стохастичних моделей, такі як стохастичні процеси, ланцюги Маркова та диференціальні рівняння з випадковими впливами. Важливим аспектом дослідження було також розуміння методів аналізу стохастичних моделей, включаючи аналітичні та чисельні підходи, а також метод Монте-Карло.

Стохастичні моделі мають широке застосування у фінансах, біології, економіці, фізиці та інженерії, що свідчить про їхню універсальність і важливість у різних галузях науки та техніки. Вони дозволяють моделювати невизначені системи, прогнозувати їхню поведінку та допомагають приймати обґрунтовані рішення у ситуаціях, де випадковість відіграє ключову роль.

У сучасних наукових дослідженнях і прикладних задачах стохастичні моделі стають все більш важливими, оскільки багато процесів, які вважалися детермінованими, насправді містять суттєві випадкові компоненти. Тому глибоке розуміння та вміння працювати з такими моделями є важливою навичкою для дослідників і практиків у багатьох галузях.

2 ТИПИ МОДЕЛЕЙ ІДЕНА

2.1 Ґраткові моделі Ідена

Решіткові моделі мають надзвичайно просту програмну реалізацію та дозволяють проводити масштабні обчислення для великих розмірів кластерів. Однак їхнім суттєвим недоліком є можливість впливу симетрії решітки на структуру утвореного кластера. Це вплив може викривлювати результати моделювання, що не завжди відповідає реальним фізичним процесам. Такий вплив можна легко продемонструвати за допомогою так званої моделі із подавленням шуму.

Суть цієї моделі полягає в тому, що вузол на периметрі кластера не заповнюється одразу, а лише після певної кількості спроб чи візитів m у цей вузол. Це означає, що новий елемент додається до кластера лише тоді, коли певний вузол на периметрі отримує встановлену кількість відвідувань. Щоб реалізувати цю концепцію, ведеться підрахунок кількості візитів у кожен вузол на периметрі. Лише після того, як кількість відвідувань досягне значення m, цей вузол може бути заповнений, тобто включений до кластера.

Важливо зазначити, що потенційні вузли на периметрі поповнюються лише після успішної спроби заповнення [6,7]. Це створює додаткову варіативність у структурі кластерів, що дозволяє знизити вплив симетрії початкової решітки на кінцевий результат. Приклад кластерів, побудованих при різних значеннях параметра.

Зі збільшенням значення m кластер поступово набуває форми квадрата, що є наслідком зменшення впливу симетрії підкладки на структуру кластера. Тобто, чим більше значення m, тим більше кластер набуває геометрично правильної форми, що відображає вплив симетрії підкладки на утворений кластер (рис. 2.1).

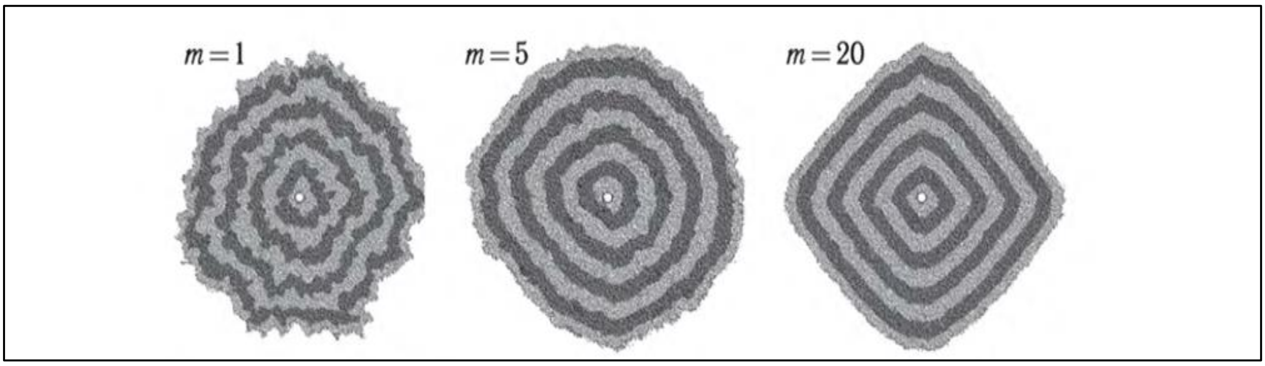

Рисунок 2.1 – Структура кластерів Ідена для ґраткової моделі з подавленням шуму(ріст на квадратній решітці)

Цей підхід дозволяє краще моделювати процеси, де випадкові флуктуації або "шум" можуть впливати на ріст кластера, допомагаючи уникнути занадто регулярних структур, які є артефактом решіткової моделі.

2.2 Неґраткові моделі

Моделі Ідена є потужним інструментом для моделювання процесів росту кластерів і можуть бути розділені на дві основні категорії: ґраткові (решіткові) та неґраткові (нерешіткові). Кожен із цих підходів має свої переваги, особливості та певні обмеження, що визначають їх застосування для різних завдань.

Ґраткові моделі ґрунтуються на дискретному просторі, де всі процеси відбуваються на регулярній решітці. У цьому випадку кластер росте шляхом випадкового заповнення вузлів на ґратці, причому новий елемент додається до кластера лише тоді, коли він стикається з уже існуючим елементом через спільну сторону (або ребро, якщо розглядати тривимірний випадок). Цей підхід вирізняється своєю простотою і легкістю програмної реалізації, що робить його придатним для моделювання дуже великих кластерів. Однак значним недоліком ґраткових моделей є можливість спотворення результатів через вплив симетрії ґратки, що може суттєво змінювати форму і структуру утворених кластерів.

На противагу цьому, неґраткові моделі Ідена використовуються для моделювання росту кластерів на неперіодичних і нерегулярних поверхнях, де традиційні ґраткові підходи не можуть бути застосовані. У цих моделях відсутня дискретна структура решітки, і замість цього використовуються рівняння для інтенсивності потоку частинок на поверхню. Такі рівняння враховують різні фізичні процеси, включаючи дифузію частинок, їх взаємодію між собою на поверхні, а також інші фізико-хімічні реакції [7]. Завдяки цьому неґраткові моделі дозволяють відтворювати складніші процеси зростання, що ближчі до реальних фізичних умов.

Нерешіткові моделі є значно складнішими в програмній реалізації і потребують набагато більше обчислювальних ресурсів у порівнянні з ґратковими. Один із прикладів такої моделі працює за таким принципом: спочатку випадково обирається пробна клітина на поверхні. Після цього визначаються її сусідні клітини, які знаходяться на відстані, меншій за два діаметри від обраної. Це дозволяє встановити зону впливу навколо цієї клітини.

Далі навколо обраної пробної клітини сканується простір із певним кутовим кроком, наприклад ($2\pi/k$), де k – кількість секторів для сканування. У процесі цього сканування аналізуються можливі напрямки росту, де кожен із сусідніх елементів блокує певний сектор кутів, тим самим перешкоджаючи росту в цьому напрямку [8]. Якщо вдається знайти вільний сектор, новий елемент додається до кластера у цьому напрямку на відстані, що дорівнює діаметру клітини. Якщо ж усі напрямки заблоковані, обрана пробна клітина оголошується "мертвою" і далі не розглядається для росту.

Процес повторюється для інших випадково обраних пробних клітин до досягнення потрібного розміру кластера або певної кількості ітерацій. Завдяки такому підходу неґраткові моделі можуть значно зменшити вплив симетрії початкової підкладки, дозволяючи створювати більш реалістичні моделі зростання.

Таким чином, неґраткові моделі Ідена є більш універсальними та адаптованими до моделювання процесів у складних середовищах, де ґраткові методи не можуть дати задовільних результатів. Вони знаходять своє застосування у фізиці конденсованого стану, хімічних реакціях на поверхнях, а також у дослідженні біологічних структур. Однак їхня реалізація є складнішою і вимагає більших обчислювальних потужностей, що обмежує їх використання для моделювання дуже великих систем (рис. 2.2).

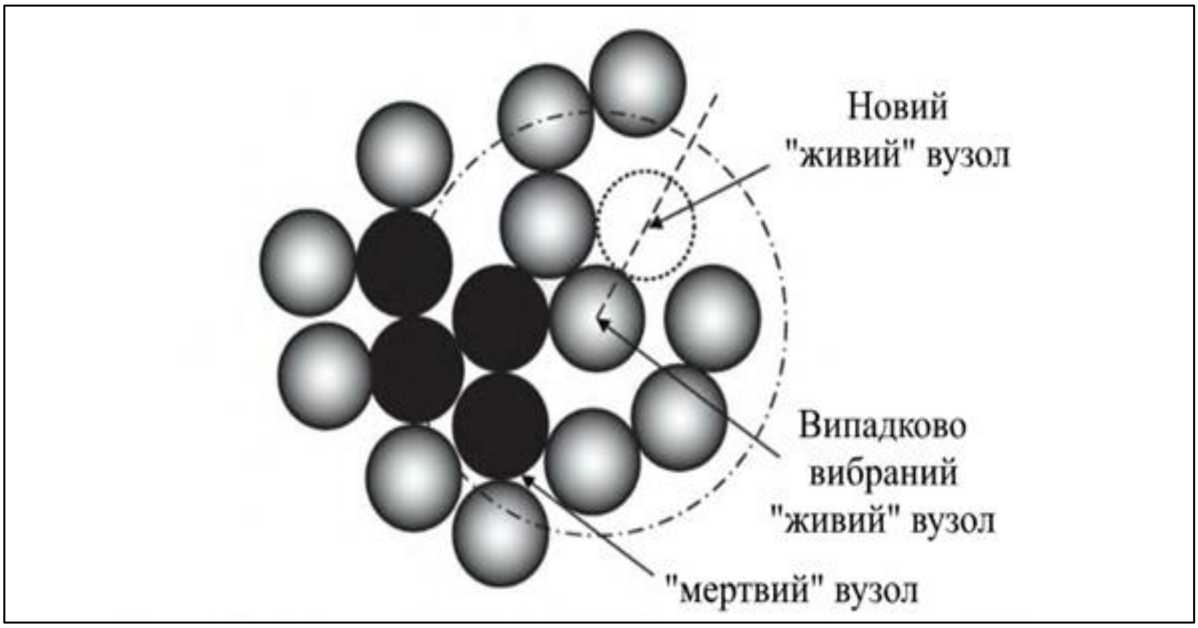

Рисунок 2.2 – Неґраткова модель Ідена

Вибір значення параметра k відіграє вирішальну роль у моделі, оскільки від цього залежить кінцевий стан системи. Якщо k є занадто малим, то окремі клітини можуть передчасно визначатися як «мертві», що негативно впливає на процес формування кластерів і призводить до зменшення їхньої щільності. У результаті це може суттєво вплинути на характеристики системи, зокрема на її здатність досягати високої густоти заповнення. Проведені розрахунки демонструють, що при $k \approx 24$ модель виходить на асимптотичний режим, при якому щільність заповнення наближається до граничного значення $\rho = 0,8276$. Це значення є вищим за щільність випадкової упаковки дисків, яка становить $\rho = 0,772$. Однак навіть при оптимальному значенні параметра k щільність у моделі залишається нижчою за максимально можливу щільність, що становить $\rho = 0,9069$. Таким чином, правильний вибір параметра k є ключовим для досягнення ефективності та точності моделювання.

2.3 Структура моделей Ідена

Дослідження показали, що кластери Ідена мають високу внутрішню щільність, що підтверджується залежністю між числом частинок N у кластері та радіусом гірації . Ця залежність виражається у вигляді співвідношення: $N \approx R_g^d$, де d майже збігається з евклідовою розмірністю, що вказує на компактність структури.

Радіус гірації кластера, який є мірою розподілу частинок навколо центра мас, визначається за формулою:

$$R_g = \sqrt{(1/N * \Sigma(r_i - r)^2)} \tag{2.1}$$

де r_i – координати кожної частинки;

$r = (1/N) * \Sigma r_i$ – середнє значення координат, яке відповідає центру мас кластера.

Хоча кластер Ідена має щільну внутрішню структуру, його поверхня сильно нерівна та має складну фрактальну будову. Внаслідок цього, кількість вузлів на поверхні кластера масштабується як: $N_s \approx R_g^d f$, де $df > 1$ є фрактальною розмірністю поверхні. Це свідчить про те, що поверхня кластера є нерегулярною та має властивості фрактала, відрізняючись від гладких структур.

До сьогодні було розроблено багато варіацій моделі Ідена, які дозволяють детально вивчати процеси росту бактеріальних колоній. Ці моделі враховують численні фактори, такі як міграція клітин, їхній поділ і злиття, а також специфічні особливості їхньої динаміки [10, 11]. Наприклад, модель Ідена широко використовується для моделювання процесів загоєння ран та регенерації тканин, що мають практичне значення в біомедицині. Також її застосовують для аналізу росту популяцій ракових клітин, що дозволяє краще розуміти механізми поширення пухлин.

Крім того, моделі, що базуються на принципах Ідена, успішно застосовуються для опису природних стохастичних процесів, таких як агрегація частинок у колоїдних системах, поведінка заряджених частинок у плазмі, а також динаміка русел річок, зокрема еволюція їхніх берегових ліній. Завдяки своїй універсальності, ці моделі можуть бути адаптовані для різних галузей, включаючи фізику, біологію та екологію [12].

Таким чином, модель Ідена є однією з основних у дослідженнях стохастичного росту. Її простота і гнучкість дозволяють використовувати цю модель для вивчення широкого спектру природних і техногенних процесів, що характеризуються складною динамікою та випадковими впливами. Вона є основою для багатьох сучасних підходів до моделювання складних систем і має перспективи для подальшого розвитку в різних наукових і прикладних дослідженнях.

2.4 Перколяційна модель

Перколяційна модель – це математичний підхід, який застосовують для опису процесу проникнення рідин, газів або інших речовин крізь в’язкі та тверді матеріали, як-от пористі породи, текстильні волокна, композити тощо. Ця модель ґрунтується на теорії перколяції, яка аналізує, як змінюються властивості системи в залежності від кількості та розмірів включень (перколяційних кластерів) у певній матриці. Відкриття та дослідження цієї залежності дозволяють краще зрозуміти поведінку складних матеріалів у різних умовах.

Одним із прикладів подібних моделей є модель Ідена, яка часто використовується для моделювання зростання клітинних структур, таких як бактеріальні колонії. Особливістю кластерів Ідена є компактна внутрішня структура, залежна від кількості частинок і радіусу гірації – величини, що визначається як середня відстань до центру мас кластеру. При цьому поверхня таких кластерів має фрактальний характер, демонструючи високу ступінь нерівності та складність [13]. Кількість вузлів на їхньому периметрі збільшується відповідно до евклідової розмірності кластеру.

Сучасні варіанти моделі Ідена враховують такі додаткові фактори, як міграція клітин, їхнє обертання, поділ і ріст, що дозволяє більш точно моделювати динаміку клітинних систем [14]. Ці розширені моделі знаходять застосування у дослідженнях процесів загоєння ран, регенерації біологічних тканин, а також у вивченні зростання ракових клітин та інших природних стохастичних явищ.

У перколяційній моделі ключову роль відіграє явище фазового переходу, при якому властивості системи змінюються поступово, доки кількість включень не досягне критичного значення. Після цього система переходить зі стану ізоляції до стану, коли вона стає проникною для певних речовин. Такий фазовий перехід визначається критичним порогом, що залежить від розміру, форми та орієнтації включень у матриці. Наприклад, для квадратної решітки критична концентрація *p* становить приблизно 0,5927, що означає, що близько 59,27% вузлів повинні бути активними для утворення перколяційного кластеру [15].

Одним із простих варіантів моделі Ідена є модель з блокуванням, де частина точок зростання на межі кластеру може блокуватися з певною ймовірністю.

Це призводить до уповільнення росту, втрати компактності та можливого повного припинення розвитку кластера при достатньо високих значеннях У цьому випадку модель з блокуванням стає аналогом перколяційної моделі, оскільки значення збігається з перколяційною концентрацією для відповідної решітки (рис 2.3).

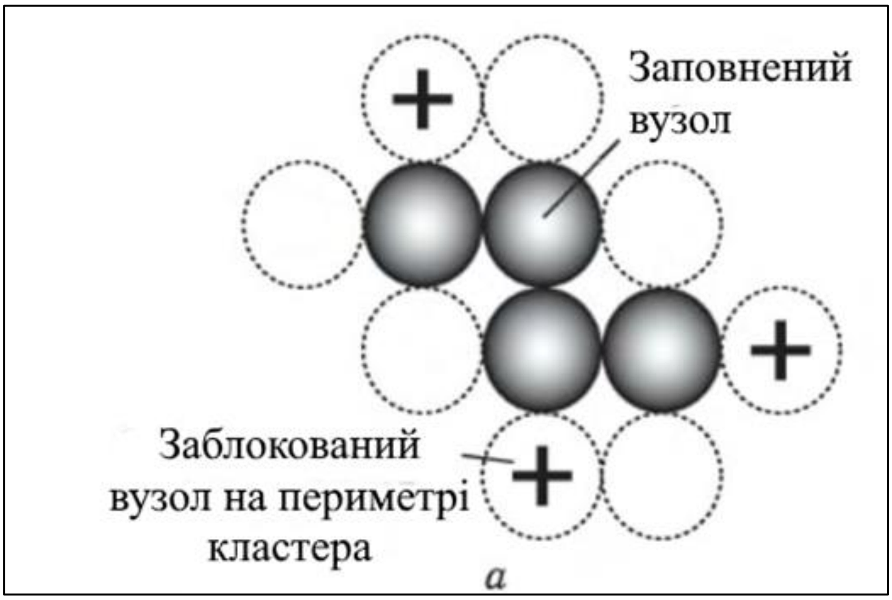

Рисунок 2.3 – Модель з блокуванням

Загалом, перколяційні моделі широко використовуються для моделювання процесів, пов’язаних із фільтрацією рідин, рухом газів або теплопровідністю в матеріалах різної пористості. Вони також знаходять застосування в таких галузях, як фізика м’яких матеріалів, екологічні дослідження, геологія та інші сфери, де важливо враховувати особливості структури та пористості середовищ.

2.5 Модель екранованого зростання

Модель екранованого росту є однією з ключових у вивченні процесів утворення кластерів у різних середовищах. Вона базується на припущенні, що частинки та кластери взаємодіють між собою подібно до заряджених тіл, де основну роль відіграють сили відштовхування. Це дозволяє моделювати ситуації, в яких зростання структури залежить не лише від випадкового приєднання нових частинок, а й від їх взаємного впливу [16].

Основна ідея цієї моделі полягає у врахуванні відстані між частинками та вузлами на периметрі кластера, що визначає ймовірність приєднання нової частинки. Виходячи з формули, наведеної вище, можна побачити, що ймовірність приєднання (f_i) залежить від експоненційного зменшення потенціалу взаємодії з відстанню [17]. Це означає, що частинки, розташовані ближче до кластера, мають вищу ймовірність приєднання, ніж ті, що знаходяться далі.

Ймовірність росту кластера на певному вузлі периметра визначається наступним рівнянням:

$$f_i = \prod_{j=1}^{N} \exp\left(-\frac{a}{r_{ij}^{\psi}}\right) / \sum_{i=1}^{N_s} \times \prod_{j=1}^{N} \exp\left(-\frac{a}{r_{ij}^{\psi}}\right), \tag{2.2}$$

де N, N_s – кількість частинок у кластері та кількість вузлів на периметрі;

r_{ij} – відстань між зайнятим вузлом(i) та вузлом на периметрі (j);

α, ψ – параметри, що характеризують потенціал взаємодії.

Важливою характеристикою моделі є параметри a та ψ. Параметр a регулює інтенсивність взаємодії між частинками, в той час як параметр ψ визначає швидкість спадання потенціалу з відстанню. Наприклад, при великих значеннях ψ відштовхування між частинками буде слабким, що може призводити до більш компактного росту кластера [18]. З іншого боку, при низьких значеннях ψ утворюються більш розріджені, фрактальні структури, оскільки сила відштовхування стає значною навіть на великих відстанях.

Ця модель дозволяє аналізувати динаміку зростання у різних системах, таких як кристалізація, агрегація аерозолів, утворення флокул та інших процесах, де кластеризація відіграє важливу роль. Зокрема, вона є корисною для моделювання некомпактних кластерів, які проявляють фрактальні властивості. Це означає, що розмірність кластера може бути дробовою і залежить від параметра ψ, що визначає, як саме частинки взаємодіють одна з одною. Окрім цього, фрактальна розмірність є важливим показником для оцінки складності та нерегулярності утворених структур. Наприклад, у природних системах, таких як розповсюдження грибниці, ріст колоній бактерій або утворення мінеральних відкладень, фрактальна розмірність дозволяє описати самоподібність і масштабованість цих структур (рис. 2.4).

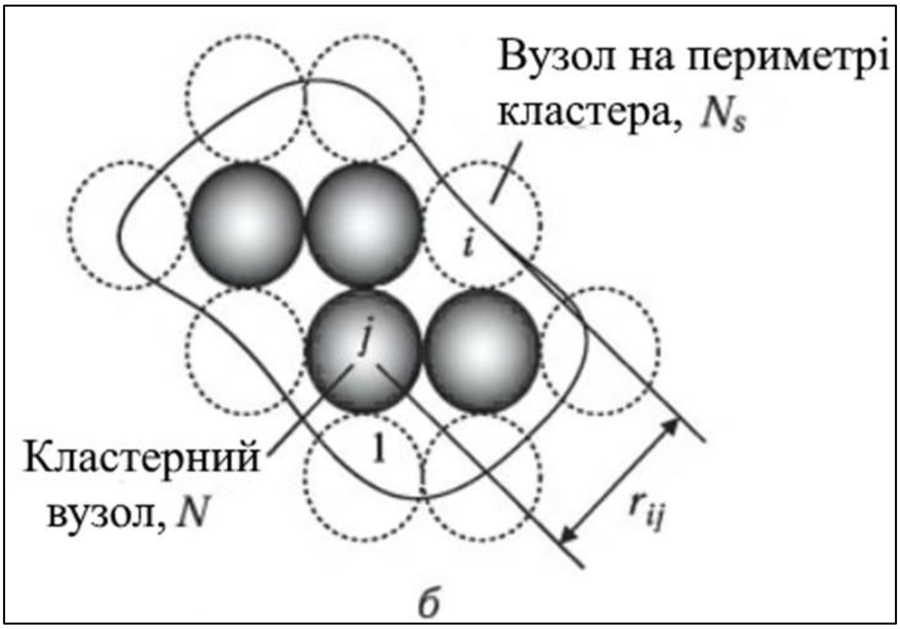

Рисунок 2.4 – Модель екраного росту

Застосування моделі екранованого росту виходить за межі природних систем і може бути використане у різних технічних процесах. Вона є основою для проектування нових матеріалів із заданими властивостями, а також для аналізу стійкості мережевих структур у контексті інженерії. Завдяки своїй універсальності та адаптивності, ця модель забезпечує можливість глибокого розуміння механізмів самоорганізації та зростання складних систем у широкому діапазоні застосувань.

2.6 Модель випадкового послідовного зростання

У моделі випадкового послідовного зростання пробний вузол на периферії заповнюється з певною ймовірністю f. Це означає, що при кожній спробі заповнення вузла ми не маємо гарантії його заповнення, а лише певний шанс, що це відбудеться. Такий підхід дозволяє моделювати випадкові процеси утворення кластерів або структур, які не мають чітко визначеної закономірності.

Додатково вводиться обмеження на щільність заповнення в межах сітки, щоб уникнути надмірного накопичення елементів (це називають умовою максимальної щільності) [19,20]. Тобто, у моделі передбачається, що кількість заповнених вузлів в певній області не може перевищувати встановлений ліміт, що дозволяє контролювати зростання кластерів та уникати занадто щільного скупчення елементів у одному місці.

Для кожного кроку моделювання обчислюється локальна щільність заповнення за формулою

$$\rho = \frac{N}{N_{max}}; \qquad (2.3)$$

де ρ – локальна щільність заповнення;

N – кількість заповнених вузлів;

N_{max} – максимально можливе число вузлів у межах окружності з радіусом R

Цей підхід дозволяє оцінити рівень заповнення локальної області та контролювати рівномірність розподілу елементів.

Результатом такого моделювання є утворення кластерів, які можуть мати фрактальні властивості. Фрактальні структури відрізняються самоподібністю на різних масштабах, що означає, що їхня структура виглядає схожою незалежно від рівня збільшення. Це особливо цікаво для вивчення природних процесів, таких як зростання кристалів або поширення бактерій (рис. 2.5).

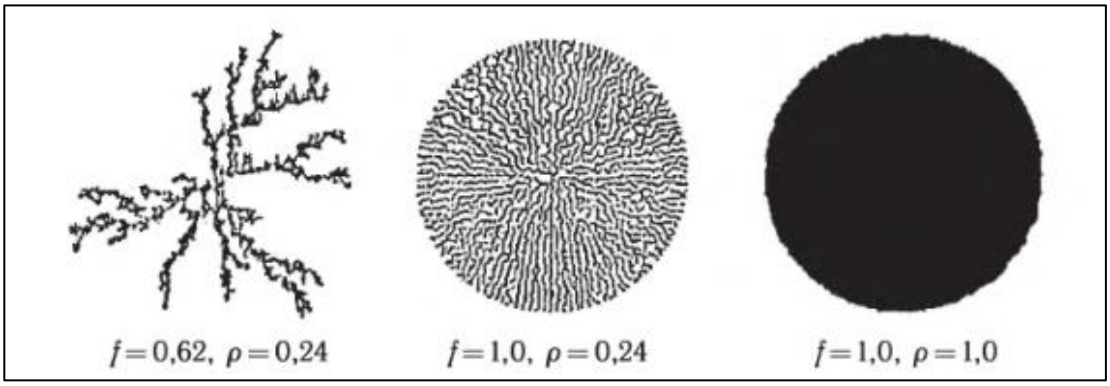

Рисунок 2.5 – Приклади структур кластерів зроблених за допомогою цього методу

На першому зображенні представлений кластер з гладкою фрактальною структурою, утворений численними тонкими гілками. Друге зображення демонструє кластер із більш грубою структурою, що складається з кількох великих гілок разом із декількома дрібнішими. Третє зображення ілюструє кластер, який має підобов'язкову структуру, включаючи велику кількість дрібніших кластерів. Кожен із цих кластерів володіє унікальними характеристиками та може знаходити застосування в різних сферах науки й техніки.

2.7 Модель «літаючого метелика»

Модель, відома як "летючий метелик", вводить спеціальне обмеження на максимальну відстань r між частинками, які приєднуються до периметра зростаючого кластеру. На відміну від класичної моделі Ідена, де частинки можуть приєднуватися до будь-якої точки периметра з однаковою ймовірністю, у моделі "летючого метелика" ймовірність приєднання залежить від відстані.Якщо значення ψ дорівнює нулю, модель стає ідентичною класичній моделі Ідена [21]. Це означає, що частинки приєднуються випадковим чином до будь-якої точки периметра без обмежень на відстань. В результаті формується компактна структура кластера з рівним периметром. Однак, якщо ψ більше за певне критичне значення d, частинки схильні приєднуватися до найближчих точок периметра, що призводить до утворення розгалуженої структури кластеру. У такому випадку приєднання частинок переважно відбувається в локальних зонах, створюючи нерівний, фрактальний контур.

Зміна значення ψ суттєво впливає на морфологію кластеру. Вищі значення цього параметра збільшують локальну щільність приєднаних частинок, внаслідок чого периметр стає більш гіллястим та складним. Водночас внутрішня частина кластера залишається щільною та компактною, зберігаючи цілісність. Це дозволяє моделі поєднувати характеристики як компактних, так і розгалужених структур, що робить її корисною для моделювання різних природних процесів.

Модель "летючого метелика" може бути ефективно використана для імітації процесів зростання бактеріальних колоній, де важливо враховувати обмеження на відстань між новими утвореннями. Також вона знаходить застосування у морфогенезі, де клітини мають обмежені можливості для міграції, що визначає форму та структуру тканин або органів. Окрім цього, модель підходить для вивчення процесів зростання грибів, поширення спор або розвитку колоній коралів, де обмеження на стрибки нових елементів впливають на загальну морфологію.

У подальших розділах дослідження аналізується розробка комп'ютерного алгоритму, що базується на зміненій моделі Ідена [23]. Алгоритм враховує параметр ψ, дозволяючи регулювати середню довжину стрибка та, відповідно, впливати на морфологічні властивості кластеру. Розроблене програмне забезпечення забезпечує можливість проведення комп'ютерних експериментів для вивчення впливу різних параметрів на формування та структуру кластерів, що має велике значення для моделювання різноманітних біологічних процесів.

2.8 Модель DLA

Модель Diffusion Limited Aggregation (DLA), запропонована в 1981 році Віталієм Курном і Євгеном Сімонсом, є фундаментальною математичною моделлю, яка описує процес утворення складних структур внаслідок дифузії частинок і їхнього випадкового приєднання до певної поверхні або "основи". Ця модель стала важливим інструментом для розуміння формування різноманітних природних структур, таких як агрегати частинок, осадження тонких плівок або навіть формування галактик. Основний принцип роботи моделі DLA базується на русі частинок, що здійснюють випадкові прогулянки (браунівський рух) до моменту зіткнення з існуючою структурою, після чого вони прикріплюються до неї. Такий процес породжує самоподібні фрактальні структури, які широко поширені в природі.

На противагу DLA, модель Ідена представляє процеси, пов’язані зі зменшенням або зміною структури в результаті випадкового видалення елементів. Ця модель має інший фокус і описує явища, де важливим є не стільки формування нових структур, як процес їхнього зникнення або деформації. Приклади включають динаміку лавиноподібного руйнування, колапс біологічних систем чи навіть флуктуації в економіці. Основний механізм моделі передбачає випадкове, але ізотопне видалення частинок із певною ймовірністю, що дає змогу оцінювати швидкість змін у системах та їхні довготривалі наслідки.

Інтеграція DLA у модель Ідена дозволяє досліджувати гібридні системи, що одночасно включають ріст і деградацію. Це відкриває нові можливості для вивчення складних динамічних процесів, таких як конкуренція за ресурси, вплив середовища на структуру системи, а також перехід від хаотичних до упорядкованих станів. Наприклад, комбіноване застосування цих моделей може бути корисним для моделювання біологічних тканин, де ріст клітин поєднується з апоптозом (програмованою загибеллю клітин). Такий підхід дозволяє виявляти ключові параметри, що визначають стабільність системи.

Окрім фізичних і біологічних застосувань, модель DLA демонструє високу ефективність у сфері моделювання соціально-економічних і екологічних процесів. Наприклад, її використовують для аналізу формування урбаністичних структур, дослідження розповсюдження чуток у соціальних мережах або моделювання поширення інфекційних захворювань [25]. Результати таких досліджень є корисними для прогнозування поведінки системи в різних сценаріях, таких як пандемії чи катастрофічні зміни клімату. Використовуючи модель DLA, дослідники можуть виявити залежності між формою структури, швидкістю її зростання та впливом зовнішніх факторів.

У біології модель DLA також знайшла своє застосування для моделювання зростання рослин, бактерій або коралових рифів. Складна фрактальна структура, що виникає внаслідок процесів дифузійного обмеження, нагадує природні візерунки, такі як венозна мережа чи дендрити нейронів. Наприклад, у нейробіології модель допомагає аналізувати формування зв'язків у мозку, де кожен "вузол" або "гілка" фракталу може представляти нейронні зв'язки. Це дозволяє глибше зрозуміти, як середовище впливає на організацію нейронних мереж або як дефекти у зростанні можуть призводити до неврологічних розладів.

У підсумку, моделі DLA та Ідена є надзвичайно корисними інструментами для дослідження складних систем, які охоплюють широкий спектр дисциплін – від фізики та біології до економіки та соціології. Комбінація цих моделей дозволяє отримувати нові знання про динамічні властивості систем, прогнозувати їхню поведінку та знаходити оптимальні способи управління ними. Завдяки здатності адаптуватися до різноманітних сценаріїв, ці моделі є потужними засобами для дослідження багатовимірних і складних процесів у природі та суспільстві.

2.9 Модель Ідена з ефектом пам'яті

Модель Ідена з ефектом пам'яті – це розширення класичної моделі Ідена, яка додає механізм пам'яті для клітин або частинок, що приєднуються до зростаючої колонії. У традиційній моделі Ідена нові клітини додаються на кордон колонії випадковим чином, залежно лише від поточного стану сусідніх клітин. Однак, у моделі з ефектом пам'яті, зростання також залежить від попередніх етапів розвитку колонії. Це означає, що історія розвитку впливає на ймовірність приєднання нових клітин до різних частин колонії, враховуючи минулі стани.

Що стосується механізму пам'яті, ця модель може враховувати клітини, які були додані раніше, тобто кожна нова клітина має певну "пам'ять" про те, яким чином формувалася колонія до цього моменту [27]. Наприклад, пам'ять першого рівня включає лише нещодавно додані сусідні клітини, тоді як пам'ять вищих рівнів може враховувати конфігурацію колонії в різні моменти часу. Це дозволяє моделювати процеси, де зростання є наслідком кумулятивного ефекту, і минулі стадії розвитку колонії можуть впливати на її майбутнє.

Щодо правил зростання, у цій моделі кожній потенційній точці додавання нової клітини присвоюється вага, яка залежить від історії її сусідів. Вагова функція впливає на ймовірність того, що клітина буде додана саме в цю точку. Це дозволяє підсилювати зростання у напрямках, які були активними раніше, створюючи структури зі складнішими закономірностями. Наприклад, в класичній моделі Ідена ймовірність приєднання нової клітини є рівною для всіх можливих точок і дорівнює:

$$P(i) = \frac{1}{N} \tag{2.4}$$

де $P(i)$ – ймовірність приєднання клітини до точки iii;

N – кількість доступних сусідів, до яких може приєднатися нова клітина.

Ця модель знаходить застосування у дослідженні різних систем. Наприклад, у біологічних системах вона використовується для вивчення зростання колоній бактерій, які залежать від умов середовища, що змінювалися протягом часу.

У моделі з пам'яттю ймовірність приєднання нової клітини залежить від вагової функції, яка враховує історію зростання колонії:

$$P(i) = \frac{W(i)}{\sum_j W(j)}, \tag{2.5}$$

де $P(i)$ – ймовірність приєднання клітини до точки;

$W(i)$– вага, що враховує історію приєднання до точки;

$\sum_j W(j)$– сума ваг для всіх доступних точок.

У матеріалознавстві модель застосовують для моделювання кристалічних структур, де початкові етапи кристалізації впливають на орієнтацію кристалів у подальшому. В епідеміологічних моделях враховується історія поширення хвороби, що дозволяє передбачити майбутні шляхи інфекції.

Серед переваг цієї моделі – можливість створення більш реалістичних симуляцій зростання, адже вона враховує складні механізми взаємодії між частинками чи клітинами. Проте, використання ефекту пам'яті збільшує обчислювальну складність, оскільки необхідно зберігати та обробляти історичні дані. Крім того, модель потребує налаштування вагової функції, що може бути складним завданням для різних систем.

2.10 Модель Ідена з фрактальними властивостями

Модель Ідена з фрактальними властивостями є модифікацією класичної моделі, що дозволяє моделювати процеси, які демонструють самоподібність та фрактальні характеристики. Це розширення традиційної моделі Ідена застосовується для опису зростання структур, що мають фрактальну геометрію, тобто таких, що повторюють свою форму на різних масштабах. Основний принцип полягає у тому, що зростання колонії або структури відбувається таким чином, що її форма залишається схожою на себе при збільшенні масштабу.

У стандартній моделі Ідена зростання відбувається рівномірно у всіх напрямках від початкової точки. Проте, у моделі з фрактальними властивостями, цей процес стає більш складним і нерівномірним [30]. Кожен новий елемент (або клітина) додається з певною ймовірністю, яка залежить від попередньої конфігурації системи та підпорядковується фрактальним закономірностям. Така модель використовує поняття розгалуження та самоорганізації, де нові клітини приєднуються лише до "активних" точок, що мають підвищену ймовірність зростання, формуючи фрактальні гілки. Це призводить до утворення структур, подібних до дендритів чи річкових систем.

Для математичного опису фрактальних структур застосовується фрактальна розмірність. У моделі Ідена з фрактальними властивостями фрактальна розмірність може варіюватися залежно від умов середовища та правил зростання [31]. Наприклад, у класичних моделях дифузійного обмеженого агрегування (DLA) фрактальна розмірність зазвичай дорівнює приблизно 1.7 для двовимірних систем:

$$D_f = \lim_{\epsilon \to 0} \frac{\log N(\epsilon)}{\log(1/\epsilon)} \tag{2.6}$$

де $N(\epsilon)$– кількість елементів структури, що заповнюють область розміром ϵ;

ϵ – масштаб, на якому проводяться вимірювання.

Правила зростання в цій моделі включають кілька важливих аспектів. Перш за все, нова клітина може приєднуватися лише до точок, які мають сусідів і вже є частиною існуючої структури [31]. Ймовірність приєднання нової клітини залежить від відстані до центру: чим далі точка від центру, тим нижча ймовірність її активації. Це забезпечує нерівномірне зростання та сприяє утворенню фрактальних гілок. Крім того, під час додавання нових клітин можливе створення кількох гілок, що розходяться від початкової точки зростання, що додає ще більше фрактальної складності структурі.

Модель Ідена з фрактальними властивостями знаходить численні практичні застосування. Наприклад, вона використовується для моделювання природних систем, таких як ріст дерев, де гілки утворюють фрактальні структури. Аналогічно, ця модель підходить для вивчення формування коралів, які демонструють подібні фрактальні властивості під час зростання. У геології фрактальна модель дозволяє описувати формування річкових систем та ерозійних мереж, які мають самоподібність на різних масштабах. Також, в біології фрактальні моделі використовуються для моделювання кровоносних судин та альвеол у легенях, де складні розгалужені структури максимізують площу поверхні для обміну речовин.

Перевагою цієї моделі є можливість опису складних систем, які мають самоподібні структури, що притаманні багатьом природним процесам [32]. Це дозволяє створювати реалістичні симуляції росту біологічних або геологічних структур. Однак, така модель має свої недоліки, зокрема, підвищену обчислювальну складність, адже для точного опису фрактальних властивостей необхідно враховувати складні алгоритми, що моделюють розгалуження та залежність від масштабу.

Висновки до розділу 2

Дослідження моделей Ідена показало, що ці підходи є ефективними для моделювання складних процесів зростання кластерів, таких як утворення біологічних структур, зростання колоній бактерій чи навіть кристалізація. Ґраткові моделі забезпечують просту програмну реалізацію та масштабність розрахунків, проте їхнім недоліком є вплив симетрії решітки на результати, що може спотворювати моделювання реальних процесів. Використання подавлення шуму частково вирішує цю проблему, зменшуючи симетричність формованих структур.

Неґраткові моделі, хоч і є складнішими у реалізації, дозволяють уникати впливу регулярних структур підкладки.Важливим доповненням є моделі з пам’яттю, фрактальними властивостями чи екрано-орієнтованими параметрами. Вони дозволяють значно розширити сферу застосування, включаючи моделювання природних, технічних та біомедичних систем.

Загалом, використання моделей Ідена та їхніх варіацій демонструє високу універсальність та потенціал у дослідженнях складних систем, проте потребує значних обчислювальних ресурсів. Подальший розвиток цих моделей сприятиме кращому розумінню природних явищ і відкриватиме нові можливості для міждисциплінарних досліджень.

3 ПРОГРАМНА РЕАЛІЗАЦІЯ

3.1 Мова програмування Python

Python – це високорівнева, інтерпретована мова програмування загального призначення, яка стала однією з найпопулярніших мов у світі завдяки своїй простоті, гнучкості та багатофункціональності. Основна перевага Python – це його синтаксис, який нагадує звичайну англійську мову. Завдяки цьому код виглядає лаконічно й легко читається, навіть якщо він складний. Це дозволяє швидко навчитися програмувати й ефективно співпрацювати в команді. Крім того, Python підтримує кілька парадигм програмування, включаючи об'єктно-орієнтоване, процедурне та функціональне, що робить його універсальним для різноманітних задач.

Рисунок 3.1 – Логотип Python

Python широко використовується в різних галузях, зокрема в науці й освіті, машинному навчанні, веб-розробці, створенні ігор та аналізі даних. Це стало можливим завдяки його екосистемі бібліотек, таких як NumPy для обчислень, Pandas для роботи з таблицями, Matplotlib для візуалізації, TensorFlow і PyTorch для машинного навчання, а також Django і Flask для веб-розробки. Завдяки цьому Python є інструментом першого вибору для багатьох науковців, аналітиків і розробників.

Інтерпретатор Python працює на різних платформах, включаючи Windows, macOS і Linux. Це означає, що написаний код легко переноситься між системами. Крім того, Python має відкритий вихідний код і активну спільноту, яка постійно вдосконалює мову та створює нові бібліотеки й інструменти. Це робить Python ідеальним вибором для нових проєктів, які вимагають інноваційного підходу та швидкої розробки.

Однією з ключових причин вибору Python для таких симуляцій є наявність розвиненої екосистеми бібліотек, які значно полегшують реалізацію складних наукових завдань. У цьому коді використано три основні бібліотеки: NumPy, Matplotlib та Tkinter. NumPy забезпечує ефективну обробку даних у багатовимірних масивах, що є основою для роботи з великими сітками розміром 1000×1000. Ця бібліотека надає широкий спектр функцій для лінійної алгебри, маніпулювання матрицями та обчислення, які реалізуються набагато швидше завдяки використанню оптимізованого коду на мові C під капотом.

Ще однією перевагою є зручність реалізації ймовірнісних та стохастичних процесів, які є основою багатьох моделей у симуляції. Python надає прості функції для генерації випадкових чисел і розподілів через модулі, як-от random або NumPy.random. У контексті цих моделей це дозволяє легко впроваджувати випадковість, наприклад, для мутації бактерій або поширення вогню в залежності від вологості. Завдяки цьому стохастичні компоненти, які є невід’ємною частиною багатьох природних процесів, реалізуються природно й ефективно.

Python також добре підходить для динамічного аналізу, оскільки дозволяє швидко оновлювати дані та візуалізувати їх у реальному часі. У цьому випадку Matplotlib забезпечує зручний інструмент для візуалізації змін у моделі з кожним кроком симуляції. Наприклад, зображення сітки як теплової карти дозволяє інтуїтивно зрозуміти, як поширюється колонія чи змінюється вогонь залежно від параметрів. Це наочність допомагає не лише аналізувати результати, а й виявляти нові закономірності в поведінці системи.

Бібліотека Tkinter використовується для створення графічного інтерфейсу, через який користувач може легко взаємодіяти з моделями. Вона забезпечує зручні інструменти для створення вікон, кнопок і полів вводу, що робить програму доступною навіть для людей, які не мають досвіду роботи з програмуванням. Завдяки Tkinter, користувач може легко налаштовувати параметри моделі (наприклад, ймовірність мутації чи рівень вологості) без необхідності змінювати код. Це особливо важливо для інтерактивних симуляцій, де потрібно швидко перевірити вплив різних параметрів на результати.

Сукупність цих бібліотек дозволяє не лише зменшити час розробки, але й створювати ефективні, масштабовані й зручні для користувачів програми. Python робить процес моделювання доступним як для досвідчених розробників, так і для новачків, надаючи інструменти, які значно спрощують роботу з обчисленнями, візуалізацією й користувацьким інтерфейсом.

Синтаксис Python відзначається простотою та зрозумілістю, що робить його зручним для програмістів із різним рівнем підготовки. Це особливо важливо при реалізації моделей, де складні алгоритми можуть бути написані інтуїтивно та компактно. Наприклад, у цьому коді визначення сусідів у сітці або перевірка умов для росту бактерій реалізуються лише кількома рядками коду. Такі операції, які в інших мовах можуть вимагати значної кількості технічних деталей, у Python виглядають природно та зрозуміло.

Завдяки простоті Python розробник може сфокусуватися на логіці та концептуальних аспектах моделювання, замість витрачати час на обробку низькорівневих технічних деталей. Наприклад, для реалізації процесу поширення бактерій використовується проста ітерація по сусідах і перевірка ймовірностей, без необхідності явно управляти пам’яттю чи вручну виконувати складні операції з масивами. Це робить Python особливо корисним для створення прототипів складних моделей або швидкого тестування нових ідей.

Крім того, така читабельність сприяє легкому розумінню коду іншими розробниками чи навіть тими, хто тільки знайомиться з мовою. Вона особливо важлива в командній роботі або в освітніх проєктах, де код може використовуватися студентами чи науковцями. Написаний на Python код легко коментувати, модифікувати та обговорювати, що значно полегшує роботу в команді.

У порівнянні з іншими мовами, такими як C++ або Java, Python дає змогу досягти того ж результату з меншими зусиллями. Наприклад, у Java було б потрібно явно визначати типи даних, працювати з багатьма допоміжними класами та керувати великою кількістю структур. У Python же всі ці аспекти спрощуються завдяки його динамічній природі, що дозволяє писати код більш природно та швидко.

3.2 Структура системи

Розроблена інформаційна система призначена для моделювання трьох різних природних процесів: розповсюдження бактеріальної колонії, поширення лісової пожежі та росту коралів. Вона має чітку структуру, що охоплює основні компоненти, етапи роботи та інтерактивний інтерфейс для взаємодії з користувачем (рис. 3.2).

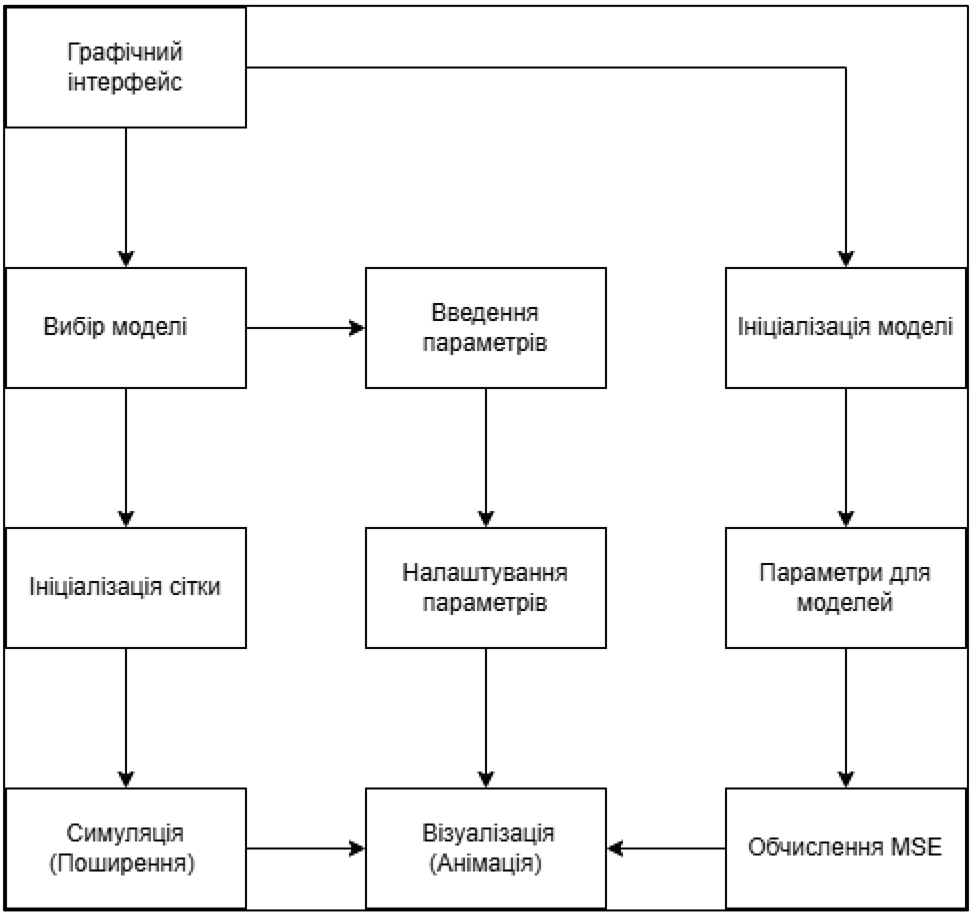

Рисунок 3.2 – Структура системи

Основними компонентами системи є моделі, які реалізують клітинні автоматні алгоритми для кожного процесу. Всі моделі працюють на квадратній сітці розміром 200x200 клітин. Кожна клітина сітки може перебувати в одному з кількох станів, що змінюються в залежності від специфічних правил і параметрів. Для моделі бактеріальної колонії розповсюдження залежить від кількості поживних речовин у клітині та ймовірності мутації бактерій. У моделі лісової пожежі основними чинниками є вологість та сила вітру, які визначають імовірність поширення вогню між сусідніми клітинами. У моделі росту коралів використовується інформація про поживність середовища та ймовірність росту, які впливають на поширення коралів.

Ключовою особливістю системи є її інтерактивний графічний інтерфейс, побудований на основі бібліотеки tkinter. Інтерфейс дозволяє користувачеві вибирати одну з доступних моделей для симуляції, а також налаштовувати відповідні параметри. Наприклад, у випадку бактеріальної колонії користувач може встановити ймовірність мутації та швидкість споживання поживних речовин, у той час як для лісової пожежі задаються рівень вологості та сила вітру. Інтерфейс забезпечує інтуїтивно зрозумілий доступ до налаштувань і запуску симуляції.

Система працює в кілька етапів. Після вибору моделі та налаштування параметрів виконується ініціалізація початкового стану сітки. Зазвичай це одиничне ядро в центрі сітки, що символізує початкову точку розповсюдження. Для бактеріальної колонії додатково генерується розподіл поживних речовин, а для моделі коралів – випадкове значення поживності для кожної клітини. Після ініціалізації запускається симуляція, яка складається з послідовних ітерацій. На кожному кроці аналізується стан кожної клітини та її сусідів, після чого відповідно до заданих правил оновлюється стан сітки.

Окрему увагу приділено візуалізації результатів. Система використовує бібліотеку matplotlib для відображення сітки у вигляді кольорових зображень, які динамічно оновлюються під час симуляції. Зелені відтінки символізують бактерії, червоні – осередки пожежі, а сині – зони росту коралів. Анімація оновлюється в реальному часі, що дозволяє користувачеві спостерігати за процесом поширення. Окрім графічного представлення, на екрані також відображається середнє квадратичне відхилення (MSE) між поточним станом сітки та ідеальною конфігурацією. Це дає змогу оцінювати ефективність кожної моделі або відстежувати, як параметри впливають на результат.

Система має модульну структуру, що дозволяє легко змінювати або додавати нові моделі. Кожна модель реалізована у вигляді окремого набору функцій для ініціалізації та оновлення стану сітки. Це забезпечує високу гнучкість і можливість розширення системи. Наприклад, у разі необхідності можна інтегрувати нові алгоритми, які будуть відповідати загальній структурі, не змінюючи вже існуючий код.

Описані етапи роботи забезпечують злагоджене функціонування системи. Спочатку користувач вибирає модель і задає відповідні параметри. Потім виконується ініціалізація, а після цього запускається симуляція. У процесі симуляції стан сітки змінюється, і результати оновлюються в реальному часі. Після завершення моделювання користувач має можливість аналізувати отриманий результат, наприклад, загальний стан сітки або динаміку змін MSE.

Дана інформаційна система призначена як для навчальних цілей, так і для дослідження процесів поширення в різних середовищах. Інтерактивність, гнучкість і простота використання роблять її універсальним інструментом для моделювання складних динамічних систем.

3.3 Вікно взаємодії

Код забезпечує зручний інтерфейс для користувача, який дозволяє вибирати одну з трьох моделей симуляції: бактеріальна колонія, лісова пожежа або ріст коралів. У верхній частині вікна розміщений текст із поясненням "Оберіть модель для симуляції". Нижче знаходиться випадаючий список, у якому користувач може обрати потрібну модель. За замовчуванням встановлено перший варіант – "Бактеріальна колонія". Під списком розташована кнопка "Налаштувати параметри", натискання якої відкриває нове вікно для введення параметрів (рис. 3.2).

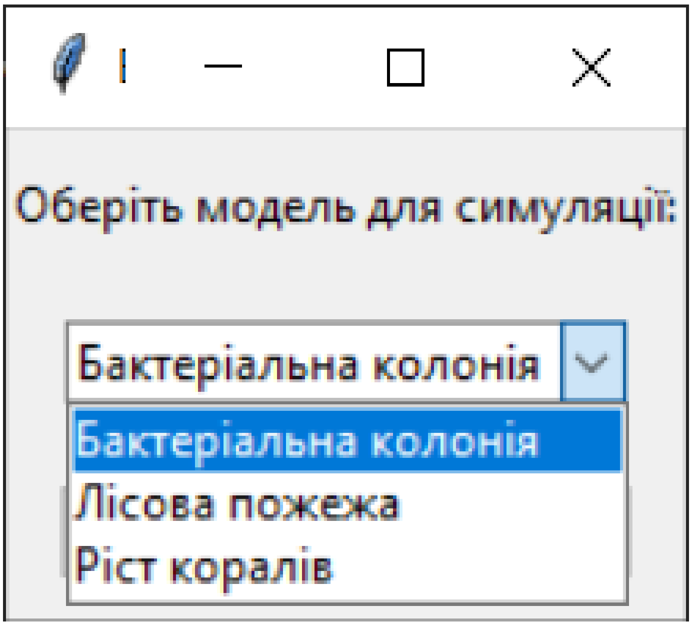

Рисунок 3.2 – Вікно вибору моделей

Коли користувач натискає кнопку налаштувань, відкривається окреме вікно, де можна детально вказати параметри для вибраної моделі. Наприклад, у моделі бактеріальної колонії потрібно задати ймовірність мутації та швидкість споживання поживних речовин. Для лісової пожежі доступні параметри вологості та сили вітру, а для росту коралів – ймовірність росту. Поля введення дозволяють легко вносити ці значення, і для зручності в них уже встановлено значення за замовчуванням. Після налаштування параметрів користувач натискає кнопку "Запустити", яка закриває вікно параметрів і розпочинає симуляцію.

Коли користувач обирає модель і натискає кнопку "Налаштувати параметри", відкривається нове вікно, специфічне для вибраної моделі симуляції. Це вікно призначене для введення ключових параметрів, які впливають на поведінку моделі. Наприклад, для бактеріальної колонії користувач задає "Ймовірність мутації" та "Швидкість споживання поживних речовин". Ці параметри визначають, наскільки швидко колонія буде поширюватися та адаптуватися до навколишнього середовища (рис. 3.3).

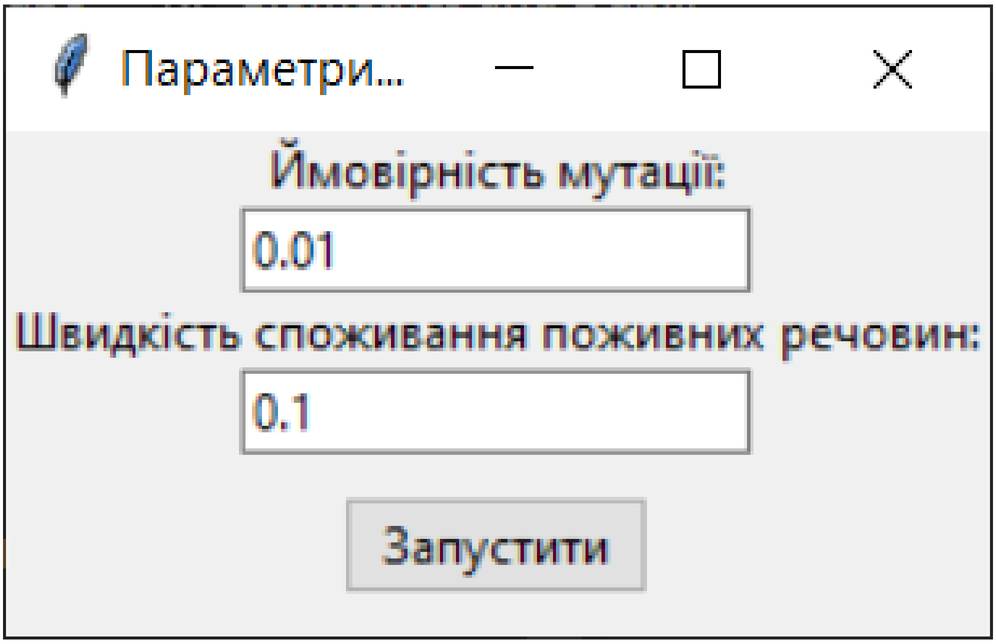

Рисунок 3.3 – Ключові параметри для моделі бактеріальної колонії

Для моделі лісової пожежі параметри включають рівень вологості та силу вітру. Вологість впливає на ймовірність поширення вогню, тоді як сила вітру визначає напрямок і швидкість його розповсюдження. Ці фактори дозволяють відтворювати реалістичну поведінку вогню за різних умов навколишнього середовища. Користувач може експериментувати з цими параметрами, щоб побачити, як змінюється динаміка пожежі (рис. 3.4).

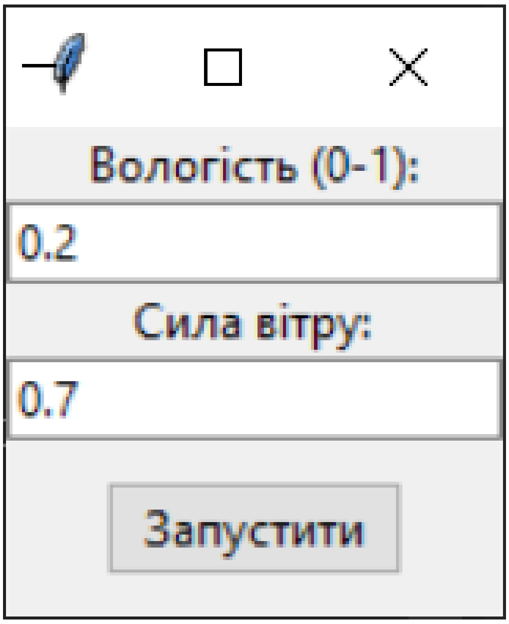

Рисунок 3.4 – Ключові параметри для моделі лісової пожежі

Для моделі росту коралів у вікні параметрів вводиться ймовірність росту. Цей показник впливає на швидкість появи нових коралових колоній і дозволяє моделювати їхній розвиток у середовищі з різними умовами живлення. Разом із випадковою генерацією поживних речовин на сітці цей параметр забезпечує різноманітність і реалістичність симуляції.

Після введення значень параметрів користувач натискає кнопку "Запустити", яка автоматично закриває вікно налаштувань і запускає симуляцію. Таким чином, додаткове вікно забезпечує простий і зручний спосіб взаємодії з моделлю, дозволяючи швидко та ефективно налаштувати необхідні умови перед запуском симуляції.

3.4 Порівняння моделей

Порівняння моделей розповсюдження бактеріальної колонії, лісових пожеж та росту коралів є важливим інструментом для глибшого розуміння механізмів, що лежать в основі цих природних процесів. Кожна з цих моделей вивчає специфічні аспекти взаємодії між живими організмами і їх навколишнім середовищем, а також те, як ці взаємодії впливають на екосистему в цілому. Аналіз подібних моделей допомагає виявити спільні риси, що характеризують ці різноманітні екологічні процеси, а також відмінності у їх динаміці та реакції на екологічні зміни. Ці знання є важливими не лише для наукових досліджень, але й для практичного застосування в екологічному менеджменті та збереженні природних ресурсів.

У моделі бактеріальної колонії основним завданням є дослідження механізмів колонізації, зростання та взаємодії бактерій з навколишнім середовищем, включаючи доступність поживних речовин. Ця модель дозволяє детально вивчати, яким чином бактерії можуть розширювати свої території, а також які фактори, такі як мутації або наявність антибіотиків, можуть впливати на їхнє зростання та виживання. Дослідження в цій області мають велике значення, оскільки бактерії грають ключову роль у багатьох біогеохімічних процесах, включаючи розклад органічних матеріалів та участь у циклах поживних речовин, що, в свою чергу, безпосередньо впливають на здоров'я екосистем.

Модель лісових пожеж зосереджена на вивченні поширення вогню в лісових масивах під впливом різних екологічних факторів, таких як вологість, температура, тип рослинності та напрямок вітру. Вогонь може суттєво змінити екосистему, впливаючи на флору та фауну, а також викликаючи зміни в складі та структурі лісів. Розуміння динаміки поширення вогню, включаючи фактори, що його прискорюють або сповільнюють, є критично важливим для оцінки ризиків лісових пожеж і розробки ефективних стратегій управління. Наприклад, сильний вітер може значно пришвидшити розповсюдження вогню, тоді як волога рослинність може зменшити ймовірність загоряння, що робить цю модель надзвичайно корисною для фахівців у сфері екологічного менеджменту.

Щодо росту коралів, модель спрямована на аналіз динаміки розвитку цих морських організмів у відповідь на наявність поживних речовин і екологічні умови, такі як температура води та рівень забруднення. Корали є чутливими до змін навколишнього середовища, і їх ріст може бути суттєво обмежений факторами, такими як забруднення води та зміни температури. Важливим аспектом цієї моделі є вивчення того, як ресурси впливають на ймовірність росту коралів, що надає можливість оцінити здоров'я рифових екосистем. Вивчення росту коралів також дозволяє виявити вразливість цих систем до змін клімату та антропогенного впливу, що вкрай актуально в умовах глобальних змін клімату.

Коли ми порівнюємо ці три моделі, важливо звернути увагу на способи, якими відбувається розповсюдження у кожному з випадків. У моделі бактеріальної колонії розповсюдження відбувається через контакт з сусідніми клітинами, причому наявність поживних речовин і мутацій суттєво впливають на ймовірність колонізації нових клітин. У моделі лісових пожеж поширення вогню відбувається під впливом вітру, який може змінювати напрямок і швидкість поширення вогню. Це робить цю модель дуже чутливою до зміни кліматичних умов і важливою для передбачення можливих сценаріїв розповсюдження вогню в лісах. У свою чергу, ріст коралів ґрунтується на ймовірності, що залежить від наявності ресурсів у сусідніх клітинах, і підкреслює, як різні екологічні фактори формують динаміку їх росту (рис. 3.5).

Рисунок 3.5 – Блок-схема алгоритму

Взаємодія з навколишнім середовищем також є важливим аспектом, що відрізняє ці моделі. У моделі бактеріальної колонії взаємодія з поживними речовинами є критично важливою, оскільки без достатньої кількості ресурсів бактерії не можуть нормально розвиватися. У моделях лісових пожеж ключову роль відіграють умови навколишнього середовища, такі як вологість і температура, які можуть істотно вплинути на швидкість поширення вогню. У моделі росту коралів взаємозв'язок між якістю води, наявністю ресурсів і здоров'ям коралів також є надзвичайно важливим, оскільки забруднення може призвести до відмирання рифів і втрати біорізноманіття.Коли ми порівнюємо ці моделі, важливо звернути увагу на способи розповсюдження в кожному з випадків. У моделі бактеріальної колонії розповсюдження відбувається через контакт з сусідніми клітинами, де наявність поживних речовин суттєво впливає на ймовірність колонізації. У моделі лісових пожеж, поширення вогню відбувається під впливом вітру, а вологість впливає на ймовірність загоряння. У свою чергу, ріст коралів ґрунтується на ймовірності, що залежить від наявності ресурсів у сусідніх клітинах (табл. 3.1).

Таблиця 3.1 – Назви параметрів та їх роль

Параметр	Опис	Значення за замовчуванням	Діапазон значень
Розмір сітки	Розмір двовимірної сітки	100	10 - 1000
Ймовірність мутації	Ймовірність мутації бактерій	0.01	0.0 - 1.0
Швидкість споживання поживних речовин	Швидкість споживання бактерій	0.1	0.01 - 1.0

Кінець таблиці 3.1

Ймовірність росту коралів	Ймовірність росту коралів	0.5	0.0 - 1.0
Сила вітру	Вплив вітру на поширення вогню	0.7	0.0 - 1.0
Вологість	Рівень вологості в середовищі	0.2	0.0 - 1.0

Візуалізація результатів моделювання також є важливим аспектом, який допомагає ілюструвати динаміку кожного з процесів. У моделі бактеріальної колонії візуалізація здійснюється за допомогою кольорових відтінків зеленого, а модель лісових пожеж відображає вогонь теплими кольорами. Ріст коралів демонструється відтінками синього, показуючи, як корали заповнюють простір в залежності від наявності ресурсів.

3.5 Структура поширення

Структура поширення в цих трьох моделях реалізує алгоритм, що моделює природні процеси розповсюдження або дифузії через двовимірну сітку. Кожна з моделей має свої особливості, які відображають конкретні природні явища, такі як ріст коралів, колонізація бактерій або поширення вогню. Основна мета цієї структури полягає у відтворенні процесів, які відбуваються в природі, і для цього необхідно налаштувати правила для різних моделей, що забезпечить поведінку, яка відображає природні процеси (табл. 3.2).

Таблиця 3.2 – Загальна таблиця алгоритму

Крок	Модель	Дія	Змінні	Опис
1	Всі моделі	Ініціалізація сітки	grid	Створення початкової сітки з нулями
2	Всі моделі	Визначення сусідів	neighbors	Визначення можливих напрямків для росту/поширення (наприклад, верх, низ, ліво, право, діагоналі).
3	Бактеріальна колонія	Перебір клітин з бактеріями	bacteria_cells	Знаходження всіх клітин, що містять бактерії.
4	Бактеріальна колонія	Перевірка сусідів на можливість росту	growth_prob	Перевірка, чи може бактерія колонізувати сусідню клітину на основі поживних речовин.
5	Бактеріальна колонія	Оновлення сітки та поживних речовин	new_grid, new_nutrients	Якщо колонізація вдалася, оновлюються клітина сітки та кількість поживних речовин.
6	Лісові пожежі	Перебір горючих клітин	burning_cells	Знаходження всіх клітин, що горять.
7	Лісові пожежі	Перевірка сусідів	spread_probability	Перевірка, чи може вогонь поширитися на сусідні клітини.

Кінець таблиці 3.2

8	Лісові пожежі	Оновлення сітки	new_grid	Якщо вогонь поширюється, оновлюється клітина сітки на нове значення.
9	Корали	Перебір клітин з коралами	coral_cells	Знаходження всіх клітин, що містять корали.
10	Корали	Перевірка сусідів на можливість росту	growth_prob	Перевірка, чи може корал вирости на сусідню клітину на основі ресурсів та ймовірності росту.
11	Корали	Оновлення сітки	new_grid	Якщо ріст вдалося, оновлюється клітина сітки.
12	Всі моделі	Візуалізація результатів	mat	Оновлення візуалізації для відображення стану сітки в режимі реального часу.

По-перше, основою всіх трьох моделей є простора сітка. Це двовимірна матриця, що складається з клітин, які представляють окремі області простору, де відбувається процес поширення. Розмір сітки, який зазвичай коливається від 100 на 100 до 500 на 500 клітин, визначає масштаб моделювання. Кожна клітина цієї сітки може бути в одному з кількох станів: активна (наприклад, заселена коралами, бактеріями або охоплена вогнем) чи неактивна (порожня або ще не охоплена). У моделі коралів клітина може містити корал або бути порожньою; у моделі бактерій – містити бактерію або поживні речовини; у моделі пожежі – клітина або горить, або ще ні. Таким чином, сітка виступає в ролі основного просторового поля, де відбувається процес дифузії чи поширення (рис. 3.6).

```
import numpy as np

grid_size = 100  # Розмір сітки
grid = np.zeros((grid_size, grid_size))
```

Рисунок 3.6 – Ініціалізація сітки

Кожна клітина сітки має свій стан, який є центральним елементом для визначення їх поведінки під час поширення. Стан кожної клітини може змінюватися залежно від оточення і внутрішніх правил моделі. Наприклад, у моделі коралів клітина може "заселитися" коралами, якщо для цього є умови; у моделі бактерій – клітина може бути колонізована бактеріями, якщо поблизу є достатня кількість поживних речовин; а у моделі пожежі клітина може загорітися під впливом зовнішніх факторів, таких як вітер і вологість. Це означає, що стан кожної клітини динамічно змінюється на кожному кроці симуляції, що забезпечує реалізм і точність в моделюванні (рис. 3.7).

```
for _ in range(num_coral):
    x, y = np.random.randint(0, grid_size, size=2)
    grid[x, y] = 1  # Клітина заселена коралом
```

Рисунок 3.7 – Заселення клітин

Ключовим елементом поширення є обробка сусідніх клітин. У кожній моделі визначається набір напрямків, у яких можуть поширюватися процеси, що можуть бути чотирма основними напрямками або восьми. Наприклад, у моделі коралів перевіряються як прямі, так і діагональні сусіди, тоді як у моделі бактерій також розглядаються всі вісім сусідів, але з додатковою перевіркою на наявність поживних речовин. У моделі пожежі враховуються лише чотири основні напрямки (рис. 3.8).

```
def spread_coral(grid, nutrient_map):
    for x in range(grid_size):
        for y in range(grid_size):
            if grid[x, y] == 1:  # Якщо клітина з кораллом
                for dx, dy in [(-1, -1), (-1, 0), (-1, 1), (0, -1), (0, 1), (1, -1), (1, 0), (1, 1)]:
                    nx, ny = x + dx, y + dy
                    if 0 <= nx < grid_size and 0 <= ny < grid_size and grid[nx, ny] == 0:
                        if np.random.rand() < growth_prob * nutrient_map[nx, ny]:  # Умови росту
                            grid[nx, ny] = 1  # Заселення нової клітини
```

Рисунок 3.8 – Реалізація правила поширення коралів

У моделі бактерій також перевіряються всі вісім сусідів, але з додатковою перевіркою на наявність поживних речовин (рис. 3.9).

```
def spread_bacteria(grid, nutrient_map):
    for x in range(grid_size):
        for y in range(grid_size):
            if grid[x, y] == 1:  # Клітина з бактеріями
                for dx, dy in [(-1, -1), (-1, 0), (-1, 1), (0, -1), (0, 1), (1, -1), (1, 0), (1, 1)]:
                    nx, ny = x + dx, y + dy
                    if 0 <= nx < grid_size and 0 <= ny < grid_size and grid[nx, ny] == 0:
                        if np.random.rand() < growth_prob * nutrient_map[nx, ny]:
                            grid[nx, ny] = 1  # Колонізація нової клітини
                            nutrient_map[nx, ny] -= nutrient_consumption_rate  # Споживання поживних речовин
```

Рисунок 3.9 – Реалізація правила поширення бактерій

Модель пожежі працює трохи інакше, оскільки вона враховує лише чотири основні напрямки (рис. 3.10).

```
def spread_fire(grid, wind_direction, humidity):
    for x in range(grid_size):
        for y in range(grid_size):
            if grid[x, y] == 1:  # Якщо клітина горить
                for dx, dy in [(-1, -1), (-1, 0), (-1, 1), (0, -1), (0, 1), (1, -1), (1, 0), (1, 1)]:
                    nx, ny = x + dx, y + dy
                    if 0 <= nx < grid_size and 0 <= ny < grid_size and grid[nx, ny] == 0:
                        if np.random.rand() < fire_spread_probability * (1 - humidity) + wind_influence:  # Умови загоряння
                            grid[nx, ny] = 1  # Загоряння нової клітини
```

Рисунок 3.10 – Реалізація правила поширення пожежі

У всіх випадках перевірка сусідніх клітин є ключовою для визначення можливості поширення в конкретні області сітки.

Правила поширення визначають, як саме відбувається процес дифузії або розширення системи. Ці правила зазвичай залежать від ймовірностей і зовнішніх факторів, таких як наявність поживних речовин або зовнішні умови, такі як вітер і вологість. У моделі коралів ймовірність поширення залежить від концентрації поживних речовин у сусідніх клітинах. Якщо їх достатньо, то корал може вирости в нову клітину. У моделі бактерій поширення також залежить від ресурсів: якщо клітина містить достатню кількість поживних речовин, бактерія може колонізувати її. У моделі пожежі розповсюдження вогню залежить від напрямку вітру і вологості. Якщо умови сприяють поширенню (наприклад, вітер дме у правильному напрямку, а вологість низька), ймовірність загоряння клітини зростає, що може мати катастрофічні наслідки для навколишньої природи.

Ще одним важливим елементом моделей є випадковість і ймовірність, які визначають процес поширення. У всіх моделях результат поширення залежить від випадкових величин. Наприклад, у моделі коралів ймовірність росту коралів базується на випадкових числах, скоригованих на наявність поживних речовин. У моделі бактерій також використовується випадковість для визначення ймовірності колонізації нових клітин, але вона додатково коригується залежно від кількості доступних ресурсів. У моделі пожежі використовується ймовірність загоряння клітин, яка залежить від випадкових факторів, але враховує напрям вітру і рівень вологості. Це робить моделі більш адаптивними до змін навколишнього середовища.

Деякі моделі враховують зовнішні фактори, такі як наявність ресурсів або погодні умови, що впливають на процес поширення. Наприклад, у моделі бактерій важливу роль відіграють поживні речовини, які знижуються в міру споживання бактеріями. Модель пожежі використовує погодні умови, такі як вітер і вологість, щоб визначити ймовірність поширення вогню. Ці зовнішні фактори значно ускладнюють моделі і роблять їх більш реалістичними, оскільки дозволяють враховувати природні умови, що впливають на дифузію (рис. 3.11).

```
import numpy as np

# Розмір сітки
grid_size = 100
grid = np.zeros((grid_size, grid_size), dtype=int)  # Ініціалізація порожньої сітки

# Початкова точка для поширення
center = grid_size // 2
grid[center, center] = 1  # Початковий стан

# Список можливих напрямків для поширення (сусіди)
neighbors = [(-1, 0), (1, 0), (0, -1), (0, 1), (-1, -1), (-1, 1), (1, -1), (1, 1)]

# Параметри моделі
growth_prob = 0.5  # Ймовірність поширення
resource_map = np.random.rand(grid_size, grid_size)  # Розподіл ресурсів

# Функція поширення
def spread(grid):
    new_grid = grid.copy()

    # Знаходимо всі активні клітини (наприклад, заселені або ті, що горять)
    active_cells = np.argwhere(grid == 1)

    for cell in active_cells:
        x, y = cell
        for dx, dy in neighbors:  # Перевіряємо сусідів
            nx, ny = x + dx, y + dy
            if 0 <= nx < grid_size and 0 <= ny < grid_size:
                if grid[nx, ny] == 0:  # Якщо клітина порожня
                    # Ймовірність поширення залежить від ресурсів у клітині
                    if np.random.rand() < growth_prob * resource_map[nx, ny]:
                        new_grid[nx, ny] = 1  # Заселяємо нову клітину (або вогонь поширюється)
    return new_grid

# Поширення протягом кількох кроків
for _ in range(50):
    grid = spread(grid)
```

Рисунок 3.11 – Реалізація структури поширення

У кожному циклі симуляції відбувається оновлення стану системи. Це означає, що сітка змінюється відповідно до правил, які були встановлені для моделі. Кожне оновлення не лише забезпечує динаміку моделі, але й демонструє, як взаємодії між клітинами можуть призводити до неочікуваних наслідків, таких як створення нових колоній або різке збільшення популяції. Наприклад, у моделі коралів, якщо одна клітина, що містить корали, успішно колонізує сусідні клітини, це може призвести до швидкого розширення рифу в певних зонах.

Наприклад, у моделі коралів кожен цикл перевіряє сусідів для можливості росту, і, якщо всі умови виконані, нові корали додаються до сітки. У цьому контексті важливо враховувати, що не лише наявність поживних речовин, а й якість води може відігравати вирішальну роль у здоров'ї коралів, що ще більше ускладнює моделювання. У моделі бактерій нові клітини колонізуються залежно від кількості поживних речовин, але тут також слід розглядати, як конкуренція між різними видами бактерій може вплинути на швидкість колонізації. У моделі пожежі нові клітини можуть загорітися залежно від того, як вітер і вологість впливають на ймовірність поширення вогню. Це оновлення є безперервним процесом, що моделює поширення в часі, і створює динамічний ефект, що дозволяє спостерігати за змінами в моделі. Важливим є те, що результати симуляції можуть бути використані для виявлення критичних моментів, коли система стає нестабільною або вразливою до змін, що робить ці моделі цінними для планування і управління екологічними системами (рис. 3.12).

```
for step in range(num_steps):
    spread_coral(grid, nutrient_map)
    spread_bacteria(grid, nutrient_map)
    spread_fire(grid, wind_direction, humidity)
    visualize(grid)  # функція для візуалізації стану сітки
```

Рисунок 3.12 – Цикл симуляції

Анімація процесу дозволяє наочно бачити динаміку поширення. У всіх моделях використовується бібліотека matplotlib для візуалізації, яка дозволяє створювати графічні зображення сітки на кожному етапі симуляції. Сітка оновлюється за певний час і відображається з використанням різних кольорів, щоб показати, які клітини активні, а які – ні. Це робить процес поширення візуально зрозумілим і дозволяє бачити, як система розвивається з часом (рис. 3.13).

```
import matplotlib.pyplot as plt

def visualize(grid):
    plt.imshow(grid, cmap='viridis')  # Вибір кольорової палітри
    plt.pause(0.1)  # Затримка між кадрами
```

Рисунок 3.13 – Візуалізація

Таким чином, структура поширення в цих моделях відображає складний процес дифузії або розширення системи в просторі. Кожна модель має свої специфічні правила, які залежать від природних умов або ресурсів, але всі вони базуються на загальних принципах моделювання поширення через сітку. Це дозволяє моделювати різноманітні явища, такі як ріст коралів, колонізацію бактерій або поширення пожежі, з врахуванням зовнішніх умов та випадкових факторів.

3.6 Зовнішні фактори

Зовнішні фактори, такі як наявність ресурсів, погодні умови чи випадкові зміни, відіграють ключову роль у моделях поширення коралів, бактерій і вогню. Вони дозволяють значно підвищити реалістичність симуляцій, відображаючи складність і варіативність природних процесів, де екологічні умови безпосередньо впливають на швидкість, напрямок і характер поширення. Ці фактори вносять додатковий рівень динамічності та непередбачуваності, що допомагає моделювати реальні сценарії.

У моделі поширення коралів важливим зовнішнім фактором є поживні речовини, які визначають можливість колонізації нових клітин. Кожна клітина моделювання містить певний рівень цих ресурсів, від якого залежить імовірність росту коралів. У середовищах із високою концентрацією поживних речовин корали активно поширюються, що відображає природні процеси, в яких доступність ресурсів є визначальним чинником для зростання організмів. Початковий розподіл поживних речовин у моделі здійснюється випадковим чином, створюючи карту, яка відображає просторову неоднорідність ресурсів. У процесі поширення корали споживають поживні речовини, зменшуючи їх кількість у відповідних клітинах. Це створює динаміку, за якої спочатку багаті ресурсами ділянки поступово виснажуються, уповільнюючи ріст колонії. Таким чином, модель не лише враховує доступність ресурсів, але й відображає конкуренцію за них, характерну для екосистем. Код реалізує цю взаємодію наступним чином:

Ініціалізація поживних речовин: Створюється випадкова карта поживних речовин, що відображає їх доступність у кожній клітині сітки.

Вплив поживних речовин на ріст коралів: Коли корали розповсюджуються, ймовірність їх росту в сусідніх клітинах залежить від кількості поживних речовин у цих клітинах. Код для цього виглядає так (рис. 3.14)

```
nutrient_map = np.random.rand(grid_size, grid_size)
if np.random.rand() < growth_prob * nutrient_map[nx, ny]
```

Рисунок 3.14 – Ініціалізація поживних речовин

Це означає, що якщо клітина має достатню кількість ресурсів, корал має більше шансів на успішний ріст. Зменшення кількості поживних речовин через ріст коралів також може бути реалізовано за допомогою зменшення значення в карті поживних речовин.

Модель бактерій також сильно залежить від ресурсів, але вони розподілені у вигляді градієнта: найбільше поживних речовин знаходиться в центрі, і їх стає менше з відстанню. Бактерії можуть рости, поки є ресурси, але як тільки вони починають споживати ці ресурси, кількість поживних речовин зменшується. Це робить поширення складнішим (рис 3.15).

```
for i in range(grid_size):
    for j in range(grid_size):
        distance = np.sqrt((i - center)**2 + (j - center)**2)
        nutrients[i, j] = max(0.1, 1 - 0.02 * distance)
```

Рисунок 3.15 – Кодова реалізація градієнту ресурсів

Крім того, випадкові мутації можуть підвищити рівень поживних речовин у певних місцях, що створює додаткові можливості для поширення колонії.

У моделі пожежі зовнішні фактори включають напрямок вітру і рівень вологості. Вітер допомагає поширювати вогонь у певних напрямках, тоді як вологість, навпаки, уповільнює цей процес. Наприклад, якщо вітер дме вправо, вогонь швидше поширюватиметься в цьому напрямку, а якщо вологість висока, шанси на загоряння нових клітин будуть нижчими. Це моделює природні умови, які впливають на те, як швидко і куди поширюється вогонь (рис 3.16).

```
state = 1 if np.random.rand() < 0.5 * (1 + wind_influence - humidity) else 0
wind_influence = 1 if (dx, dy) == wind_direction else 0
```

Рисунок 3.16 – Кодова реалізація напрямок вітру і рівень вологості

Елемент випадковості є важливою складовою всіх трьох моделей. У випадку коралів випадкові значення визначають можливість росту в конкретній клітині навіть за сприятливих умов. Для бактерій мутації забезпечують непередбачуваність змін ресурсної бази, тоді як у моделі вогню випадковість може визначати, чи загориться клітина за наявності сприятливих факторів, таких як вітер чи низька вологість. Ці аспекти додають моделям динамічності та ускладнюють їх передбачуваність, що наближає їх до реальних природних процесів (рис. 3.17).

```
# Функція поширення, яка враховує зовнішні фактори
def spread_with_factors(grid, resource_map, wind_direction, humidity):
    new_grid = grid.copy()

    # Знаходимо всі активні клітини (наприклад, бактерії, корали або осередки вогню)
    active_cells = np.argwhere(grid == 1)

    for cell in active_cells:
        x, y = cell
        for dx, dy in neighbors:
            nx, ny = x + dx, y + dy
            if 0 <= nx < grid_size and 0 <= ny < grid_size:
                if grid[nx, ny] == 0:  # Якщо клітина порожня
                    # Вплив вітру: більша ймовірність поширення у напрямку вітру
                    if (dx, dy) == wind_direction:
                        wind_effect = 1 + wind_influence
                    else:
                        wind_effect = 1

                    # Ймовірність поширення залежить від ресурсів і зовнішніх факторів
                    growth_prob = 0.2 + 0.8 * resource_map[nx, ny]  # Вплив ресурсів
                    adjusted_prob = growth_prob * wind_effect * (1 - humidity)  # Враховуємо вітер і вологість

                    if np.random.rand() < adjusted_prob:
                        new_grid[nx, ny] = 1  # Заселяємо нову клітину або поширюємо вогонь

    return new_grid

# Поширення з врахуванням зовнішніх факторів
for _ in range(50):
    grid = spread_with_factors(grid, resource_map, wind_direction, humidity)
```

Рисунок 3.17 – Реалізація структури поширення

Загалом, зовнішні фактори впливають не лише на швидкість і напрямок поширення коралів, бактерій чи вогню, але й на характер динаміки цих процесів. Їх урахування дозволяє створити моделі, які більш точно відображають складність взаємодій у природних системах, забезпечуючи глибше розуміння поширення явищ у залежності від умов середовища.

3.7 Обрахування помилки

MSE (Mean Squared Error) – це один із найпоширеніших та ключових інструментів для оцінки точності моделей, що використовується в різних галузях аналізу даних і симуляцій. Його головна мета – визначити, наскільки результати, які генерує модель, відхиляються від очікуваних, ідеальних значень. Цей показник допомагає оцінити якість моделі, дозволяючи ідентифікувати помилки та необхідність корекції параметрів. Адже ефективність будь-якої моделі залежить від її здатності адекватно відображати реальні процеси чи прогнозувати результати.

Обчислення MSE надає кількісну оцінку розбіжностей між ідеальним станом і реальним, створюючи основу для прийняття рішень щодо оптимізації моделі. Особливо це важливо у випадках, коли моделі працюють у динамічних системах, де потрібно постійно оцінювати їх поведінку і здійснювати необхідні налаштування. Наприклад, у випадку лісових пожеж чи розповсюдження бактеріальних колоній, контроль за помилками дозволяє уникнути неправильних інтерпретацій результатів, які можуть вплинути на подальші дослідження чи практичне застосування.

MSE розраховується як середнє арифметичне квадратів різниць між значеннями ідеального стану та поточного стану системи. Формула виглядає так:

$$\mathrm{MSE} = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(y_i - \widehat{y_i})^2 \tag{3.1}$$

де y_i– значення ідеального стану, тобто еталонного значення для кожної клітинки сітки.

$\widehat{y_i}$– значення, отримане в результаті роботи моделі для тієї ж клітинки.

n – загальна кількість клітин у сітці.

У програмному коді цю формулу можна реалізувати через використання функції np.mean, яка обчислює середнє значення квадратів різниць між двома масивами даних: поточним станом (наприклад, матрицею grid) і ідеальним станом (ideal_state). Це спрощує обчислення та забезпечує ефективну роботу алгоритму навіть для великих наборів даних.

Однією з переваг MSE є його універсальність. Він дозволяє не тільки оцінювати поточний стан моделі, але й аналізувати динаміку змін її точності. Якщо значення MSE зменшується з часом, це свідчить про те, що модель поступово наближається до бажаного результату. Наприклад, у симуляції лісових пожеж можна побачити, як MSE змінюється залежно від таких параметрів, як вологість повітря чи швидкість вітру. Це дозволяє краще зрозуміти вплив цих факторів на точність моделі та оптимізувати її поведінку.

Ще однією перевагою є інтерактивний характер обчислення MSE у реальному часі. У програмі це значення можна відображати на графіку під час кожного кроку симуляції. Такий підхід забезпечує миттєвий зворотний зв'язок і дозволяє користувачеві швидко реагувати на будь-які проблеми, пов’язані з некоректними параметрами. Наприклад, якщо MSE раптово зростає, це може свідчити про те, що модель більше не відповідає очікуванням, і потрібна її адаптація.

Таким чином, MSE – це не просто формула для підрахунку середньої похибки. Це гнучкий і ефективний інструмент, який дає змогу оцінювати якість моделей, порівнювати альтернативні підходи та покращувати результати моделювання завдяки детальному аналізу розбіжностей. У поєднанні з графічною візуалізацією MSE стає ключовим компонентом сучасного підходу до розробки та тестування моделей.

3.8 Результати роботи

Результати роботи інформаційної системи для моделювання природних процесів показують, як різні природні явища можуть розвиватися в залежності від зовнішніх умов та внутрішніх взаємодій у середовищі.

У моделі розповсюдження бактеріальної колонії видно, що бактерії поширюються залежно від кількості доступних поживних речовин. Почавши з однієї клітинки в центрі сітки, колонія поступово захоплює сусідні клітини. Ключовим результатом є те, що бактерії швидше розмножуються у багатих на ресурси областях, а в зонах із дефіцитом поживних речовин ріст колонії сповільнюється або зовсім зупиняється. Мутації відіграють важливу роль у виживанні бактерій у менш сприятливих умовах, дозволяючи колонії продовжувати своє поширення. Візуалізація процесу дозволяє спостерігати, як колонія розширюється, а рівень поживних речовин у колонізованих клітинах знижується (рис. 3.18).

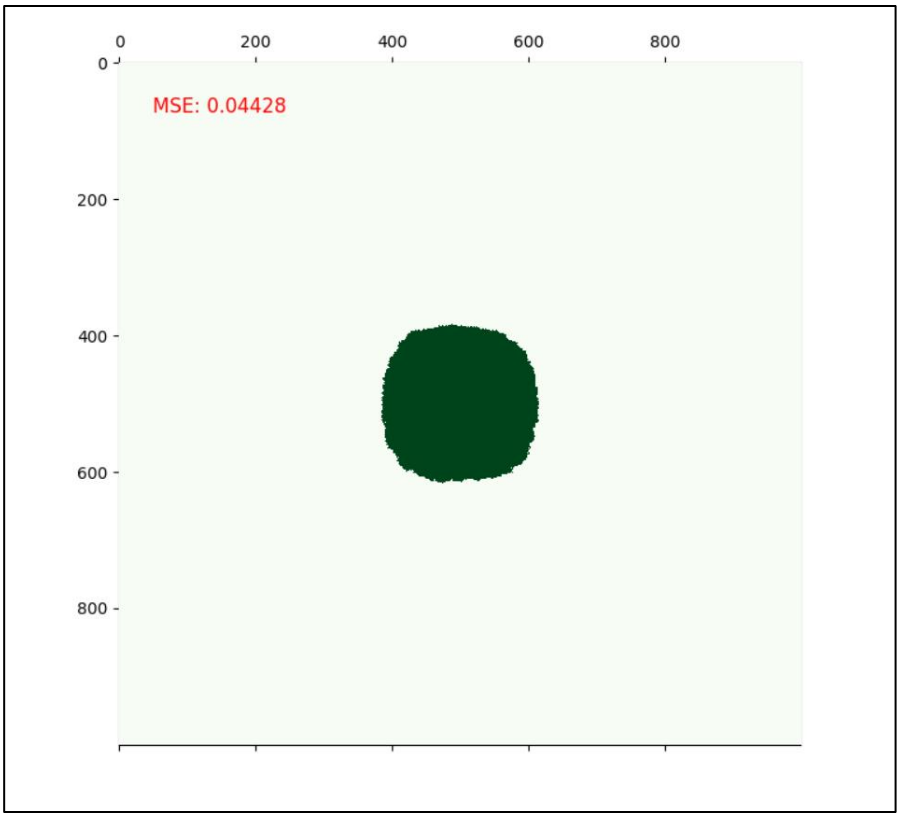

Рисунок 3.18 – Модель розповсюдження колонії бактерій

Модель лісової пожежі демонструє, як швидко вогонь може поширюватися за сприятливих умов, таких як низька вологість та сильний вітер. Основний результат – це те, як вітер впливає на напрямок та швидкість поширення вогню, тоді як висока вологість може діяти як природний бар'єр, уповільнюючи або зовсім зупиняючи пожежу. У процесі моделювання помітно, що при низькій вологості та сильному вітрі пожежа розвивається хаотично та неконтрольовано, тоді як при високій вологості вона обмежується певними зонами. Візуалізація відображає динаміку розповсюдження вогню в реальному часі, дозволяючи побачити взаємодію між вітром і вологою (рис. 3.19).

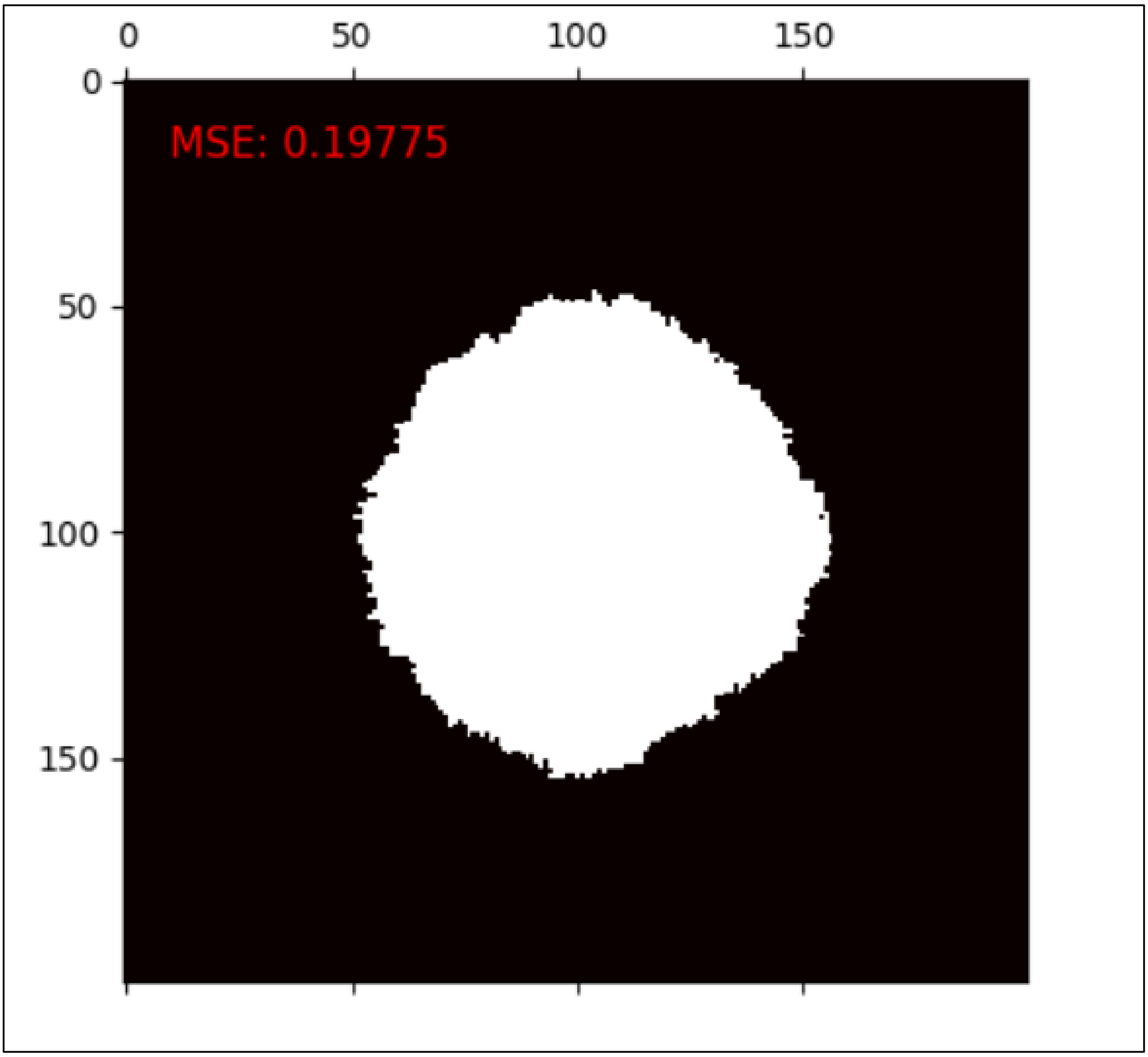

Рисунок 3.19 – Модель розповсюдження пожежі

У моделі росту коралів видно, що корали ростуть у напрямку зон, багатих на ресурси, формуючи складні структури залежно від їх розташування. Основний результат полягає в тому, що ріст коралів найбільш інтенсивний у тих областях, де є велика кількість поживних речовин. Водночас в областях із дефіцитом ресурсів ріст сповільнюється, і корали не можуть розповсюджуватися далі. У візуалізації можна спостерігати, як корали поступово утворюють колонії з різноманітними формами, від симетричних до сильно розгалужених, залежно від доступних ресурсів (рис. 3.20).

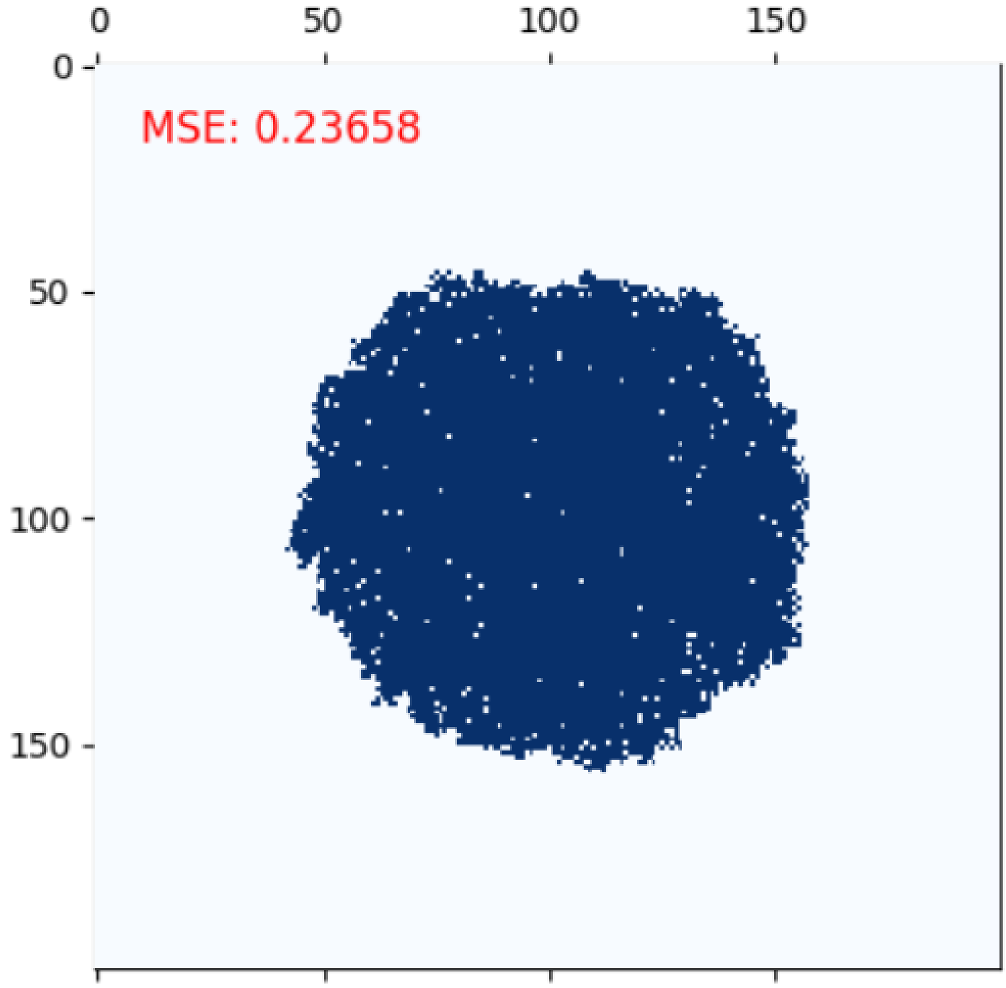

Рисунок 3.20 – Моделювання колонії коралів

Таким чином, результати цих трьох моделей дозволяють зробити висновок, що природні процеси значною мірою залежать від навколишнього середовища. Моделі наочно демонструють, як зовнішні фактори, такі як поживні речовини, вологість, вітер та ресурси, впливають на швидкість і напрямок розповсюдження процесів. Візуальні результати дозволяють краще зрозуміти динаміку цих процесів, а також вивчати різноманітні сценарії взаємодії природних систем.

Висновки до розділу 3

Проведений аналіз моделей розповсюдження бактеріальних колоній, лісових пожеж і росту коралів відкрив широкий спектр спільних рис та відмінностей, що дозволяють глибше зрозуміти динаміку екосистемних процесів. Ці моделі, будучи основою для досліджень, використовують двовимірні сітки як ключовий інструмент для моделювання розповсюдження, що дає змогу імітувати складні природні явища у цифровому середовищі. Втім, підходи до врахування факторів, які впливають на ці процеси, значно різняться в залежності від типу екосистеми.

Для моделі бактеріальної колонії основним є врахування таких чинників, як доступність поживних речовин, які виступають двигуном росту, та можливість мутацій, що забезпечують генетичну різноманітність і пристосовність бактерій до нових умов. У випадку лісових пожеж першочергове значення мають кліматичні параметри, зокрема вітер, вологість та наявність сухої рослинності, яка виступає паливом для вогню. Що ж до росту коралів, то тут ключовими стають стан водного середовища, доступність необхідних ресурсів, таких як світло й поживні речовини, а також антропогенні фактори, включаючи забруднення та фізичний вплив.

Зовнішні фактори, серед яких кліматичні умови, рівень ресурсів і випадкові події, є невід'ємними елементами, що визначають поведінку кожної моделі. Їх врахування дозволяє зробити моделювання реалістичним, адже воно відображає змінні умови, характерні для реального світу. Використання випадкових величин та ймовірнісних підходів допомагає створювати моделі, які краще адаптуються до нових вхідних даних і здатні прогнозувати сценарії розвитку подій у природному середовищі.

Дослідження цих моделей відкриває нові горизонти для розуміння екологічних систем і має практичне значення в контексті глобальних викликів. Зокрема, вони є ефективним інструментом для оцінки ризиків, пов'язаних із зміною клімату, аналізу впливу людської діяльності та прогнозування довгострокових змін у екосистемах.

ВИСНОВКИ

У процесі виконання роботи було розроблено систему прогнозування природних процесів на основі моделі Ідена. Проведений аналіз стохастичних моделей і методів моделювання дозволив визначити ефективні підходи для прогнозування динаміки природних явищ, таких як ріст бактеріальних колоній, поширення лісових пожеж і зростання коралів.

У роботі детально розглянуто модифікації моделі Ідена, що враховують стохастичні фактори та дозволяють моделювати динаміку складних систем у різних умовах. Реалізація моделі включала використання сучасних чисельних методів, таких як метод Монте-Карло, що забезпечило високу точність прогнозів і швидкість обчислень. Крім того, програмний продукт, створений у рамках дослідження, дозволяє моделювати різні сценарії та оцінювати вплив зовнішніх факторів, таких як ресурси, кліматичні умови та взаємодія між компонентами системи.

Застосування розробленої системи сприятиме вдосконаленню методів екологічного моніторингу, управлінню ризиками природних катастроф і дослідженню біологічних процесів. Результати роботи мають потенціал для адаптації в інших сферах, зокрема у моделюванні соціально-економічних систем, прогнозуванні поширення інфекцій чи аналізі техногенних явищ.

Подальший розвиток системи може включати інтеграцію з геоінформаційними технологіями, впровадження додаткових моделей природних процесів і оптимізацію алгоритмів для роботи з великими обсягами даних. Отримані результати підтверджують актуальність і практичну значущість виконаного дослідження, а також відкривають перспективи для його подальшого вдосконалення та застосування.

ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ

1. Parisi G., Zhang Y.-C. Multispecies aggregation model with factorized steady-state distribution.
2. Vannimenus J., Nickel B., Hakim V. Exact solution of a bond-diluted Potts ferromagnet in two dimensions.
3. Friedberg R. The statistical mechanics of random walks on lattices with randomly placed obstacles.
4. Rácz Z., Plischke M. Diffusion in a one-dimensional many-particle system with open boundaries.
5. Dhar D. Asymmetric diffusion and self-organized criticality
6. Paiva L. R., Ferreira S. C. Jr. Exact results and extended scaling relations in a solvable one-dimensional model.
7. Wang C. Y., Liu P. L., Bassingthwaighte J. B. Off-lattice Eden-C cluster growth model.
8. Wang C. Y., Bassingthwaighte J. B. Biological growth on a surface
9. Maini P. K., Othmer H. G. Mathematical models for biological pattern formation
10. Savakis A. E., Maggelakis S. Models of shrinking clusters with applications to wound healing.
11. Drasdo D., Kree R., McCaskill J. Monte Carlo approach to tissue-cell populations.
12. Ausloos M., Vandewalle N., Cloots R. Magnetic Eden model.
13. Lebovka N. I., Ivanenko Ya. V., Vygornitskii N. V. Deterministic Eden model of charged-particles aggregation.
14. Leheny R. Simple model for river network evolution.
15. Benguigui L. A new aggregation model: Application to town growth.
16. Hammersley J. M., Handscomb D. C. Monte Carlo methods. – London: Methuen, 1964. – 178 с.

17. Meakin P. Formation of fractal clusters and networks by irreversible diffusion-limited aggregation.

18. Rikvold P. A. Simulations of a stochastic model for cluster growth on a square lattice.

19. Ziqin W., Boquan L. Random successive grown model for pattern formation

20. Margolina A. The fractal dimension of cluster perimeters generated by a kinetic walk.

21. Тодфоу Т., Марголус Г. Машинні клітинкові автомати. – М.: Мир, 1991. – 188 с.

22. Batchelor M. T., Henry B. I., Watt S. D. Continuum model for radial interface growth.

23. Rikvold P.A. Simulations of a stochastic model for cluster growth on a square lattice.

24. Zigin W., Boquan L. Random successive grown model for pattern formation.

25. Margolina A. The fractal dimension of cluster perimeters generated by a kinetic walk.

26. Kree R., and McCaskill J. Monte carlo approach to tissue cell populations.

27. Eden M. A two-dimensional growth process.

28. Jullien R., Botet R. Aggregation and fractal aggregates. – Singapore: World Scientific, 1987. – 120 p.

29. Vicsek T. Fractal growth phenomena. – 2nd ed. – Singapore: World Scientific, 1992. – 488 p.

30. Barabási A.-L., Stanley H. E. Fractal concepts in surface growth. – Cambridge: Cambridge University Press, 1995. – 366 p.

31. Meakin P. Fractals, scaling and growth far from equilibrium. – Cambridge: Cambridge University Press, 1998. – 688 p.

32. Family F., Vicsek T. Dynamics of fractal surfaces. – Singapore: World Scientific, 1991. – 416 p.

33. Herrmann H. J. Geometric cluster growth models and kinetic gelation.

34. Sander L. M. Fractal growth.

35. Hasley T. C. Diffusion-limited aggregation: A model for pattern formation

36. Bunde A., Havlin S. Fractals and disordered systems.Berlin: Springer-Verlag, 1996. – 408 p.

37. Sahimi M. Applications of percolation theory, 1994. – 288 p.

38. Ohtsuki T., Keyes T. Biased-diffusion-limited aggregation 1987.

39. Wolf D. E., Kertész J. Surface with exponents for three and four dimensional Eden growth.

40. Jullien R., Meakin P. Simple three-dimensional models for ballistic deposition with restructuring.

ДОДАТОК А
Лістинг коду

```
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
import matplotlib.animation as animation
import tkinter as tk
from tkinter import ttk

# Розмір сітки
grid_size = 200

# --- Функції для моделей ---
# 1. Модель бактеріальної колонії
def init_bacteria(mutation_prob, nutrient_consumption_rate):
    grid = np.zeros((grid_size, grid_size), dtype=int)
    nutrients = np.ones((grid_size, grid_size)) * 0.5
    center = grid_size // 2
    grid[center, center] = 1
    for i in range(grid_size):
        for j in range(grid_size):
            distance = np.sqrt((i - center)**2 + (j - center)**2)
            nutrients[i, j] = max(0.1, 1 - 0.02 * distance)
    return grid, nutrients, mutation_prob, nutrient_consumption_rate

def spread_bacteria(grid, nutrients, mutation_prob, nutrient_consumption_rate):
    new_grid = grid.copy()
    new_nutrients = nutrients.copy()
    neighbors = [(-1, 0), (1, 0), (0, -1), (0, 1), (-1, -1), (-1, 1), (1, -1), (1,
1)]
    bacteria_cells = np.argwhere(grid == 1)
    for cell in bacteria_cells:
        x, y = cell
        for dx, dy in neighbors:
            nx, ny = x + dx, y + dy
            if 0 <= nx < grid_size and 0 <= ny < grid_size:
                if grid[nx, ny] == 0 and new_nutrients[nx, ny] > 0:
                    growth_prob = 0.2 + 0.8 * new_nutrients[nx, ny]
                    if np.random.rand() < growth_prob:
                        new_grid[nx, ny] = 1
                        new_nutrients[nx, ny] -= nutrient_consumption_rate
                        if np.random.rand() < mutation_prob:
                            new_nutrients[nx, ny] = min(1, new_nutrients[nx, ny] +
0.2)
    return new_grid, new_nutrients

# 2. Модель лісових пожеж
def init_fire(humidity, wind_strength):
    grid = np.zeros((grid_size, grid_size), dtype=int)
    center = grid_size // 2
    grid[center, center] = 1
    return grid, humidity, wind_strength

def spread_fire(grid, humidity, wind_strength):
    new_grid = grid.copy()
    neighbors = [(-1, 0), (1, 0), (0, -1), (0, 1)]
    burning_cells = np.argwhere(grid == 1)
    for cell in burning_cells:
        x, y = cell
        for dx, dy in neighbors:
```

```
            nx, ny = x + dx, y + dy
            if 0 <= nx < grid_size and 0 <= ny < grid_size and grid[nx, ny] == 0:
                spread_probability = 0.5 * (1 - humidity)
                if np.random.rand() < spread_probability:
                    new_grid[nx, ny] = 1
    return new_grid

# 3. Модель росту коралів
def init_corals(growth_prob):
    grid = np.zeros((grid_size, grid_size), dtype=int)
    center = grid_size // 2
    grid[center, center] = 1
    nutrient_map = np.random.rand(grid_size, grid_size)
    return grid, nutrient_map, growth_prob

def spread_corals(grid, nutrient_map, growth_prob):
    new_grid = grid.copy()
    neighbors = [(-1, 0), (1, 0), (0, -1), (0, 1), (-1, -1), (-1, 1), (1, -1), (1, 
1)]
    coral_cells = np.argwhere(grid == 1)
    for cell in coral_cells:
        x, y = cell
        for dx, dy in neighbors:
            nx, ny = x + dx, y + dy
            if 0 <= nx < grid_size and 0 <= ny < grid_size:
                if grid[nx, ny] == 0:
                    if np.random.rand() < growth_prob * nutrient_map[nx, ny]:
                        new_grid[nx, ny] = 1
    return new_grid

# --- Основна програма ---
def start_simulation(selected_model, params):
    global grid, nutrients, nutrient_map, mat, fig, ani

    # Створюємо еталонну модель (наприклад, повністю заповнену сітку)
    ideal_state = np.zeros((grid_size, grid_size), dtype=int)
    ideal_state[grid_size // 2, grid_size // 2] = 1

    if selected_model == "Бактеріальна колонія":
        grid, nutrients, mutation_prob, nutrient_consumption_rate = init_bacteria(
            params["mutation_prob"], params["nutrient_consumption_rate"]
        )
        nutrient_map = None
        cmap = 'Greens'

        def update(frame):
            global grid, nutrients
            grid, nutrients = spread_bacteria(grid, nutrients, mutation_prob, 
nutrient_consumption_rate)

            # Обчислення MSE
            mse = np.mean((grid - ideal_state) ** 2)
            mse_text.set_text(f"MSE: {mse:.5f}")  # Оновлення тексту

            mat.set_data(grid)
            return [mat, mse_text]

    elif selected_model == "Лісова пожежа":
        grid, humidity, wind_strength = init_fire(params["humidity"], 
params["wind_strength"])
        nutrients = None
```

```
        nutrient_map = None
        cmap = 'hot'

        def update(frame):
            global grid
            grid = spread_fire(grid, humidity, wind_strength)

            # Обчислення MSE
            mse = np.mean((grid - ideal_state) ** 2)
            mse_text.set_text(f"MSE: {mse:.5f}")  # Оновлення тексту

            mat.set_data(grid)
            return [mat, mse_text]

    elif selected_model == "Ріст коралів":
        grid, nutrient_map, growth_prob = init_corals(params["growth_prob"])
        nutrients = None
        cmap = 'Blues'

        def update(frame):
            global grid
            grid = spread_corals(grid, nutrient_map, growth_prob)

            # Обчислення MSE
            mse = np.mean((grid - ideal_state) ** 2)
            mse_text.set_text(f"MSE: {mse:.5f}")  # Оновлення тексту

            mat.set_data(grid)
            return [mat, mse_text]

    # Відображення
    fig, ax = plt.subplots()
    mat = ax.matshow(grid, cmap=cmap)

    # Додаємо текст для відображення MSE
    mse_text = ax.text(0.05, 0.95, "", transform=ax.transAxes, color="red",
fontsize=12, va="top", ha="left")

    ani = animation.FuncAnimation(fig, update, frames=200, interval=100,
blit=True)
    plt.show()


def open_parameters_window(model):
    param_window = tk.Toplevel(root)
    param_window.title(f"Параметри для {model}")
    params = {}

    if model == "Бактеріальна колонія":
        ttk.Label(param_window, text="Ймовірність мутації:").pack()
        mutation_prob_entry = ttk.Entry(param_window)
        mutation_prob_entry.insert(0, "0.01")
        mutation_prob_entry.pack()

        ttk.Label(param_window, text="Швидкість споживання поживних
речовин:").pack()
        nutrient_consumption_entry = ttk.Entry(param_window)
        nutrient_consumption_entry.insert(0, "0.1")
        nutrient_consumption_entry.pack()

        def set_params():
```

```
            params["mutation_prob"] = float(mutation_prob_entry.get())
            params["nutrient_consumption_rate"] =
float(nutrient_consumption_entry.get())
            start_simulation(model, params)
            param_window.destroy()

    elif model == "Лісова пожежа":
        ttk.Label(param_window, text="Вологість (0-1):").pack()
        humidity_entry = ttk.Entry(param_window)
        humidity_entry.insert(0, "0.2")
        humidity_entry.pack()

        ttk.Label(param_window, text="Сила вітру:").pack()
        wind_strength_entry = ttk.Entry(param_window)
        wind_strength_entry.insert(0, "0.7")
        wind_strength_entry.pack()

        def set_params():
            params["humidity"] = float(humidity_entry.get())
            params["wind_strength"] = float(wind_strength_entry.get())
            start_simulation(model, params)
            param_window.destroy()

    elif model == "Ріст коралів":
        ttk.Label(param_window, text="Ймовірність росту:").pack()
        growth_prob_entry = ttk.Entry(param_window)
        growth_prob_entry.insert(0, "0.5")
        growth_prob_entry.pack()

        def set_params():
            params["growth_prob"] = float(growth_prob_entry.get())
            start_simulation(model, params)
            param_window.destroy()

    ttk.Button(param_window, text="Запустити", command=set_params).pack(pady=10)

# --- Графічний інтерфейс ---
root = tk.Tk()
root.title("Вибір моделі симуляції")

label = ttk.Label(root, text="Оберіть модель для симуляції:")
label.pack(pady=10)

models = ["Бактеріальна колонія", "Лісова пожежа", "Ріст коралів"]
selected_model = tk.StringVar(value=models[0])
model_selector = ttk.Combobox(root, textvariable=selected_model, values=models,
state="readonly")
model_selector.pack(pady=10)

start_button = ttk.Button(root, text="Налаштувати параметри", command=lambda:
open_parameters_window(selected_model.get()))
start_button.pack(pady=10)

root.mainloop()
```

ДОДАТОК Б
Матеріали апробаційної роботи

ІНТЕЛЕКТУАЛЬНІ ІНФОРМАЦІЙНІ ТЕХНОЛОГІЇ

03.12.2024 р.
15-30
Посилання: https://meet.google.com/omd-omzx-cxz

Голови секції: к.т.н., доц. Сіденко Є.В.,
д.т.н., проф. Козлов О.В.

Секретар секції: Димо В.

Somriakov B. Logistics and Supply Chain Optimization Software for Ukraine's National Infrastructure.

Мельничук М. С. Інтелектуальна система моделювання та прогнозування на основі методів комбінування.

Валюшок Б. І. Інтелектуальна система для розпізнавання жестової мови з використанням нейроної мережі.

Блідар М. В., Лисенков Е. А. Система для прогнозування природніх процесів на основі моделі Ідена.

УДК 004.8 + 519.226

Блідар М. В., Лисенков Е. А.
Чорноморський національний університет ім. Петра Могили, Миколаїв, Україна

СИСТЕМА ДЛЯ ПРОГНОЗУВАННЯ ПРИРОДНІХ ПРОЦЕСІВ НА ОСНОВІ МОДЕЛІ ІДЕНА

Стохастичні моделі відіграють ключову роль у моделюванні складних систем, на які впливають численні випадкові фактори. Наприклад, ріст бактеріальної колонії можна моделювати за допомогою моделі Ідена, що дозволяє врахувати випадковий характер додавання нових клітин до колонії. В основі цієї моделі лежить принцип випадкового заповнення вузлів решітки, що формує щільний кластер із фрактальною поверхнею [1]. Це добре ілюструється рисунком "Модель Ідена для моделювання росту бактеріальних колоній" (рис. 1), який демонструє основні етапи формування кластера на квадратній ґратці.

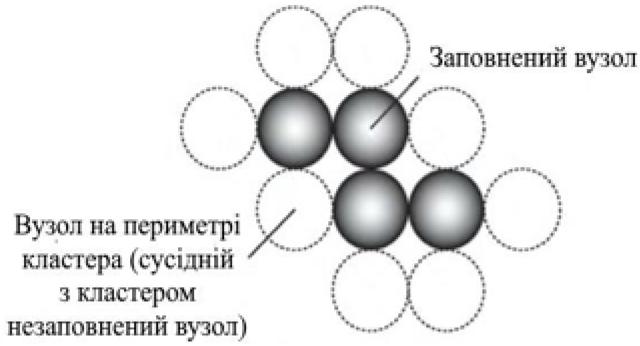

Рисунок 1 – Варіант моделі Ідена

Кількісна характеристика таких кластерів включає обчислення радіуса гірації, що визначає розподіл частинок навколо центру мас. Формула для радіуса гірації:

$$R_g = \sqrt{(1/N * \Sigma(r_i - r)^2)} \quad (1)$$

r_i — координати кожної частинки,

$r = (1/N) * \Sigma r_i$ — середнє значення координат, яке відповідає центру мас кластера.

Різні стохастичні моделі адаптуються до специфічних процесів, таких як ріст бактеріальних колоній, поширення лісових пожеж або розвиток коралів. Модель Ідена з подавленням шуму, ілюстрована рисунком "Ріст кластерів у моделі Ідена на квадратній ґратці" (рис. 2), демонструє, як випадкові флуктуації можуть впливати на форму