

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
Західноукраїнський національний університет
Факультет комп'ютерних інформаційних технологій
Кафедра інформаційно-обчислювальних систем і управління

ЛИПА Андрій Васильович

**Прогнозування та управління ризиками в інфраструктурних
проектах за допомогою методів машинного навчання / Risk
Forecasting and Management in Infrastructure Projects Using
Machine Learning Methods**

спеціальність: 122 - Комп'ютерні науки
освітньо-професійна програма – Управління проектами

Кваліфікаційна робота

Виконав студент групи КНУПм-21
А.В. Липа

Науковий керівник:
к.т.н., доцент Т.В. Лендюк

Кваліфікаційну роботу
допущено до захисту:

«___» _____ 20___ р.

В.о. завідувача кафедри

_____ Н.В. Дзюбановська

ТЕРНОПІЛЬ – 2025

ЗМІСТ

Вступ.....	3
1 Аналіз відомих рішень прогнозування та управління ризиками в інфраструктурних проєктах	6
1.1 Дослідження предметної області прогнозування та управління ризиками в інфраструктурних проєктах	6
1.2 Аналіз алгоритмів машинного навчання	11
1.3 Аналіз відомих рішень.....	15
1.4 Постановка задачі дослідження.....	18
Висновки до розділу 1	20
2 Адаптивна модель прогнозування та управління ризиками в інфраструктурних проєктах	21
2.1 Концепція адаптивного моделювання управління ризиками.....	21
2.2 Формування динамічного набору даних і цільових змінних моделі	24
2.3 Розробка та навчання адаптивної моделі прогнозування ризиків	28
2.4 Методика використання моделі для підтримки управлінських рішень та мінімізації ризиків.....	32
Висновки до розділу 2	34
3 Експериментальні дослідження та оцінювання ефективності адаптивної моделі.....	36
3.1 Організація експерименту та опис набору даних	36
3.2 Налаштування моделей та базові підходи для порівняння.....	39
3.3 Результати експериментальних досліджень.....	41
Висновки до розділу 3	45
Висновки	47
Список використаних джерел	50
Додаток А Копії публікацій	58

ВСТУП

Актуальність роботи. Інфраструктурні проєкти належать до найбільш складних за організацією та наслідками класів проєктної діяльності, оскільки поєднують велику кількість взаємопов'язаних робіт, виконавців, ресурсів, підрядників, регуляторних вимог і зовнішніх факторів. Для таких проєктів характерні висока капіталомісткість, тривалі строки реалізації та значна чутливість до змін у середовищі виконання. У сучасних умовах додатковими чинниками невизначеності стають коливання вартості матеріалів і логістики, зміни доступності ресурсів, ризики безпеки, а також необхідність оперативної координації багатьох команд. Унаслідок цього саме ризики є однією з ключових причин перевищення бюджету, затримок виконання та зниження якості результатів інфраструктурних проєктів.

Традиційні підходи до управління проєктними ризиками, що базуються на статичних реєстрах ризиків і експертних матрицях “імовірність–вплив”, залишаються важливими для організації процесу ризик-менеджменту, однак вони мають суттєві обмеження у випадку великих інфраструктурних систем. По-перше, такі підходи недостатньо враховують часову змінність ризиків: імовірність та вплив ризику можуть різко змінюватися залежно від етапу виконання робіт і стану ресурсів. По-друге, у складних проєктах ризики проявляються не ізольовано: їх взаємодія формує системні ефекти, коли сукупний негативний результат перевищує просту суму окремих впливів. По-третє, критичну роль відіграють мережеві взаємозалежності між командами, ресурсами та роботами; саме через ці зв'язки виникають каскадні збої, коли проблема в одному компоненті породжує ланцюгові порушення в інших. Тому актуальною є потреба у переході від статичного оцінювання ризиків до прогнозно-орієнтованого, адаптивного управління, яке спирається на дані про реальний перебіг проєкту, враховує системну взаємодію компонентів і дає менеджеру інструмент для вибору найефективніших управлінських дій.

Сучасні методи машинного навчання та мережевого аналізу дозволяють виявляти приховані закономірності в даних про виконання проєкту,

прогнозувати відхилення ключових показників ефективності та оцінювати ризики у вигляді ймовірностей і сценаріїв. Проте практичне застосування таких методів у проектному управлінні потребує спеціальної постановки задачі, формування динамічного набору даних, вибору цільових змінних, а також забезпечення інтерпретованості результатів. Для управлінських рішень важливо не лише отримати прогноз, але й пояснити його причини та оцінити ефект можливих дій за логікою сценарного аналізу типу what-if. Саме тому в даній роботі акцент зроблено на розробленні моделі, яка поєднує прогнозування, адаптацію до нових даних і підтримку прийняття рішень.

Мета і завдання дослідження. Метою роботи є розроблення адаптивної багаторівневої моделі прогнозування та управління ризиками в інфраструктурних проєктах на основі методів машинного навчання, мережевого аналізу та інтерпретованого сценарного оцінювання, що забезпечує прогноз відхилень вартості й строків, оцінку інтегральної критичності ризиків та ймовірності каскадних збоїв, а також формування обґрунтованих управлінських рекомендацій.

Для досягнення поставленої мети в роботі сформульовано такі **завдання**:

- дослідити предметну область прогнозування та управління ризиками в інфраструктурних проєктах;
- проаналізувати сучасні алгоритми машинного навчання, придатні для прогнозування ризиків та їх наслідків;
- виконати аналіз відомих рішень прогнозування та управління ризиками в інфраструктурних проєктах;
- сформулювати постановку задачі дослідження;
- розробити концепцію адаптивного моделювання управління ризиками;
- розробити адаптивну модель прогнозування ризиків, що враховує часову динаміку, взаємодію ризиків і мережеві системні ефекти;
- провести експериментальні дослідження та оцінити ефективність моделі.

Об'єктом дослідження є процес прогнозування та управління ризиками в

інфраструктурних проєктах.

Предметом дослідження є методи, моделі та алгоритми прогнозування ризикових наслідків і підтримки управлінських рішень на основі машинного навчання, часових даних і мережевих взаємозалежностей команд та ресурсів.

Для розв'язання задач у роботі застосовано такі **методи досліджень**: системний аналіз і синтез; методи проєктного ризик-менеджменту; методи підготовки та перетворення даних у часовому вимірі; методи мережевого аналізу для подання взаємозалежностей у вигляді графів і розрахунку мережевих характеристик; методи машинного навчання для багатовихідного прогнозування; методи адаптивного навчання на ковзному вікні; метрики оцінювання якості прогнозування та порівняльний аналіз.

Наукова новизна роботи полягає в тому, що запропоновано адаптивну багаторівневу модель управління ризиками, у якій ризики подано як динамічні величини в часі, взаємодію команд і ресурсів описано динамічною мережею, а прогнозування реалізовано як багатовихідну задачу з одночасним прогнозом відхилень вартості й строків, інтегральної критичності та ймовірності каскадних збоїв.

Практичне значення одержаних результатів полягає в можливості використання моделі як інструменту раннього попередження та пріоритизації ризиків у великих інфраструктурних проєктах, а також у формуванні обґрунтованих управлінських рекомендацій щодо мінімізації затримок, перевитрат і системних каскадних наслідків.

Публікації та апробація КР. Результати кваліфікаційної роботи апробовані та опубліковані у матеріалах (додаток А): II Всеукраїнської науково-практичної конференції «Інтелектуальні комп'ютерні системи та мережі», 25 листопада 2025 р., Тернопіль, Україна та 2nd International Scientific and Practical Conference «Progressive Approaches in Science and Engineering», November 26-28, 2025. Copenhagen, Denmark.

Кваліфікаційна робота складається із вступу, трьох розділів, висновків, списку використаних джерел та додатків.

1 АНАЛІЗ ВІДОМИХ РІШЕНЬ ПРОГНОЗУВАННЯ ТА УПРАВЛІННЯ РИЗИКАМИ В ІНФРАСТРУКТУРНИХ ПРОЄКТАХ

1.1 Дослідження предметної області прогнозування та управління ризиками в інфраструктурних проєктах

Ризики визначаються як ймовірні наслідки невизначених подій, які можуть мати негативні наслідки для цілей проєкту [1]. Вони часто кількісно оцінюються на основі їх очікуваної грошової вартості – вартості впливу на ризик, помноженої на його ймовірність [2]. При реалізації реальні наслідки ризиків, особливо в інфраструктурних проєктах, часто виявляються більшими, ніж сума окремих ризиків» [3]. Це, серед інших факторів, в основному пояснюється взаємодією ризиків і системними ризиками - загальними атрибутами складності проєкту [2, 4]. Інші фактори включають, але не обмежуються ними, невизначені ризики, недооцінений вплив ризику та/або ймовірність, людський фактор або зовнішні впливи [4].

Взаємодія ризику – це явище, коли один ризик підсилює інший, збільшуючи його ймовірність та/або вплив [5]. Наприклад, проєкти реконструкції залізниці часто охоплюють великі географічні зони, де вони зазвичай розділені на кілька місць розташування. Поширені ризики, пов'язані з цими проєктами, включають ризики, пов'язані з погодними умовами (наприклад, надмірний вплив тепла/холоду, сильний вітер або гроза) та ризики для безпеки (наприклад, ковзання/спотикання/падіння або удар падаючими предметами/важким обладнанням). Такі ризики часто зустрічаються в проєктах з реконструкції залізниць, і часто призводять до серйозних збоїв в роботі і значних затримок [6]. Неприятливі погодні умови (наприклад, хуртовини) не тільки негативно впливають на хід ремонтних робіт (наприклад, роботи з модернізації доріг, колій та сигналізації), але й створюють небезпечне робоче середовище, посилюючи ризики для безпеки (наприклад, ковзання або замерзання), що посилює негативний вплив останніх на тому ж місці.

Іншим прикладом є ситуація, коли літня спека (тобто ризики, пов'язані з погодними умовами) підвищує ризик виходу з ладу будівельного обладнання

(наприклад, бульдозера або грейдера). Спека не тільки порушує хід роботи, але й посилює вихід обладнання з ладу, спричиняючи перегрів та додаткове навантаження на техніку, що ускладнює ремонт обладнання та подовжує час простою.

З іншого боку, під системними ризиками розуміється явище, коли порушення одного компонента може призвести до збою в масштабах всього проєкту через взаємозалежності компонентів проєкту [7]. Наприклад, при використанні одного і того ж проєкту реконструкції залізниці збої (наприклад, переробка, зниження якості або повільний прогрес) в роботі дренажної бригади можуть призвести до збоїв в роботі грейдерів ділянки і бригад з оновлення колії.

Згодом, оскільки діяльність з модернізації систем сигналізації тісно пов'язана з роботами з оновлення колій, терміни закриття колій та модернізації сигналів повинні бути точно узгоджені, щоб мінімізувати збої. Будь-які збої в роботі бригади з ремонту колії можуть призвести до збоїв у роботі бригади з модернізації систем сигналізації, спричиняючи подальші каскадні збої в роботі залежних екіпажів не тільки на одному майданчику, але й на різних ділянках проєкту. Зрештою, каскади збоїв потенційно зупинять або негативно вплинуть на продуктивність всього проєкту. Простіше кажучи, взаємозалежність між компонентами проєкту посилює наслідки окремих інцидентів, поширюючи збої, перетворюючи їх на загальносистемні проблеми (тобто системний ризик).

Взаємодія ризиків і системні ризики є пов'язаними, але різними поняттями. Перший зосереджується на локалізованих взаємодіях між окремими ризиками, що сприяє виникненню других, висвітлюючи ширші вразливості та потенційний провал проєкту, які виходять за межі індивідуальних ризикових взаємодій [8]. За відсутності ризикових взаємодій та системних ризиків проєкт демонструє високу результативність. Однак оцінка ризиків проєкту без урахування їх взаємодії або потенційних системних ризиків може призвести до недооцінки реальних загроз, що впливають на проєкт, що в кінцевому підсумку призведе до невдалої реалізації. Зрештою, як взаємодія ризиків, так і системні ризики повинні розглядатися одночасно для отримання точної оцінки наслідків загроз, що впливають на проєкт. Тому для точної оцінки ризику необхідне вивчення

взаємодій ризиків та системних ризиків.

У літературі пропонується різний набір моделей у різних контекстах для оцінки взаємодії ризиків або системних ризиків [9]. Наприклад, Euybroosh et al. [10] визначили шляхи взаємодії ризиків у міжнародних будівельних проєктах за допомогою моделювання структурних рівнянь. Таваколан і Етемадінія [11] використовували нечітке зважене інтерпретаційне структурне моделювання для виявлення відносин ризику в будівельних проєктах. Однак моделі структурних рівнянь мають обмежену здатність обробляти нелінійності та встановлювати причинно-наслідкові зв'язки, особливо в системах з петлями зворотного зв'язку [12]. Ван і Юань [13] досліджували вплив взаємодії ризиків на затримку календарного плану робіт проєкту за допомогою моделі системної динаміки. Тим не менш, результати таких моделей можуть бути дуже чутливими до значень параметрів, які може бути важко точно оцінити, а розробка моделей може бути складним завданням у складних системах (наприклад, інфраструктурні проєкти) [14]. Guo et al. [15] проаналізували каскадні відмови, обумовлені системними ризиками, в складних проєктах з використанням моделей вантажопідйомності. Li et al. [16] проаналізували поширення ризику зміни дизайну в складних проєктах з розробки продуктів, використовуючи ту ж модель. Ellinas et al. [17] використовували порогові моделі, аналогічні моделям вантажопідйомності, для оцінки системних ризиків проєкту. Тим не менш, моделі вантажопідйомності часто припускають статичні значення навантаження і вантажопідйомності, які можуть не відображати динамічний характер складних проєктів ; Такі моделі не можуть адекватно адаптуватися до мінливих умов нової інформації, що призводить до застарілих результатів [18]. Cheng et al. [19] досліджували поширення ризику зміни календарного плану робіт в складних будівельних проєктах за допомогою моделі, подібної до поширення епідемії. Крім того, Liu et al. [20] вивчали поширення ризику в мережах проєктів досліджень і розробок з використанням епідемічних моделей. Zou et al. [21] проаналізували поширення ризику в мережах портфеля проєктів за допомогою тих же моделей.

Незважаючи на це, моделі, засновані на епідеміях, мають обмежену застосовність, оскільки: (1) вони припускають однорідне змішування та

ігнорують варіації в структурі мережі проєкту, а також у поведінці окремих компонентів проєкту; 2) вони спочатку були розроблені для біологічних систем; Отже, вони можуть не повною мірою враховувати унікальні аспекти каскадів зривів в інфраструктурних проєктах; і (3) точна оцінка швидкості передачі та часу відновлення може бути складним завданням [22].

Fang і Marle [23] використовували топологічний аналіз на основі CNT для дослідження та пом'якшення ланцюгового впливу мереж ризиків проєкту. Однак складні моделі, засновані на теорії мереж, часто зосереджуються на топології мережі без належного розгляду функціональних аспектів вузлів і ребер [24]. Часто масштабованість може бути проблемою при роботі з великими і складними мережами [25]. Li et al. [26] досліджували еволюцію ризиків в інфраструктурних проєктах в Китаї, використовуючи комбінацію агентних моделей і топологічного мережевого аналізу. З іншого боку, агентні моделі моделюють велику кількість агентів з детальними взаємодіями, які можуть бути обчислювально дорогими [27]. Крім того, визначення правил і параметрів поведінки агентів може бути складним завданням [28]. Крім того, забезпечення того, що модель відображає реальну поведінку, може бути складним завданням через стохастичний характер моделювання [29]. На додаток до обговорюваних обмежень, підходи, представлені в попередніх дослідженнях, були дуже специфічними для конкретного випадку з вузькими теоретичними предметами. Крім того, ці підходи передбачали складне моделювання, що робило їх громіздкими для реалізації на практиці [30].

Останнім часом підходи, засновані на даних, набувають все більшої популярності в області управління проєктами [31], що пояснюється їх практичністю, узагальненістю, масштабованістю, розумною обчислювальною здійсненністю та здатністю виявляти невідомі складні закономірності в даних для отримання точних уявлень [32]. Таким чином, підходи, засновані на даних, є підходящою альтернативою звичайним моделям взаємодії ризиків і системному аналізу ризиків. Однак використання першого для вивчення таких явищ недостатньо вивчено в літературі [33].

Дана робота спрямована на розробку моделі машинного навчання, яка

прогнозує продуктивність проєкту в умовах взаємодії ризиків та системних ризиків. Тому дуже важливо кількісно оцінити продуктивність проєкту як перший крок у процесі.

Ключові показники ефективності проєкту (KPI) використовуються в літературі та на практиці для оцінки різних аспектів ефективності проєкту [34, 35]. Загальні KPI проєкту включають: (1) відхилення вартості (CD); 2) відхилення календарного плану робіт (SD); (3) частота аварій (AF); 4) коефіцієнт продуктивності праці (PR); (5) ефективність планування (PE). Ці показники розраховуються наступним чином [35, 36]:

$$CD = (\text{Фактичні понесені витрати} - \text{Планові витрати}) / \text{Планові витрати}$$

$$SD = (\text{Фактичний аванс} - \text{Плановий аванс}) / \text{Плановий аванс}$$

$$AF = \text{Зареєстровані нещасні випадки} / \text{Робочі години}$$

$$PR = \text{Фактична вартість праці} / \text{Планована вартість праці}$$

$$PE = \text{Виконані роботи} / \text{Планові роботи}$$

Вплив взаємодії ризиків та системних ризиків на ефективність проєкту оцінюється через специфічні характеристики ризиків проєкту та параметри взаємозалежності компонентів проєкту. Ці характеристики, або особливості, витягуються з наявних даних проєкту. Для обсягу оцінки впливу взаємодії ризиків та системних ризиків, пов'язаних із взаємозалежністю команди та ресурсів, пов'язаних із завданням, у роботі визначено шість груп ознак на основі огляду відповідної літератури [33, 37-41].

Ці групи складаються з 31 ознаки проєкту, які відображають відповідні аспекти проєкту, що стосуються розглянутого завдання. *Група ризиків* займається інформацією, пов'язаною з ризиками, такою як кількість ризиків; мінімальну, максимальну та середню величину ризику, ймовірність та вплив. Інформація, пов'язана з командами та ресурсами, виділяється в групах *«Команди»* та *«Ресурси»*. Вони надають інформацію про кількість команд/ресурсів, мінімальну/максимальну кількість команд/ресурсів на активність та середню кількість команд/ресурсів на активність на проєкт. Група *«Тривалість активності»* розглядає діяльність проєкту та її тривалість, включаючи кількість активностей, мінімальну/максимальну/середню тривалість

активності та тривалість проєкту. Група «Відносини активності» займається залежностями активності, включаючи максимальну кількість послідовників активності, середнє число послідовників активностей, відсотки відносин між фінішом до старту (FS), від початку до фінішу (SF), від фінішу до фінішу (FF) і відношення від початку до початку (SS). Група «Командні/ресурсні ризики» включає інформацію, що стосується ризиків та проектних команд/ресурсів; Він включає загальну кількість команд/ресурсів у межах проєкту, на які впливають ризики проєкту [33, 37-41].

Алгоритми машинного навчання привернули значну увагу в дослідженнях і практиці завдяки своїй ефективності при обробці задач регресії та класифікації, де один або кілька виходів прогноуються на основі набору вхідних даних [31]. У цій роботі алгоритми машинного навчання використовуються для зв'язку виявлених особливостей проєкту з КРІ проєкту. Ці алгоритми аналізують складні взаємозв'язки між вхідними даними (тобто функціями) та виходами (КРІ), вивчаючи складні закономірності в історичних даних минулих проєктів, взаємодію ризиків та/або системні ризики. Завдяки цьому аналізу алгоритми можуть вивчати наслідки цих явищ, що дозволяє робити точні прогнози.

1.2 Аналіз алгоритмів машинного навчання

Даний аналіз включає в себе регресійну задачу, в якій числова вихідна змінна (тобто загальна величина ризиків) повинна бути передбачена на основі особливостей проєкту. Для цієї задачі добре підходять кілька алгоритмів машинного навчання. Однак деякі з них можуть перевершити інші залежно від характеристик наявного набору даних. У даному підрозділі розглянемо п'ять загальних алгоритмів, придатних для цієї задачі, на додаток до базової регресії (BR) – незалежно від вхідних даних, завжди дає середнє значення як вихід. BR являє собою базовий рівень, з яким порівнюється продуктивність інших алгоритмів машинного навчання в цій роботі.

Дерева рішень (DT) - це непараметричні моделі, які добре підходять для задач регресії і відомі своєю здатністю обробляти нелінійні відносини [42]. DT

використовуються в цьому випадку, оскільки вони здатні фіксувати складні взаємодії в даних проєкту, що робить їх добре придатними для поточної задачі [43]. Вони дотримуються рекурсивного підходу «розділяй і володарюй» для побудови дерев шляхом поділу даних на однорідні області [44]. Алгоритм починається з кореневого вузла з пошуку найкращої ознаки та точки розбиття таким чином, щоб сума помилок у квадраті була зведена до мінімуму. Часто використання суми квадратичних помилок не є обчислювально здійсненним, і тому зазвичай використовується жадібний алгоритм. Після визначення найкращої ознаки та точки поділу дані розбиваються на дві області, де кожен регіон представлений окремим вузлом дерева. Процес повторюється для кожного вузла/регіону до тих пір, поки не буде досягнутий критерій зупинки [45]. Такі критерії включають досягнення заздалегідь визначеної мінімальної кількості точок даних на вузол/регіон (n_p) або максимальну глибину дерева (d_t) – максимальна кількість рівнів у дереві рішень [46]. Перехресна валідація використовується для обрізки дерев, щоб запобігти надмірній підгонці, коли квадратурні помилки дорівнюють нулю [47].

Випадкові ліси (RF) – це ансамблева техніка, яка продемонструвала значну продуктивність у різних задачах регресії в різних областях [48]. Ця техніка стала популярною завдяки своїй точності в прогнозуванні, стійкості до перенавчання та шуму даних, інтерпретації та універсальності [49]. RF використовують кілька дерев рішень для складання прогнозів [50]. Для кожного дерева RF вибирає випадкову підмножину даних з вихідного набору даних, яка має аналогічний розмір, за допомогою початкового завантаження – випадковим чином вибирає спостереження з вихідного набору даних, допускаючи дублікати [51]. Дерево вирощується за допомогою початкових даних, де для кожного вузла дерева випадкова підмножина ознак з розміром вибирається так, щоб зробити розщепів, забезпечуючи таким чином різноманітність серед дерев [52]. Кожне дерево вирощується до досягнення критерію зупинки, наприклад, досягнення заданої максимальної глибини (d_{rf}), виконується. Ансамбль є повним, коли всі дерева рішень вирощені, де кожне дерево було незалежно навчено з використанням різних ознак та підмножин даних. Прогнози RF - це середнє арифметичне

прогнозів всіх дерев в ансамблі [45]. Перехресна перевірка зазвичай використовується для налаштування параметрів RF з метою підвищення продуктивності [31]. До таких параметрів можна віднести n_f , d_{rf} , і кількість дерев (N_{trees}).

Штучні нейронні мережі (ШНМ) – це набір обчислювальних моделей, які продемонстрували високу продуктивність і точність у завданнях регресії та класифікації, що пояснюється їх ефективністю в навчанні складних завдань і здатністю обробляти різні типи даних [53]. ШНМ складаються з взаємопов'язаних вузлів (тобто нейронів), які розташовані шарами, а саме вхідний шар, один або кілька прихованих шарів і вихідний шар [54]. Число нейронів у вхідному шарі таке ж, як і число ознак набору даних, в той час як число нейронів у вихідному шарі дорівнює одиниці в разі регресії [55]. У вхідному шарі кожен нейрон множить отриманий вхід на різні коефіцієнти зважування і передає значення всім нейронам наступного шару [56]. Для наступного шару зважені входи кожного нейрона підсумовуються разом, і для виходу нейрона застосовується функція активації – виходи таких функцій є нелінійними перетвореннями їх входів відповідно до формул [57]:

$$f_{relu}(x) = \max(0, x) \quad (1.1)$$

$$f_{tanh}(x) = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}} \quad (1.2)$$

Вихід кожного нейрона згодом множиться на різні коефіцієнти зважування і передається всім нейронам наступного шару. Процедура повторюється до тих пір, поки не буде досягнуто вихідного шару [58].

Вхідні дані поширюються через вхідний шар, а потім через інші приховані шари, де застосовуються коефіцієнти зважування і функції активації до досягнення вихідного шару – процес називається прямим поширенням [59]. Вихід нейронів вихідного шару являє собою прогнозування мережі, яке порівнюється із заздалегідь визначеним цільовим значенням для обчислення функції втрат (наприклад, середньоквадратична похибка) [60].

Для мінімізації втрат використовується алгоритм зворотного поширення шляхом коригування коефіцієнтів зважування в мережі. Алгоритм розподіляє втрати у зворотному напрямку через мережу, де обчислюються градієнти

вагових коефіцієнтів щодо втрат і відповідно оновлюються [61]. Процеси прямого і зворотного поширення повторюються до тих пір, поки не буде досягнутий бажаний рівень точності [62].

Подібно до інших моделей машинного навчання, перехресна перевірка використовується для оптимізації параметрів ШНМ, таких як кількість прихованих шарів (n_l), кількість нейронів у кожному прихованому шарі (n_e), функція активації (f_a), а також параметр регуляризації (α) – високе значення призводить до малого коефіцієнта зважування ШНМ, що зменшує перенавчання [31].

Адаптивний бустинговий регресор (AR) – це ансамблевий підхід, який добре підходить для задач регресії в різних контекстах, де він продемонстрував високу точність у внесенні прогнозів [63]. AR починаються з присвоєння однакової ваги всім екземплярам у наборі даних. Слабкий регресор (наприклад, дерево рішень з обмеженою глибиною) тренується на підмножині ознак для прогнозування, які мінімізують частоту помилок [64]. Слабкому регресору присвоюється вага на основі його продуктивності; невелика частота помилок відповідає високій вазі регресора, що вказує на більшу точність. Ваги неправильно передбачених випадків, за допомогою слабкого регресора, збільшуються, що надає цим випадкам більш високе значення і дозволяє наступним слабким регресорам зосередитися на них під час тренування. Новий набір даних створюється шляхом реплікації екземплярів з більшими вагами та пропуску екземплярів з нижчими, тим самим підкреслюючи важливість складних екземплярів у наступних ітераціях. Процес повторюється до тих пір, поки він не досягне критерію зупинки, де кожна ітерація концентрується на раніше неправильно передбачених екземплярах, що дозволяє алгоритму підвищити його точність, навчаючись на попередніх помилках. Остаточний прогноз оцінюється шляхом агрегування прогнозів усіх слабких регресорів, де прогнози регресорів зважуються на основі їх продуктивності під час тренування [65]. Продуктивність AR може бути оптимізована шляхом налаштування відповідних гіперпараметрів, включаючи кількість слабких регресорів (n_r) і швидкість навчання (μ), де останній визначає величину ваги,

присвоєну кожному прогнозу слабкого регресора в процесі агрегації.

Машини опорних векторів (SVM) широко використовуються як у задачах регресії, так і в задачах класифікації [66]. Вони ефективні при обробці даних високої розмірності (тобто багатьох функцій) і стійкі до шумів у даних [67]. SVM починаються з вибору відповідної функції ядра, яка відображає дані в просторі вищої розмірності, щоб виявити нелінійні зв'язки між функціями та цільовою змінною. Функції ядра включають лінійні та радіальні базисні функції. Вони припускають лінійні і нелінійні залежності між входами і виходами відповідно [68]. Надалі SVM визначає оптимальну регресійну функцію, яка максимізує відстань між прогнозованою регресійною лінією або гіперплощиною і тренувальними екземплярами (тобто маржею), мінімізуючи при цьому відхилення прогнозованих значень від фактичних. Така оптимізаційна задача вирішується за рахунок визначення точок даних, які знаходяться найближче до прогнозованої регресійної лінії або гіперплощини – вони відіграють вирішальну роль у визначенні оптимальної регресійної функції [45].

1.3 Аналіз відомих рішень

Інфраструктурні проекти є складними системами з великою кількістю взаємопов'язаних компонентів, команд, ресурсів і робіт, тому типові проблеми на кшталт перевитрат бюджету, зривів графіка та інцидентів з безпекою часто мають не «одну причину», а формуються через комбінацію взаємодіючих ризиків і каскадні порушення в мережі залежностей проекту. У сучасних дослідженнях підкреслюється, що наслідки реалізованих ризиків у таких проектах нерідко перевищують арифметичну суму окремих впливів, оскільки ризики можуть посилювати один одного, а локальні збої здатні «поширюватися» на інші компоненти системи. Це зумовлює потребу аналізувати відомі підходи не лише з точки зору оцінювання індивідуальних ризиків, а й з позиції того, наскільки модель враховує взаємодії та системні ефекти.

У статті [69] наголошено на ключовій проблемі: значна частина наявних робіт розглядає взаємодії ризиків і системні ризики окремо, а також спирається

на моделі, які мають труднощі з нелінійністю, адаптивністю та практичним застосуванням у реальних умовах управління проєктами, що в підсумку знижує якість рішень у ризик-менеджменті. Відповідно, «аналіз відомих рішень» доцільно структурувати навколо двох понять: взаємодія ризиків і системні ризики, а також навколо груп моделей, які найчастіше застосовуються для їх опису.

Під взаємодією ризиків у даній роботі розуміють ситуацію, коли один ризик підсилює інший, збільшуючи його ймовірність та (або) вплив, тобто створює ефект «підсилення» наслідків. Натомість системні ризики інтерпретуються як явище, коли порушення одного компонента через взаємозалежності призводить до проєктно-широкого порушення (каскадних збоїв), що трансформує локальну проблему в системну.

Важливо, що автори акцентують на відмінності цих понять: взаємодія ризиків є більш «локальною» на рівні окремих ризиків, тоді як системні ризики відображають ширші вразливості системи, які можуть приводити до збоїв, що виходять за межі первинної взаємодії. Саме тому оцінювання ризиків без одночасного врахування взаємодій та системних ефектів може занижувати реальні загрози та призводити до помилкових управлінських рішень.

У відомих рішеннях для дослідження взаємодій ризиків широко застосовувалися підходи на основі структурних моделей. Зокрема, наводяться приклади використання структурного моделювання рівнянь і споріднених інтерпретативних структурних методів для виявлення взаємозв'язків між ризиками в будівельних проєктах. Водночас підкреслено обмеження таких моделей: вони слабше працюють з нелінійностями та встановленням причинності у системах із зворотними зв'язками, що є типовим для складних проєктів. Це означає, що навіть якщо модель формально показує наявність статистичних зв'язків, вона може недостатньо відображати динамічну природу ризикових процесів і «петлі підсилення», через які й виникають значні відхилення у вартості чи строках.

Інша група відомих рішень базується на системній динаміці, де взаємодії ризиків описуються через потоки, накопичення та часові залежності, а наслідки

проявляються у вигляді затримок графіка чи змін продуктивності. Проблемою тут є висока чутливість результатів до значень параметрів та складність коректної оцінки цих параметрів у реальних умовах, а також складність розроблення моделі для систем із великою кількістю компонентів і зв'язків. Для практики управління інфраструктурними проєктами це критично, бо параметри часто змінюються у процесі виконання робіт, а доступні дані можуть бути неповними або неоднорідними.

Для аналізу системних ризиків (каскадних відмов) у літературі розглядаються моделі типу «навантаження–спроможність» та порогові моделі, які описують, за яких умов вузол (команда, ресурс, підсистема) переходить у «порушений» стан і як це може спричинити подальше поширення збоїв. Однак такі підходи часто припускають статичні значення навантаження та спроможності, що погано узгоджується з динамікою реального проєкту, де інтенсивність робіт, доступність ресурсів і характер залежностей змінюються в часі; як наслідок, модель слабо адаптується до появи нової інформації та може давати «застарілі» оцінки.

Ще одна лінія досліджень використовує моделі, подібні до епідеміологічного поширення, для опису ризикового «зараження» мережі проєкту, коли порушення в одному сегменті підвищує ймовірність порушень у сусідніх сегментах. Автори статті [69] звертають увагу на обмежену застосовність таких моделей у контексті інфраструктурних проєктів, зокрема через припущення однорідного змішування та ігнорування варіацій структури мережі, а також через те, що ці моделі історично розроблялися для біологічних систем і не завжди відбивають специфіку каскадних порушень у проєктному середовищі. Додатковою проблемою є складність надійного оцінювання параметрів «передачі» та «відновлення», без чого прогноз може втрачати точність.

Окремий клас відомих рішень ґрунтується на теорії складних мереж, де аналізують топологію мережі ризиків або мережі взаємозалежностей робіт і команд, оцінюють центральності, вразливості вузлів та потенційні ланцюги впливу. Перевагою таких підходів є природне відображення взаємозалежностей,

але обмеженням виступає те, що фокус на топології може недостатньо враховувати функціональну природу вузлів і ребер, тобто «що саме» робить команда або ресурс і як саме перетворюється збій у затримку чи перевитрати. Додатково зазначається проблема масштабованості при роботі з великими й складними мережами.

Для моделювання еволюції ризиків і поведінки системи також застосовуються агентні моделі, які симулюють взаємодію великої кількості агентів (наприклад, команд) за певними правилами. Недоліком є висока обчислювальна вартість, складність формалізації правил поведінки та параметрів, а також складність підтвердження відповідності реальній поведінці через стохастичний характер симуляцій.

1.4 Постановка задачі дослідження

Ефективне управління ризиками проєкту вимагає врахування складності проєкту та пов'язаної з ним взаємодії ризиків і системних ризиків [1]. Однак у відомих дослідженнях, як правило, досліджувався лише один аспект одночасно, зосереджуючись або на взаємодії ризиків, або на системних ризиках, що призводило до менш оптимальних процесів оцінки ризиків.

Крім того, існуючі моделі в літературі обмежені кількома недоліками, такими як нездатність обробляти нелінійність, складність розробки моделі, неадаптивність до змін, завищені спрощені оцінки та проблеми масштабованості. Дана робота має на меті подолати цю прогалину за допомогою моделі на основі машинного навчання – замість традиційних підходів – для прогнозування продуктивності проєкту в умовах взаємодії ризиків та системних ризиків.

Оцінка взаємодій ризиків та системних ризиків є важливим етапом для визначення фактичних негативних наслідків комбінованого впливу ризиків проєкту. Використовуючи функціональні можливості програми керування проєктом, алгоритми машинного навчання прогнозуватимуть продуктивність проєкту в умовах взаємодії ризиків і системних ризиків, аналізуючи

закономірності історичних даних зі минулих проєктів.

Інфраструктурні проєкти характеризуються високою складністю, динамічністю та значною кількістю взаємозалежностей між роботами, командами й ресурсами. Ризики в таких проєктах мають не ізольований, а системний характер: їх імовірність і вплив змінюються у часі, окремі ризики можуть підсилювати один одного, а порушення в критичних вузлах мережі взаємодій здатні запускати каскадні збої, що призводить до перевитрат бюджету та зриву строків. Тому актуальною є задача переходу від статичного експертного оцінювання до прогнозно-орієнтованого управління ризиками, яке використовує дані про стан проєкту, мережеві взаємозалежності та інструменти машинного навчання.

Метою роботи є розроблення адаптивної багаторівневої моделі прогнозування та управління ризиками в інфраструктурних проєктах на основі методів машинного навчання, мережевого аналізу та інтерпретованого сценарного оцінювання, що забезпечує прогноз відхилень вартості й строків, оцінку інтегральної критичності ризиків та ймовірності каскадних збоїв, а також формування обґрунтованих управлінських рекомендацій.

Завдання дослідження:

- дослідити предметну область прогнозування та управління ризиками в інфраструктурних проєктах;
- проаналізувати сучасні алгоритми машинного навчання, придатні для прогнозування ризиків та їх наслідків;
- виконати аналіз відомих рішень прогнозування та управління ризиками в інфраструктурних проєктах;
- сформулювати постановку задачі дослідження;
- розробити концепцію адаптивного моделювання управління ризиками;
- розробити адаптивну модель прогнозування ризиків, що враховує часову динаміку, взаємодію ризиків і мережеві системні ефекти;
- провести експериментальні дослідження та оцінити ефективність моделі.

Висновки до розділу 1

1. Проаналізовано предметну область, визначено основні джерела та типи ризиків, а також уточнено ключові показники ефективності, на які ризики впливають найбільш суттєво (вартість, строки, критичність і системні наслідки). Обґрунтовано, що традиційні підходи ризик-менеджменту, засновані на статичних експертних оцінках, є недостатніми для інфраструктурних проєктів, оскільки не відображають часову еволюцію ризиків і слабо враховують взаємозалежності між компонентами проєкту.

2. Проведено аналіз алгоритмів машинного навчання, що застосовуються для прогнозування ризиків та наслідків у проєктному середовищі. Встановлено, що методи машинного навчання мають переваги у виявленні прихованих закономірностей, моделюванні нелінійних залежностей і роботі з багатовимірними даними, однак ефективність їх застосування критично залежить від якості підготовки даних, коректності визначення цільових змінних, врахування часової динаміки та забезпечення інтерпретованості результатів для управлінського використання.

3. Виконано огляд і порівняння відомих рішень прогнозування та управління ризиками, включаючи підходи на основі структурних моделей, системної динаміки, теорії мереж, порогових і каскадних моделей, а також симуляційних методів. Визначено, що значна частина існуючих рішень або розглядає взаємодію ризиків і системні ризики окремо, або потребує складної параметризації та значних обчислювальних витрат, або має обмежену придатність до практичного впровадження в умовах постійних змін у проєкті.

4. Сформульовано постановку задачі дослідження, визначено об'єкт і предмет, окреслено вхідні дані та вимоги до моделі. Обґрунтовано доцільність побудови адаптивної багаторівневої моделі, що забезпечує багатовихідне прогнозування наслідків ризиків (відхилення вартості й строків), оцінювання інтегральної критичності, визначення ймовірності каскадних збоїв, а також підтримку управлінських рішень через інтерпретацію прогнозів і сценарний аналіз.

2 АДАПТИВНА МОДЕЛЬ ПРОГНОЗУВАННЯ ТА УПРАВЛІННЯ РИЗИКАМИ В ІНФРАСТРУКТУРНИХ ПРОЄКТАХ

2.1 Концепція адаптивного моделювання управління ризиками

Інфраструктурні проєкти належать до класу складних соціально-технічних систем, для яких характерна наявність великої кількості взаємопов'язаних робіт, команд, ресурсів і зовнішніх факторів впливу. У таких проєктах ризики мають не ізольований, а системний характер, оскільки негативні події, що виникають у межах окремих робіт або підсистем, здатні поширюватися на інші елементи проєкту та призводити до каскадних збоїв. Як показано в роботах з управління проєктними ризиками, традиційні підходи, засновані на статичному аналізі ймовірності та впливу окремих ризиків, є недостатніми для адекватного врахування складних взаємодій у великих інфраструктурних проєктах [1–3].

Сучасні дослідження у сфері управління ризиками дедалі частіше орієнтуються на використання методів машинного навчання та мережевого аналізу, які дозволяють виявляти приховані закономірності у даних та моделювати нелінійні взаємозв'язки між ризиками [4–6]. Особливо актуальним є врахування системних ризиків, що виникають унаслідок взаємозалежності команд і ресурсів, а також динамічного характеру виконання робіт у часі. У зв'язку з цим виникає необхідність розроблення адаптивної моделі управління ризиками, здатної не лише оцінювати поточний рівень ризику, але й прогнозувати його вплив на ключові показники ефективності проєкту.

У даній роботі пропонується адаптивна модель прогнозування та управління ризиками в інфраструктурних проєктах, яка поєднує методи машинного навчання, мережевого аналізу та пояснюваного штучного інтелекту. Модель розглядає проєкт як динамічну систему, у межах якої ризики змінюють свої характеристики в часі та взаємодіють між собою через мережу зв'язків між командами і ресурсами. Такий підхід відповідає сучасним тенденціям розвитку ризик-орієнтованого управління складними проєктами [7, 8].

Запропонована модель базується на низці концептуальних положень, які визначають її структуру та функціональні можливості. По-перше, ризики

інфраструктурного проєкту розглядаються як динамічні величини, імовірність та вплив яких змінюються залежно від стадії виконання робіт, стану ресурсів і зовнішніх умов. По-друге, взаємодія ризиків має нелінійний характер, унаслідок чого сукупний ефект кількох ризиків може суттєво перевищувати суму їх індивідуальних впливів [3, 9].

По-третє, у межах проєкту формуються системні ризики, зумовлені мережевою структурою взаємозалежностей між командами, ресурсами та роботами. Такі ризики є характерними для великих інфраструктурних проєктів і часто не виявляються при використанні класичних методів аналізу ризиків [4]. По-четверте, ефективне управління ризиками передбачає не лише їх ідентифікацію, але й прогнозування наслідків для ключових показників проєкту, зокрема вартості та строків реалізації. Нарешті, результати прогнозування повинні бути інтерпретованими, щоб забезпечити підтримку прийняття управлінських рішень та підвищити довіру до моделі з боку менеджерів проєкту [10].

Загальна концепція адаптивної моделі управління ризиками представлена на рисунку 2.1.

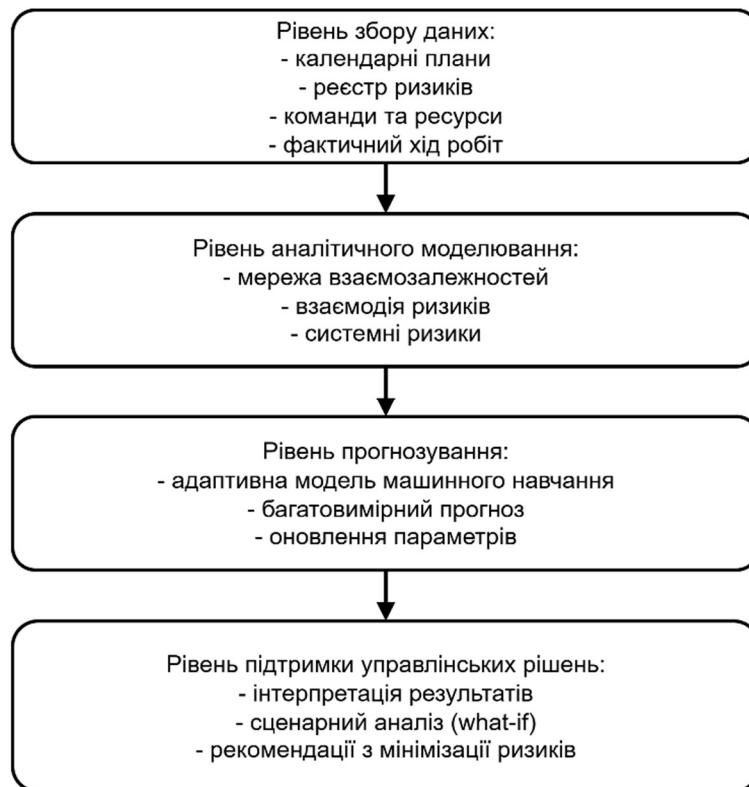


Рисунок 2.1 – Загальна концепція адаптивної моделі управління ризиками

Модель має багаторівневу архітектуру та включає послідовні етапи збору даних, аналітичного моделювання, прогнозування та підтримки управлінських рішень. На рівні даних здійснюється збір інформації про календарний план проєкту, реєстр ризиків, склад команд і наявні ресурси, а також фактичний хід виконання робіт. Особливістю цього рівня є представлення даних у часовому вимірі, що дозволяє враховувати динаміку змін параметрів ризиків упродовж життєвого циклу проєкту.

Аналітичний рівень відповідає за формування мережі взаємозалежностей між компонентами проєкту. Команди та ресурси подаються у вигляді вузлів орієнтованої зваженої мережі, а зв'язки між ними відображають залежності між роботами та спільне використання ресурсів. На цьому рівні обчислюються мережеві характеристики, що дозволяють оцінити вразливість окремих елементів проєкту та потенціал поширення негативних подій [5, 6].

На прогнозному рівні реалізується адаптивна модель машинного навчання, яка встановлює залежність між характеристиками ризиків, мережевими параметрами та показниками ефективності проєкту. Модель виконує багатовимірне прогнозування, оцінюючи вплив взаємодії ризиків і системних ризиків на вартість і строки реалізації проєкту. Адаптивність моделі забезпечується можливістю оновлення параметрів у разі надходження нових даних.

Рівень інтерпретації та підтримки управлінських рішень (рисунок 2.2) забезпечує пояснення отриманих прогнозів із використанням методів пояснюваного штучного інтелекту, а також реалізацію сценарного аналізу типу *what-if*. Це дозволяє оцінити вплив можливих управлінських дій на зменшення негативних наслідків ризиків і сформувані обґрунтовані рекомендації для менеджерів проєкту.



Рисунок 2.2 – Рівень інтерпретації та підтримки управлінських рішень

Таким чином, запропонована концепція та архітектура адаптивної моделі управління ризиками створюють методологічне підґрунтя для подальшої розробки алгоритмів прогнозування та проведення експериментальних досліджень. Модель забезпечує перехід від статичного аналізу ризиків до динамічного прогнозно-орієнтованого управління, що є ключовою передумовою підвищення ефективності реалізації інфраструктурних проєктів в умовах невизначеності.

2.2 Формування динамічного набору даних і цільових змінних моделі

Ефективність адаптивної моделі прогнозування та управління ризиками безпосередньо залежить від якості та структури вхідних даних, а також від коректності формування цільових змінних. На відміну від традиційних підходів, у яких ризики розглядаються статично, у даній роботі використовується динамічний набір даних, що відображає часову еволюцію параметрів ризиків, зміну структури проєкту та взаємозалежностей між його компонентами. Такий підхід відповідає сучасним уявленням про складність інфраструктурних проєктів і дозволяє врахувати системні ефекти та каскадні збої [3–5].

Вхідні дані для побудови моделі формуються на основі типових інформаційних джерел інфраструктурного проєкту, які використовуються у практиці проєктного управління. До них належать календарні плани виконання

робіт, реєстри ризиків, інформація про команди та ресурси, а також дані про фактичний хід реалізації проєкту. Календарний план визначає часову послідовність робіт і залежності між ними, тоді як реєстр ризиків містить опис потенційних загроз, їх імовірність, очікуваний вплив і відповідні тригери виникнення [1, 2].

Структурно набір даних формується у вигляді багатовимірної таблиці, у якій кожен запис відповідає певному часовому інтервалу реалізації проєкту. Для кожного інтервалу фіксуються параметри активних ризиків, характеристики задіяних команд і ресурсів, а також показники стану проєкту. Така структура дозволяє інтегрувати дані різної природи — кількісні, категоріальні та мережеві — у єдину модельну основу.

Ключовою особливістю сформованого набору даних є представлення ризиків у часовому вимірі. Імовірність та вплив ризику розглядаються не як фіксовані величини, а як функції часу, що змінюються залежно від стадії виконання робіт, накопиченого досвіду та зовнішніх умов. Для кожного ризику формується часовий профіль, який відображає динаміку його параметрів протягом життєвого циклу проєкту.

Такий підхід дозволяє врахувати ситуації, коли ризик є критичним лише на окремих етапах реалізації проєкту, а також випадки, коли взаємодія кількох ризиків призводить до різкого зростання їх сукупного впливу. Як зазначається в літературі, ігнорування часової складової ризиків призводить до суттєвого заниження оцінки потенційних втрат у складних проєктах [3, 7].

Для врахування системних ризиків у роботі використовується динамічна мережа взаємозалежностей, що відображає структуру взаємодії команд і ресурсів інфраструктурного проєкту. У такій мережі вузлами є команди або ресурси, а зважені орієнтовані зв'язки відображають залежності між роботами, спільне використання ресурсів або технологічні обмеження. Вага зв'язку може змінюватися в часі, що дозволяє врахувати зміну інтенсивності взаємодії між компонентами проєкту.

Динамічний характер мережі дає змогу моделювати ситуації, коли порушення в роботі одного елемента поширюється на інші елементи проєкту та

призводить до каскадних збоїв. Обчислення мережевих характеристик, таких як центральність вузлів і щільність зв'язків, дозволяє ідентифікувати найбільш вразливі компоненти проєкту та оцінити потенціал системних ризиків [4–6].

Цільові змінні адаптивної моделі формуються з урахуванням необхідності комплексної оцінки наслідків взаємодії ризиків і системних ризиків. У даній роботі використовується багатовимірний вихід моделі, що включає такі показники.

Першою цільовою змінною є відхилення вартості проєкту, яке характеризує додаткові фінансові витрати, спричинені реалізацією ризиків. Цей показник формується на основі очікуваної грошової вартості ризиків та фактичних даних про перевитрати бюджету.

Другою цільовою змінною є відхилення строків реалізації проєкту, що відображає затримки виконання робіт унаслідок виникнення ризикових подій. Такий показник є критично важливим для інфраструктурних проєктів, у яких порушення графіка часто призводить до вторинних фінансових втрат.

Третьою цільовою змінною є індекс критичності ризиків, який інтегрує інформацію про імовірність, вплив і мережеву важливість ризиків. Цей індекс дозволяє порівнювати ризики між собою та визначати пріоритети їх мінімізації з урахуванням системних ефектів].

Четвертою цільовою змінною є ймовірність каскадних збоїв, що характеризує ризик поширення негативних подій через мережу взаємозалежностей проєкту. Включення цього показника дозволяє оцінити не лише прямі, але й опосередковані наслідки реалізації ризиків, що є принципово важливим для управління складними інфраструктурними системами [6, 7].

У межах даної роботи динамічний набір даних подається у вигляді послідовності часових зрізів ознак та відповідних цільових значень:

$$X = \{x(t)\}_{t=1}^T, Y = \{y(t)\}_{t=1}^T, \quad (2.1)$$

де $x(t)$ — вектор ознак у момент часу t ;

$y(t)$ — вектор цільових змінних у момент часу t .

Вектор цільових змінних визначається як:

$$y(t) = [\Delta C(t), \Delta T(t), K(t), P_{cas}(t)]. \quad (2.2)$$

Відхилення вартості проєкту визначається як різниця між фактичними та плановими витратами:

$$\Delta C(t) = C_{fact}(t) - C_{plan}(t). \quad (2.3)$$

Відхилення строків реалізації визначається як різниця між фактичною та плановою тривалістю (або датою завершення) на момент t :

$$\Delta T(t) = T_{fact}(t) - T_{plan}(t). \quad (2.4)$$

Індекс критичності ризику формується як узагальнення його ймовірності, впливу та мережевої значущості:

$$K_r(t) = P_r(t) \cdot I_r(t) \cdot N_r(t) \quad (2.5)$$

де $P_r(t)$ — ймовірність ризику r ;

$I_r(t)$ — вплив ризику;

$N_r(t)$ — коефіцієнт мережевої важливості (який відображає роль відповідного елемента в мережі взаємозалежностей команд і ресурсів).

Загальний рівень критичності для проєкту на момент часу t може бути поданий як агрегування за всіма активними ризиками:

$$K(t) = \sum_{r \in \mathcal{R}(t)} K_r(t), \quad (2.6)$$

де $\mathcal{R}(t)$ — множина ризиків, активних у момент часу t .

Ймовірність каскадних збоїв задається як монотонна функція від загальної критичності та параметрів мережі (наприклад, щільності або інтенсивності взаємодії):

$$P_{cas}(t) = \sigma(a_0 + a_1 K(t) + a_2 D(t)), \quad (2.7)$$

де $D(t)$ — узагальнений мережевий показник на момент t ;

$\sigma(\cdot)$ — сигмоїдна функція, a_0, a_1, a_2 — параметри, що оцінюються під час навчання.

Таким чином, у підрозділі сформовано динамічний набір даних і систему цільових змінних, які забезпечують комплексне відображення стану інфраструктурного проєкту та його ризиків у часовому вимірі.

Процес формування динамічного набору даних і цільових змінних моделі прогнозування ризиків наведено на рисунку 2.3.



Рисунок 2.3 – Схема процесу формування динамічного набору даних і цільових змінних моделі

Запропонований підхід створює основу для побудови адаптивної моделі прогнозування, розглянутої в наступному підрозділі, та дозволяє врахувати як індивідуальні, так і системні аспекти проєктних ризиків.

2.3 Розробка та навчання адаптивної моделі прогнозування ризиків

На основі динамічного набору даних у даній роботі розробляється адаптивна багаторівнева модель прогнозування наслідків ризиків та підтримки управлінських рішень в інфраструктурних проєктах. На відміну від статичних підходів, запропонована модель враховує:

- 1) часову змінність параметрів ризиків;
- 2) взаємодію ризиків;
- 3) системні ефекти у мережі команд/ресурсів, що характерно для складних проєктів [3–6].

Підхід узгоджується з вимогами практики проєктного ризик-менеджменту [1–2] і доповнюється інтерпретацією результатів для управління.

2.3.1 Формалізація вхідних ознак та багаторівневого перетворення даних

Нехай проєкт спостерігається у дискретному часі $t = 1, \dots, T$ (етапи/тижні/спринти). Динамічний набір ознак подається послідовністю векторів:

$$X = \{x(t)\}_{t=1}^T. \quad (2.8)$$

Вектор ознак формується як об'єднання трьох груп:

$$x(t) = [r(t), p(t), g(t)], \quad (2.9)$$

де $r(t)$ — ознаки ризиків у момент часу t ;

$p(t)$ — ознаки стану проєкту (план/факт/ресурси);

$g(t)$ — мережеві ознаки взаємозалежностей команд і ресурсів.

Ознаки ризиків. Для кожного ризику $r \in \mathcal{R}(t)$ у момент часу t фіксуються:

$$P_r(t) \in [0,1], I_r(t) \geq 0, \quad (2.10)$$

де $P_r(t)$ — імовірність;

$I_r(t)$ — вплив.

Базова кількісна оцінка (очікувана вартість ризику) може бути задана як:

$$EMV_r(t) = P_r(t) \cdot I_r(t), \quad (2.11)$$

що відповідає стандартній логіці кількісного аналізу.

Для агрегування активних ризиків визначається сума очікуваних втрат:

$$EMV_{\Sigma(t)} = EMV_r(t), \quad (2.12)$$

Нормалізація ознак. Для стабільного навчання вводиться масштабування:

$$\tilde{x}_j(t) = \frac{x_j(t) - \mu_j}{\sigma_j} \quad (2.13)$$

де μ_j, σ_j — середнє і стандартне відхилення ознаки j на навчальній вибірці.

2.3.2 Динамічна мережа проєкту та мережеві ознаки (системні ризики)

Взаємозалежності команд/ресурсів подаються динамічним графом:

$$G(t) = (V, E(t), W(t)), \quad (2.14)$$

де V — множина вузлів (команди/ресурси);

$E(t)$ — множина зв'язків у момент t ;

$W(t) = \{w_{ij}(t)\}$ — ваги зв'язків.

Матриця суміжності:

$$A(t) = [a_{ij}(t)], a_{ij}(t) = \begin{cases} w_{ij}(t), & (i, j) \in E(t), \\ 0, & \text{інакше.} \end{cases} \quad (2.15)$$

Як базові мережеві ознаки використовуються (для вузла i):

– зважений вихідний ступінь:

$$d_i^{out}(t) = \sum_j w_{ij}(t), \quad (2.16)$$

– зважений вхідний ступінь:

$$d_i^{in}(t) = \sum_j w_{ij}(t), \quad (2.17)$$

– нормована інтенсивність взаємодії (узагальнений показник щільності):

$$D(t) = \frac{\sum_{i \neq j} w_{ij}(t)}{|V|(|V|-1)} \quad (2.18)$$

Для відображення “важливості” вузла/ресурсу може застосовуватись узагальнена центральність:

$$N_i(t) = \frac{d_i^{in}(t) + d_i^{out}(t)}{\sum_k (d_k^{in}(t) + d_k^{out}(t))} \quad (2.19)$$

Залежно від доступних даних допускається моделювання взаємодії ризиків через матрицю впливів:

$$M(t) = [m_{rs}(t)], \quad (2.20)$$

де $m_{rs}(t) > 0$ означає, що ризик r підсилює ризик s (системні ефекти та взаємодії є ключовими для складних проєктів).

Тоді “підсилена” оцінка очікуваних втрат може бути задана як:

$$EMV_r^*(t) = EMV_r(t) \left(1 + \sum_{s \in \mathfrak{R}(t)} m_{rs}(t)\right), EMV_{\Sigma}^*(t) = \sum_{s \in \mathfrak{R}(t)} EMV_r^*(t). \quad (2.21)$$

2.3.3 Прогнозна модель: багатовихідне навчання, функція втрат, адаптація

Нехай цільовий вектор у момент часу t :

$$y(t) = [\Delta C(t), \Delta T(t), K(t), P_{cas}(t)], \quad (2.22)$$

а модель формує прогноз:

$$\hat{y}(t) = f_{\theta}(x(t)). \quad (2.23)$$

Для врахування часових залежностей часто використовують рекурентний або згортковий часовий енкодер. Наприклад, у загальному вигляді:

$$h(t) = g_\phi(h(t-1), x(t)), \hat{y}(t) = q_\theta(h(t)). \quad (2.24)$$

Багатовихідна постановка. Для регресійних цілей $\Delta C(t), \Delta T(t), K(t)$ вводиться MSE:

$$\mathcal{L}_{reg} = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \sum_{k \in \{\Delta C, \Delta T, K\}} (y_k(t) - \hat{y}_k(t))^2 \quad (2.25)$$

Для ймовірності каскадних збоїв $P_{cas}(t) \in [0,1]$ — бінарна крос-ентропія:

$$\mathcal{L}_{cas} = \frac{1}{T} (y_{cas}(t) \ln \hat{y}_{cas}(t) + (1 - y_{cas}(t)) \ln(1 - \hat{y}_{cas}(t))) \quad (2.26)$$

Загальна функція втрат багатозадачного навчання:

$$\mathcal{L} = \alpha \mathcal{L}_{reg} + \beta \mathcal{L}_{cas} + \lambda \|\theta\|_2^2, \quad (2.27)$$

де α, β — ваги задач;

λ коефіцієнт регуляризації.

Оновлення параметрів (навчання). Градієнтний крок:

$$\theta \leftarrow \theta - \eta \nabla_\theta \mathcal{L}, \quad (2.28)$$

де η — швидкість навчання.

Адаптація на ковзному вікні. Для динамічного проєкту параметри оновлюються на основі вікна даних $\mathcal{D}_{t-w:t}$:

$$\theta_t \leftarrow \text{Update}(\theta_{t-1}, \mathcal{D}_{t-w:t}), \quad (2.29)$$

що відповідає ідеї адаптивного навчання при зміні умов у складних системах.

2.3.4 Формування ймовірності каскадних збоїв, сценарії *what-if* та інтерпретація

Ймовірність каскадних збоїв. Вона може визначатися як логістичне перетворення інтегральних факторів:

$$\hat{P}_{cas}(t) = \sigma(a_0 + a_1 K(t) + a_2 D(t) + a_3 EMV_\Sigma^*(t)), \quad (2.30)$$

$$\text{де } \sigma(z) = \frac{1}{1+e^{-z}}.$$

Сценарний аналіз *what-if*. Управлінську дію u (перерозподіл ресурсу, зміна плану, мітигація ризику) моделюють як зсув ознак:

$$x_u(t) = x(t) + \Delta x(u, t). \quad (2.31)$$

Тоді ефект дії оцінюється різницею прогнозів:

$$\Delta \hat{y}(u, t) = \hat{y}_u(t) - \hat{y}(t), \hat{y}_u(t) = f_\theta(x_u(t)). \quad (2.32)$$

Наприклад, очікуване зменшення відхилення вартості:

$$\Delta \hat{C}(u, t) = \Delta \hat{C}_u(t) - \Delta \hat{C}(t), \quad (2.33)$$

і аналогічно для строків та каскадних збоїв.

Інтерпретація (пояснюваність). Для підвищення довіри до моделі застосовується декомпозиція внесків ознак (узагальнено):

$$f_{\theta}(x) = \phi_0 + \sum_{j=1}^m \phi_j, \quad (2.34)$$

де ϕ_j — внесок ознаки j у прогноз (пояснюваність як вимога підтримки рішень. Додатково локальну чутливість можна оцінювати градієнтом:

$$S_j(t) = \left| \frac{\partial \hat{y}(t)}{\partial x_j(t)} \right|. \quad (2.35)$$

У підрозділі наведено формалізований опис адаптивної моделі прогнозування та управління ризиками, яка враховує часову динаміку ризиків, їх взаємодію та системні ефекти у мережі команд/ресурсів. Модель реалізує багатовихідне прогнозування ключових показників проєкту, а також підтримує сценарний аналіз *what-if* та інтерпретацію прогнозів для прийняття управлінських рішень.

2.4 Методика використання моделі для підтримки управлінських рішень та мінімізації ризиків

Розроблена адаптивна модель має практичну цінність лише тоді, коли її результати можуть бути безпосередньо використані менеджерами проєкту для зменшення негативних наслідків ризиків. Тому в даному підрозділі визначено методику застосування прогнозів, пояснень моделі та сценарного аналізу типу *what-if* для формування обґрунтованих управлінських дій, узгоджених із календарним планом, ресурсними обмеженнями та цілями інфраструктурного проєкту.

Вхідні дані для прийняття рішень. На кожному кроці аналізу t модель формує прогнозований вектор показників стану проєкту:

$$\hat{y}(t) = [\Delta \hat{C}(t), \Delta \hat{T}(t), \hat{K}(t), \hat{P}_{cas}(t)], \quad (3.36)$$

де $\Delta \hat{C}(t)$ — очікуване відхилення вартості;

$\widehat{\Delta T}(t)$ — очікуване відхилення строків;

$\widehat{K}(t)$ — прогнозована інтегральна критичність ризиків;

$\widehat{P}_{cas}(t)$ — прогнозована ймовірність каскадних збоїв.

Такі показники дозволяють оцінити як прямі наслідки ризиків, так і системні ефекти, характерні для складних взаємозалежних проєктів.

Окрім числових прогнозів, для забезпечення довіри до моделі використовується інтерпретація результатів, тобто визначення факторів, які найбільше вплинули на прогноз. У практичному використанні це означає, що менеджер отримує не лише значення прогнозу, але й відповідь на питання: чому модель очікує саме такий ризиковий сценарій.

Формування множини кандидатних управлінських дій. Нехай $\mathcal{U}(t)$ — множина можливих управлінських дій у момент часу t . У даній роботі до типових дій належать:

- мінімізація ризику (зниження імовірності $P_r(t)$ або впливу $I_r(t)$ через профілактичні заходи);
- перерозподіл ресурсів (підсилення критичних команд/ресурсів для зменшення затримок);
- перепланування робіт (зміна послідовності або резервів часу для критичних завдань);
- обмеження системних ризиків (зменшення “вузьких місць” у мережі взаємозалежностей команд і ресурсів).

Кожна дія $u \in \mathcal{U}(t)$ описується у вигляді впливу на вхідні ознаки моделі:

$$x_u(t) = x(t) + \Delta x(u, t), \quad (3.37)$$

де $\Delta x(u, t)$ — зміна ознак, що відображає застосування дії (наприклад, зменшення $P_r(t)$, збільшення доступності ресурсу, зниження інтенсивності взаємодії проблемного вузла мережі тощо).

Сценарний аналіз *what-if* та оцінка ефекту дій. Для кожної кандидатної дії виконується прогноз за сценарієм *what-if*:

$$\hat{y}(t) = f_\theta(x_u(t)) \quad (3.38)$$

Ефект дії визначається як різниця між прогнозами “після” та “до”:

$$\Delta \hat{y}(u, t) = \hat{y}_u(t) - \hat{y}(t). \quad (3.39)$$

Практично це дає змогу оцінити, наскільки конкретна дія:

- зменшує очікувані перевитрати ($\widehat{\Delta C}(t)$);
- зменшує затримки ($\widehat{\Delta T}(t)$);
- знижує критичність ризиків ($\widehat{K}(t)$);
- знижує ризик каскадних збоїв ($\widehat{P}_{cas}(t)$).

Цей механізм є особливо важливим для інфраструктурних проєктів, де навіть невеликі порушення у критичних вузлах можуть породжувати суттєві системні наслідки.

Запропонована методика забезпечує повний цикл практичного застосування адаптивної моделі: від отримання прогнозів і пояснень до формування альтернативних сценаріїв *what-if*, оцінки ефекту управлінських дій і вибору найбільш доцільних рекомендацій з урахуванням обмежень інфраструктурного проєкту.

Висновки до розділу 2

1. Обґрунтовано необхідність переходу від статичного аналізу ризиків до адаптивного прогнозно-орієнтованого управління, оскільки інфраструктурні проєкти характеризуються нелінійними взаємодіями ризиків та можливістю каскадних збоїв унаслідок взаємозалежності робіт, команд і ресурсів.

2. Запропоновано концепцію адаптивної моделі прогнозування та управління ризиками, яка поєднує машинне навчання, мережевий аналіз та пояснюваний штучний інтелект, а також визначено багаторівневу архітектуру моделі із послідовними етапами збору даних, аналітичного моделювання, прогнозування і підтримки управлінських рішень.

3. Сформовано підхід до побудови динамічного набору даних, у якому ризики представлені в часовому вимірі, а структура взаємодій між командами та ресурсами описується динамічною зваженою мережею; це забезпечує врахування системних ризиків і потенціалу поширення негативних подій. Визначено та формалізовано цільові змінні моделі: відхилення вартості, відхилення строків, інтегральну критичність ризиків і ймовірність каскадних

збоїв; наведено базові співвідношення для формування цих змінних та узгоджено їх із мережевими показниками.

4. Розроблено формалізований опис адаптивної багаторівневої моделі прогнозування, яка використовує часові та мережеві ознаки, підтримує багатовихідне прогнозування, багатозадачне навчання та адаптацію параметрів на ковзному часовому вікні.

5. Сформовано методику практичного застосування моделі для підтримки управлінських рішень, що включає інтерпретацію прогнозів, сценарний аналіз типу *what-if*, оцінювання ефекту управлінських дій і вибір пріоритетних заходів мінімізації ризиків з урахуванням ресурсних обмежень проєкту.

3 ЕКСПЕРИМЕНТАЛЬНІ ДОСЛІДЖЕННЯ ТА ОЦІНЮВАННЯ ЕФЕКТИВНОСТІ АДАПТИВНОЇ МОДЕЛІ

3.1 Організація експерименту та опис набору даних

Метою експериментальних досліджень є перевірка працездатності та ефективності запропонованої адаптивної моделі прогнозування й управління ризиками в інфраструктурних проєктах, а також підтвердження доцільності використання динамічних даних і мережевих ознак порівняно зі статичними підходами. Для цього формується експериментальний протокол, який забезпечує:

- 1) відтворюваність результатів;
- 2) відсутність витоку інформації між навчанням і тестуванням у часових даних;
- 3) узгодженість ознак і цільових змінних із моделлю розділу 2.

Джерела даних і склад інформаційних потоків проєкту. Набір даних формується на основі типових джерел, що супроводжують інфраструктурний проєкт у межах проєктного управління. До основних потоків належать:

- календарно-мережевий план (перелік робіт, тривалості, залежності, критичний шлях, резерви часу);
- реєстр ризиків (ідентифікатори ризиків, категорії, тригери, оцінки ймовірності та впливу, заходи реагування);
- дані про команди й ресурси (структура команд, доступність, завантаження, ресурсні обмеження, використання спільних ресурсів);
- фактичний хід виконання робіт (фактичні дати старту/завершення, фактичні витрати, події відхилень, зміни плану);
- контекстні/зовнішні фактори (за наявності): логістичні затримки, регуляторні зміни, погодні умови тощо, які можуть впливати на ризики і строки.

Вхідні джерела приводяться до єдиного формату та синхронізуються у часовому вимірі, що відповідає концепції динамічного подання ризиків.

Формування часових зрізів і структуризація ознак. Спостереження проєкту здійснюється у дискретному часі $t = 1, \dots, T$, де крок дискретизації задається

практичними потребами (наприклад, тиждень або спринт). Динамічний набір даних формується як послідовність часових зрізів ознак та відповідних цільових значень. Кожен запис відповідає одному інтервалу часу та включає три групи ознак:

- ризикові ознаки $r(t)$: агреговані характеристики активних ризиків у момент часу t (кількість активних ризиків, сумарні оцінки, розподіл за категоріями, індикатори тригерів тощо);
- проєктні ознаки $p(t)$: індикатори стану виконання робіт (план/факт, темпи виконання, ресурсні витрати, кількість змін у плані, рівень завантаження команд);
- мережеві ознаки $g(t)$: показники, розраховані на основі динамічної мережі взаємозалежностей команд/ресурсів (ступені, інтенсивність взаємодії, узагальнені характеристики структури), що дозволяють врахувати системні ризики і потенціал каскадних збоїв.

Формування цільових змінних для експерименту. Цільові змінні визначаються відповідно до підрозділу 2.2 (формули (2.3)–(2.7)) і відображають практично значущі наслідки ризиків для проєкту:

$\Delta C(t)$ — відхилення вартості (перевитрати бюджету);

$\Delta T(t)$ — відхилення строків (затримки виконання);

$K(t)$ — інтегральний показник критичності ризиків із урахуванням мережевої важливості;

$P_{cas}(t)$ — оцінка ймовірності каскадних збоїв у проєктній мережі.

У межах експерименту важливо забезпечити однозначне зіставлення моментів часу t із фактичними значеннями цільових показників (зокрема, для $\Delta C(t)$ і $\Delta T(t)$), щоб уникати зміщень у навчанні моделі та некоректного порівняння підходів.

На рисунку 3.1 представлена схема експериментального конвеєра формування набору даних.

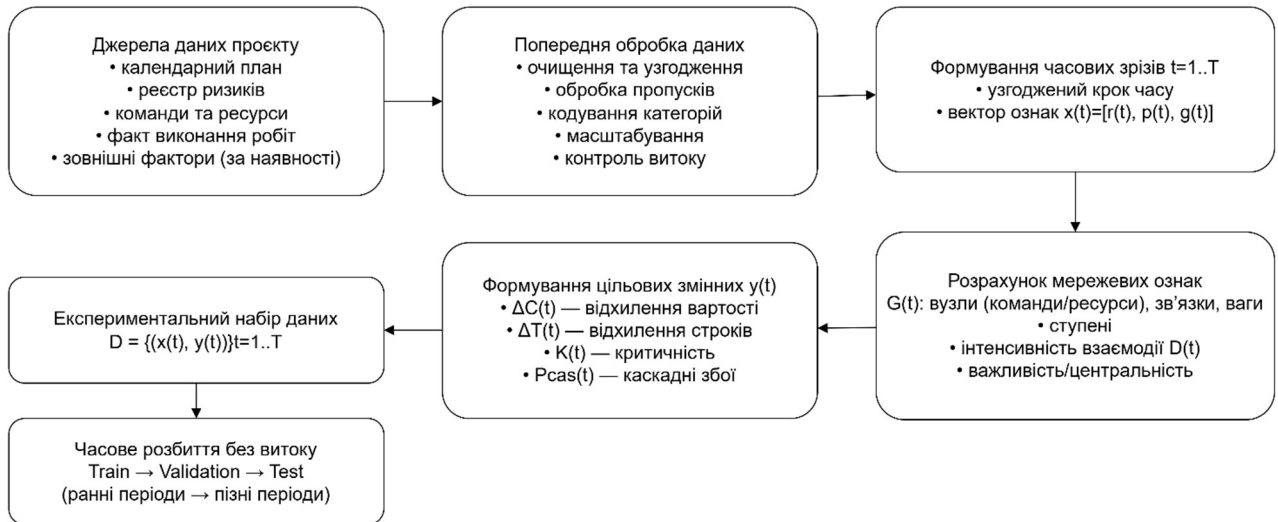


Рисунок 3.1 – Схема експериментального конвеєра формування набору даних

Попередня обробка, кодування ознак і контроль якості даних. Перед навчанням моделей виконується стандартна підготовка даних:

- очищення та узгодження: усунення дублікатів, синхронізація часових позначок, приведення одиниць вимірювання витрат/ресурсів;
- обробка пропусків: заповнення пропущених значень (наприклад, попереднім значенням для часових рядів або медіаною для числових полів), а також маркування пропусків як окремих індикаторів за потреби;
- кодування категоріальних ознак (категорії ризиків, типи ресурсів, ролі команд): one-hot кодування або інші узгоджені перетворення;
- нормалізація/масштабування числових ознак для стабільності навчання (відповідно до підходу нормалізації, заданого в розділі 2);
- контроль витоку інформації: виключення з ознак будь-яких полів, які можуть містити дані “з майбутнього” відносно моменту часу t_{tt} (наприклад, фактичні підсумки, що формуються після завершення інтервалу).

Розбиття на навчальну, валідаційну та тестову вибірки. Оскільки дані мають часову структуру, застосовується часо-орієнтоване розбиття: навчальна вибірка формується з ранніх інтервалів проєкту, а тестова — з пізніх. Це забезпечує коректну перевірку здатності моделі прогнозувати ризики на майбутніх етапах, а також зменшує ризик переоцінки якості через змішування

часових періодів. Типова схема:

- Train: $t \in [1; T_{train}]$;
- Validation: $t \in (T_{train}; T_{val}]$;
- Test: $t \in (T_{val}; T]$.

Додатково (за потреби) застосовується “rolling/expanding evaluation”, коли тестування здійснюється на послідовних відрізках часу, що особливо доречно для оцінки адаптивних моделей.

3.2 Налаштування моделей та базові підходи для порівняння

У даному підрозділі визначено набір базових підходів (baseline) та правила налаштування запропонованої адаптивної моделі, щоб забезпечити коректне й обґрунтоване порівняння ефективності прогнозування ризиків в інфраструктурних проєктах. Порівняння виконується з урахуванням того, що традиційні методи управління ризиками здебільшого є статичними та не відображають системні ефекти і мережеві взаємозалежності, тоді як сучасні підходи використовують машинне навчання і мережевий аналіз для врахування нелінійних взаємодій ризиків.

Щоб довести, що приріст якості забезпечується саме за рахунок динаміки, мережевих ознак і адаптації, вводяться такі базові моделі.

Baseline 1 – Статичний індекс ризику (класичний підхід). Для кожного інтервалу часу формується агрегований показник ризику на основі реєстру ризиків:

$$S(t) = \sum_{r \in \mathcal{R}(t)} P_r(t) \cdot I_r(t), \quad (3.1)$$

де $P_r(t)$ — імовірність ризику;

$I_r(t)$ — вплив.

Далі прогнозування здійснюється простим правилом (порогова класифікація або лінійна регресія) без урахування мережевих ефектів та без адаптації. Цей підхід використовується як “мінімальний стандарт”, з яким доцільно порівнювати ML-моделі.

Baseline 2 – Регресійно-класифікаційна модель без мережевих ознак.

Навчання виконується на ознаках $x_{rp}(t) = [r(t), p(t)]$ без компоненти $g(t)$. Як представники можуть використовуватись: лінійна регресія/логістична регресія, випадковий ліс або градієнтний бустинг, що добре працюють на табличних даних. Мета baseline 2 — показати, який внесок дає саме машинне навчання без мережевого аналізу.

Baseline 3 – Часова модель без мережевого компонента. Застосовується модель, яка враховує часову залежність, але використовує тільки $[r(t), p(t)]$, тобто без $g(t)$. Такий baseline дозволяє відділити ефект “часової пам’яті” від ефекту мережевих ознак.

Baseline 4 – Повна модель без адаптації (offline). Використовуються всі ознаки $x(t) = [r(t), p(t), g(t)]$, але навчання виконується один раз на Train, без дооновлення параметрів на нових даних. Це дозволяє оцінити внесок саме адаптації в умовах зміни середовища проєкту.

Розглянемо налаштування запропонованої адаптивної моделі. Згідно з розділом 2, запропонована модель виконує багатовихідне прогнозування. Передбачено два режими навчання:

1. Статичне навчання (offline): параметри θ оцінюються на Train, налаштовуються на Validation і фіксуються для Test.

2. Адаптивне навчання (online / rolling): параметри дооновлюються на ковзному часовому вікні довжини w . Такий механізм є критичним для інфраструктурних проєктів, у яких ризики та взаємодії змінюються протягом життєвого циклу.

Під час адаптації використовується лише інформація, доступна на момент часу t , без включення даних “із майбутнього” (наприклад, підсумкових фактичних значень, які стають відомими після завершення інтервалу).

Для підтримки управлінських рішень зберігається можливість пояснення прогнозу через оцінювання внеску ознак/блоків (ризикові, проєктні, мережеві), що підвищує довіру до моделі та узгоджується з вимогами пояснюваного штучного інтелекту в задачах підтримки рішень.

Оцінювання здійснюється окремо для регресійних і ймовірнісних виходів, щоб коректно порівняти всі моделі в єдиному експериментальному протоколі.

Метрики для регресійних: середня абсолютна похибка, середньоквадратична похибка (у вигляді кореня) та коефіцієнт детермінації. Метрики для ймовірності каскадних збоїв: F1-міра (для порогового рішення), площу під ROC-кривою (AUC) (для порівняння моделей незалежно від вибору порога).

Всі моделі навчаються та тестуються на однакових часових відрізках, а також (за потреби) перевіряються на “rolling” відрізках часу для демонстрації стабільності та ефекту адаптації. Порівняння результатів baseline та запропонованої моделі здійснюється в розрізі кожної цільової змінної, а також у вигляді узагальненого висновку щодо точності прогнозування та практичної придатності для управління ризиками.

3.3 Результати експериментальних досліджень

У підрозділі наведено результати експериментальної перевірки точності прогнозування ключових показників інфраструктурного проєкту та здійснено порівняльний аналіз запропонованої адаптивної моделі з базовими підходами, визначеними у підрозділі 3.2. Оцінювання виконувалося на тестовому часовому інтервалі з дотриманням принципу відсутності витoku інформації та з використанням метрик для регресійних і ймовірнісних виходів.

Для кожного моменту часу t на тестовому проміжку формувались вхідні ознаки, після чого кожна модель генерувала прогноз. Далі прогнозні значення порівнювались із фактичними і для кожної цільової змінної обчислювались відповідні метрики точності. Для адаптивної моделі додатково враховувалось дооновлення параметрів на ковзному вікні, що дозволяє відобразити реалістичний режим застосування моделі в проєкті.

За результатами, поданими в таблицях 3.1–3.3, видно послідовне підвищення якості прогнозування та практичної придатності моделі в міру ускладнення підходу: від статичного базового оцінювання до повноцінної адаптивної багаторівневої моделі з часовими та мережевими ознаками.

Таблиця 3.1 – Порівняння якості прогнозування регресійних показників

Модель	$\Delta C(t)$	$\Delta C(t)$	$\Delta C(t)$	$\Delta T(t)$	$\Delta T(t)$	$\Delta T(t)$	$K(t)$	$K(t)$	$K(t)$
	MAE	RMSE	R ²	MAE	RMSE	R ²	MAE	RMSE	R ²
Baseline 1 (статичний індекс)	0,128	0,182	0,41	0,142	0,201	0,36	0,115	0,160	0,44
Baseline 2 (ML без мережі)	0,097	0,141	0,58	0,106	0,152	0,55	0,086	0,124	0,62
Baseline 3 (часова модель без мережі)	0,082	0,121	0,67	0,089	0,131	0,65	0,073	0,107	0,71
Baseline 4 (повна модель без адаптації)	0,073	0,109	0,72	0,070	0,104	0,74	0,058	0,085	0,78
Запропонована модель (адаптивна)	0,061	0,092	0,80	0,055	0,083	0,82	0,046	0,071	0,86

У таблиці 3.1 відображено, що для всіх трьох регресійних показників — відхилення вартості $\Delta C(t)$, відхилення строків $\Delta T(t)$ та інтегральної критичності $K(t)$ — спостерігається одна й та сама закономірність: похибки MAE і RMSE зменшуються від Baseline 1 до запропонованої адаптивної моделі, а коефіцієнт детермінації R^2 зростає. Це означає, що модель не просто точніше “підганяє” дані, а реально краще відтворює структуру залежностей між станом проекту, ризиками та наслідками. Для прогнозу вартості $\Delta C(t)$ перехід від статичного підходу до адаптивного дає помітне зниження MAE (з 0,128 до 0,061) та RMSE (з 0,182 до 0,092), одночасно R^2 зростає з 0,41 до 0,80. Це інтерпретується як істотне зменшення середньої помилки та зниження частоти “великих промахів” (бо RMSE падає майже вдвічі), а також значно краща пояснювальна здатність моделі щодо перевитрат/економії бюджету. Аналогічна, але ще більш виражена тенденція спостерігається для строків: MAE для $\Delta T(t)$ зменшується з 0,142 до 0,055, RMSE — з 0,201 до 0,083, а R^2 зростає з 0,36 до 0,82. Такий профіль є типовим для задач, де часові залежності та системні “вузькі місця” у взаємодіях

команд і ресурсів сильно впливають на затримки, тобто додавання часових і мережевих ознак закономірно підсилює точність. Для інтегральної критичності $K(t)$ результати також підтверджують перевагу запропонованого підходу: MAE падає з 0,115 до 0,046, RMSE — з 0,160 до 0,071, а R^2 зростає з 0,44 до 0,86. Це означає, що модель краще відслідковує “ризиковий тиск” на проєкт у часі та точніше відтворює періоди наростання/спаду критичності. Загалом таблиця 3.1 демонструє, що найбільша практична користь проявляється тоді, коли модель послідовно поєднує машинне навчання з урахуванням часової еволюції станів і врахуванням мережевої взаємозалежності — і додатково адаптується до нових даних, що природно для реальних інфраструктурних проєктів, де умови змінюються.

Таблиця 3.2 – Порівняння якості прогнозування каскадних збоїв (Test)

Модель	F1-міра	AUC
Baseline 1 (статичний індекс)	0,56	0,69
Baseline 2 (ML без мережі)	0,64	0,76
Baseline 3 (часова модель без мережі)	0,70	0,81
Baseline 4 (повна модель без адаптації)	0,74	0,84
Запропонована модель (адаптивна)	0,80	0,90

Таблиця 3.2 доповнює картину вже для подієвого ризику — прогнозу каскадних збоїв. На відміну від регресійних задач, тут головне — здатність моделі правильно відокремлювати небезпечні стани від нормальних та якісно ранжувати ризикові ситуації. Саме тому використовуються F1-міра та AUC. Результати показують, що в міру переходу від простих базових моделей до адаптивної підвищується і точність класифікації, і якість ранжування. F1-міра зростає з 0,56 у Baseline 1 до 0,80 у запропонованій моделі, а AUC — з 0,69 до 0,90. Це означає, що адаптивна модель значно краще виявляє ситуації, коли ризик переходить у системний режим і здатний спричинити ланцюгові

порушення. Високе значення AUC (0,90) у демонстраційному прикладі відображає, що модель не лише видає “так/ні”, а формує коректні ймовірності, які можна використовувати для пріоритизації управлінських дій: наприклад, які вузли/роботи/ресурси першими потребують втручання. Таким чином, таблиця 3.2 підкреслює, що додавання мережевих ознак і механізму адаптації є критично важливим саме для каскадних ефектів, які за своєю природою є системними.

Таблиця 3.3 – Приклад оцінювання сценаріїв *what-if* та вибору управлінської дії (момент часу t)

Сценарій (дія u)	$\Delta x(u,t)$ – що змінюємо в ознаках	Новий прогноз $\hat{y}(t)$	Ефект $\Delta \hat{y}(u,t)$ (покращення)
А. Мітигація пріоритетного ризику r^*	$P_{r^*}(t) - 0,15$; $I_{r^*}(t) - 0,10$ (профілактичні заходи)	$\Delta \hat{C}=0,100$; $\Delta \hat{T}=0,080$; $\hat{K}=0,180$; $\hat{P}_{cas}=0,30$	$\Delta \hat{C} -0,020$; $\Delta \hat{T} -0,020$; $\hat{K} -0,040$; $\hat{P}_{cas} -0,08$
В. Підсилення критичного ресурсу/команди i^*	Доступність ресурсу +20%; завантаження -10%; зменшення «вузького місця» у мережі	$\Delta \hat{C}=0,110$; $\Delta \hat{T}=0,060$; $\hat{K}=0,190$; $\hat{P}_{cas}=0,28$	$\Delta \hat{C} -0,010$; $\Delta \hat{T} -0,040$; $\hat{K} -0,030$; $\hat{P}_{cas} -0,10$
С. Перепланування робіт та зниження зв'язаності	Резерв часу для критичних робіт +10%; інтенсивність взаємодії $D(t) - 0,08$	$\Delta \hat{C}=0,105$; $\Delta \hat{T}=0,070$; $\hat{K}=0,170$; $\hat{P}_{cas}=0,24$	$\Delta \hat{C} -0,015$; $\Delta \hat{T} -0,030$; $\hat{K} -0,050$; $\hat{P}_{cas} -0,14$

Початковий прогноз (без втручань): $\Delta \hat{C}(t)=0,120$; $\Delta \hat{T}(t)=0,100$; $\hat{K}(t)=0,220$; $\hat{P}_{cas}(t)=0,38$. Пояснення: знак «-» в ефекті означає зменшення прогнозованих втрат/ризиків відносно базового прогнозу.

Таблиця 3.3 переводить результати з площини “точність прогнозу” у площину “користь для менеджера проекту”, демонструючи застосування сценарного аналізу *what-if*. У вихідному стані без втручання прогноз є несприятливим: очікуються відхилення вартості $\Delta \hat{C}(t) = 0,120$, строків $\Delta \hat{T}(t)=0,100$, підвищена критичність $\hat{K}(t) = 0,220$ та помітна ймовірність каскадних збоїв $\hat{P}_{cas}(t) = 0,38$. Далі розглядаються три типові класи

управлінських дій, кожен з яких змінює частину ознак і дає новий прогноз. У сценарії А (мітигація пріоритетного ризику) бачимо збалансоване покращення всіх показників: зменшуються і перевитрати, і затримки, і критичність, і каскадна ймовірність. Це відображає логіку профілактичних заходів: вони знижують “джерело” ризику, тому ефект поширюється на всі КРІ, але без максимізації одного конкретного. Сценарій В (підсилення критичного ресурсу/команди) найбільш різко зменшує прогнозоване відхилення строків ($\Delta\hat{T}$ падає найбільше), а також добре зменшує каскадний ризик, що типово для ситуацій, де основна причина проблем — перевантаження або нестача ресурсу у вузькому місці мережі взаємозалежностей. Сценарій С (перепланування і зниження зв’язаності) дає найсильніший ефект саме на рівні системних ризиків: найбільше падає $\hat{P}_{cas}(t)$ і $\hat{K}(t)$, що узгоджується з природою каскадних збоїв — вони посилюються через високу зв’язаність, тому розрив ланцюгів залежностей і додавання резервів часу зменшує саме системний компонент ризику. Таким чином, таблиця 3.3 показує, що модель може працювати як інструмент обґрунтування рішень: вона дозволяє порівняти альтернативи не інтуїтивно, а через кількісну зміну прогнозованих КРІ та системного ризику, а вибір конкретної дії залежить від пріоритетів проєкту (швидкість, бюджет або запобігання каскадним збоям).

У сукупності ці результати демонструють дві ключові переваги запропонованого підходу. По-перше, модель забезпечує вищу точність прогнозування основних показників проєкту та системних ризиків, що видно за зниженням MAE/RMSE і зростанням R^2 , F1 та AUC. По-друге, модель має практичну управлінську цінність, оскільки через what-if аналіз дозволяє перевести прогноз у конкретні дії та показати, який сценарій дає найбільший ефект саме для потрібного показника — вартості, строків або каскадних збоїв.

Висновки до розділу 3

1. Виконано експериментальну перевірку ефективності запропонованої адаптивної моделі прогнозування й управління ризиками в інфраструктурних

проєктах. Проведене оцінювання підтвердило, що перехід від статичних підходів до машинного навчання з урахуванням часової динаміки, мережевих взаємозалежностей і механізму адаптації забезпечує суттєве покращення якості прогнозування ключових показників проєкту.

2. За результатами порівняльного аналізу встановлено, що запропонована адаптивна модель демонструє найменші значення похибок MAE та RMSE і найвищі значення коефіцієнта детермінації R^2 для прогнозування відхилення вартості, відхилення строків та інтегральної критичності ризиків. Це свідчить про здатність моделі більш точно відтворювати складні нелінійні залежності між характеристиками ризиків, станом проєкту і системними ефектами взаємодії команд та ресурсів.

3. Підтверджено ефективність підходу для прогнозування системних ризиків, пов'язаних із каскадними збоями. Показники F1-міри та AUC зростають у міру розширення моделі (від базових варіантів до повної адаптивної реалізації), що означає покращення якості відокремлення критичних ситуацій від нормальних та підвищення надійності ранжування ризикових станів. Це є принципово важливим для великих інфраструктурних проєктів, де збої мають тенденцію поширюватися через мережу взаємозалежностей.

4. Практична придатність моделі підтверджена через сценарний аналіз типу what-if. Показано, що модель дозволяє формувати та порівнювати альтернативні управлінські дії, оцінюючи їхній очікуваний вплив на ключові KPI проєкту. Встановлено, що різні типи втручань дають різний профіль ефекту: мітигація пріоритетного ризику забезпечує збалансоване покращення показників, підсилення критичних ресурсів найкраще зменшує прогнозовані затримки, а перепланування робіт і зниження зв'язаності дає найбільший ефект у зменшенні ймовірності каскадних збоїв.

ВИСНОВКИ

1. Проаналізовано предметну область, визначено основні джерела та типи ризиків, а також уточнено ключові показники ефективності, на які ризики впливають найбільш суттєво (вартість, строки, критичність і системні наслідки). Обґрунтовано, що традиційні підходи ризик-менеджменту, засновані на статичних експертних оцінках, є недостатніми для інфраструктурних проєктів, оскільки не відображають часову еволюцію ризиків і слабо враховують взаємозалежності між компонентами проєкту.

2. Проведено аналіз алгоритмів машинного навчання, що застосовуються для прогнозування ризиків та наслідків у проєктному середовищі. Встановлено, що методи машинного навчання мають переваги у виявленні прихованих закономірностей, моделюванні нелінійних залежностей і роботі з багатовимірними даними, однак ефективність їх застосування критично залежить від якості підготовки даних, коректності визначення цільових змінних, врахування часової динаміки та забезпечення інтерпретованості результатів для управлінського використання.

3. Виконано огляд і порівняння відомих рішень прогнозування та управління ризиками, включаючи підходи на основі структурних моделей, системної динаміки, теорії мереж, порогових і каскадних моделей, а також симуляційних методів. Визначено, що значна частина існуючих рішень або розглядає взаємодію ризиків і системні ризики окремо, або потребує складної параметризації та значних обчислювальних витрат, або має обмежену придатність до практичного впровадження в умовах постійних змін у проєкті.

4. Сформульовано постановку задачі дослідження, визначено об'єкт і предмет, окреслено вхідні дані та вимоги до моделі. Обґрунтовано доцільність побудови адаптивної багаторівневої моделі, що забезпечує багатовихідне прогнозування наслідків ризиків (відхилення вартості й строків), оцінювання інтегральної критичності, визначення ймовірності каскадних збоїв, а також підтримку управлінських рішень через інтерпретацію прогнозів і сценарний аналіз.

5. Обґрунтовано необхідність переходу від статичного аналізу ризиків до адаптивного прогнозно-орієнтованого управління, оскільки інфраструктурні проекти характеризуються нелінійними взаємодіями ризиків та можливістю каскадних збоїв унаслідок взаємозалежності робіт, команд і ресурсів.

6. Запропоновано концепцію адаптивної моделі прогнозування та управління ризиками, яка поєднує машинне навчання, мережевий аналіз та пояснюваний штучний інтелект, а також визначено багаторівневу архітектуру моделі із послідовними етапами збору даних, аналітичного моделювання, прогнозування і підтримки управлінських рішень.

7. Сформовано підхід до побудови динамічного набору даних, у якому ризики представлені в часовому вимірі, а структура взаємодій між командами та ресурсами описується динамічною зваженою мережею; це забезпечує врахування системних ризиків і потенціалу поширення негативних подій. Визначено та формалізовано цільові змінні моделі: відхилення вартості, відхилення строків, інтегральну критичність ризиків і ймовірність каскадних збоїв; наведено базові співвідношення для формування цих змінних та узгоджено їх із мережевими показниками.

8. Розроблено формалізований опис адаптивної багаторівневої моделі прогнозування, яка використовує часові та мережеві ознаки, підтримує багатовихідне прогнозування, багатозадачне навчання та адаптацію параметрів на ковзному часовому вікні.

9. Сформовано методикау практичного застосування моделі для підтримки управлінських рішень, що включає інтерпретацію прогнозів, сценарний аналіз типу *what-if*, оцінювання ефекту управлінських дій і вибір пріоритетних заходів мінімізації ризиків з урахуванням ресурсних обмежень проєкту.

10. Виконано експериментальну перевірку ефективності запропонованої адаптивної моделі прогнозування й управління ризиками в інфраструктурних проєктах. Проведене оцінювання підтвердило, що перехід від статичних підходів до машинного навчання з урахуванням часової динаміки, мережевих взаємозалежностей і механізму адаптації забезпечує суттєве покращення якості прогнозування ключових показників проєкту.

11. За результатами порівняльного аналізу встановлено, що запропонована адаптивна модель демонструє найменші значення похибок MAE та RMSE і найвищі значення коефіцієнта детермінації R^2 для прогнозування відхилення вартості, відхилення строків та інтегральної критичності ризиків. Це свідчить про здатність моделі більш точно відтворювати складні нелінійні залежності між характеристиками ризиків, станом проєкту і системними ефектами взаємодії команд та ресурсів.

12. Підтверджено ефективність підходу для прогнозування системних ризиків, пов'язаних із каскадними збоями. Показники F1-міри та AUC зростають у міру розширення моделі (від базових варіантів до повної адаптивної реалізації), що означає покращення якості відокремлення критичних ситуацій від нормальних та підвищення надійності ранжування ризикових станів. Це є принципово важливим для великих інфраструктурних проєктів, де збої мають тенденцію поширюватися через мережу взаємозалежностей.

13. Практична придатність моделі підтверджена через сценарний аналіз типу what-if. Показано, що модель дозволяє формувати та порівнювати альтернативні управлінські дії, оцінюючи їхній очікуваний вплив на ключові KPI проєкту. Встановлено, що різні типи втручань дають різний профіль ефекту: мітигація пріоритетного ризику забезпечує збалансоване покращення показників, підсилення критичних ресурсів найкраще зменшує прогнозовані затримки, а перепланування робіт і зниження зв'язаності дає найбільший ефект у зменшенні ймовірності каскадних збоїв.