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

КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА

на тему: «**ІНТЕЛЕКТУАЛЬНІ СИСТЕМИ ДЛЯ ПРОГНОЗУВАННЯ ТА УПРАВЛІННЯ РИЗИКАМИ В ІТ-ПРОЄКТАХ**»

на здобуття освітнього ступеня бакалавр

зі спеціальності: 126 Інформаційні системи та технології
(*код, найменування спеціальності*)

освітньо-професійної програми: Інформаційні системи та технології
(*назва*)

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

_____ Олександр МАКЄЄВ
(*підпис*) *Ім'я, ПРІЗВИЩЕ здобувача*

Виконав: здобувач вищої освіти гр. ІСЗ–51

Олександр МАКЄЄВ
Ім'я, ПРІЗВИЩЕ

Керівник: Ірина СРІБНА
науковий ступінь, вчене звання Ім'я, ПРІЗВИЩЕ
д.т.н, доцент

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

Київ 2025

ДЕРЖАВНИЙ УНІВЕРСИТЕТ
ІНФОРМАЦІЙНО-КОМУНІКАЦІЙНИХ ТЕХНОЛОГІЙ

Навчально-науковий інститут інформаційних технологій

Кафедра Інформаційні системи та технології

Ступінь вищої освіти Бакалавр

Спеціальність 126 Інформаційні системи та технології

Освітньо-професійна програма Інформаційні системи та технологій

ЗАТВЕРДЖУЮ
Завідувач кафедри
Інформаційних систем та технологій
_____ Каміла Сторчак
"____"_____ 2025 року

ЗАВДАННЯ
НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ

Макєєву Олександру Віталійовичу
(*прізвище, ім'я, по батькові здобувача*)

1. Тема роботи: «Інтелектуальні системи для прогнозування та управління ризиками в ІТ-прєктах»

Керівник кваліфікаційної роботи Срібна Ірина Миколаївна професор кафедри, доктор технічних наук, доцент.

(прізвище, ім'я, по батькові, науковий ступінь, вчене звання)

затверджені наказом Державного університету інформаційно-комунікаційних технологій від «24» лютого 2025 р. № 56

2. Строк подання кваліфікаційної роботи «30» травня 2025 р.

3. Вихідні дані до кваліфікаційної роботи:
Історичні дані про ІТ-проєкти;
типові ризики, що виникли в процесі реалізації, наслідки цих ризиків;
параметри проектів (терміни,команда, технології тощо).

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

1. Обґрунтування актуальності теми, мети та завдань дослідження.
2. Огляд сучасних інтелектуальних систем і технологій, що використовуються для прогнозування ризиків.

3. Формулювання власного підходу до побудови інтелектуальної системи прогнозування ризиків.

5. Перелік ілюстративного матеріалу: *презентації*

6. Дата видачі завдання: «24» лютого 2025 р.

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№ з/п	Назва етапів кваліфікаційної роботи	Строк виконання етапів роботи	Примітка
1	Збір даних	17.02.2025	Виконано
2	Обробка матеріалу	26.02.2025	Виконано
3	Розробка теоретичної частини	1.03.2025	Виконано
4	Висновки за результатами аналізу	19.03.2025	Виконано
5	Вступ, реферат	21.03.2025	Виконано
6	Розробка презентації	10.04.2025	Виконано
7	Висновки за результатами аналізу	30.05.2025	Виконано

Здобувач вищої освіти _____ Олександр МАКЄЄВ
(підпис) *(Ім'я, ПРІЗВИЩЕ)*

Керівник кваліфікаційної роботи _____ Ірина СРІБНА
(підпис) *(Ім'я, ПРІЗВИЩЕ)*

РЕФЕРАТ

Текстова частина кваліфікаційної роботи на здобуття освітнього ступеня бакалавра: 55 стор., 11 рис., 13 табл., 18 джерел.

Мета роботи – дослідження підходів до побудови інтелектуальних систем для прогнозування та управління ризиками в ІТ-проєктах, а також аналіз їх ефективності на прикладі реальних проектів.

Об'єкт дослідження – процеси управління ризиками в ІТ-проєктах.

Предмет дослідження – інтелектуальні системи, які використовуються для прогнозування та управління ризиками.

Короткий зміст роботи: У першому розділі розглянуто теоретичні основи прогнозування та управління ризиками в ІТ-проєктах, включаючи класифікацію ризиків та методи їх оцінки.

Другий розділ присвячений архітектурі інтелектуальних систем, методам машинного навчання, технологіям великих даних та інструментам для розробки таких систем.

У третьому розділі наведено приклади успішного впровадження інтелектуальних систем для управління ризиками, оцінка їх ефективності та етапи розробки таких рішень.

Четвертий розділ містить результати власних досліджень, спрямованих на розробку та практичне застосування інтелектуальної системи для прогнозування ризиків в ІТ-проєктах.

КЛЮЧОВІ СЛОВА: ІНТЕЛЕКТУАЛЬНІ СИСТЕМИ, УПРАВЛІННЯ РИЗИКАМИ, ІТ-ПРОЄКТИ, ПРОГНОЗУВАННЯ, МАШИННЕ НАВЧАННЯ, ВЕЛИКІ ДАНІ, АВТОМАТИЗАЦІЯ.

ЗМІСТ

ВСТУП

Сучасні ІТ-проекти характеризуються високою складністю, швидким розвитком технологій і жорсткими вимогами до якості і термінів виконання. В таких умовах надзвичайно важливим стає ефективне прогнозування та управління ризиками, що дозволяє забезпечити реалізацію проектів відповідно до стратегічних цілей організацій. Це особливо актуально в умовах нестабільного зовнішнього середовища, відсутності повної і достовірної інформації, великого обсягу даних і непередбачуваних загроз.

Актуальність теми дослідження обумовлена необхідністю творчого підходу до управління ризиками, зокрема, за рахунок використання інтелектуальних систем. Зокрема, в певних ситуаціях традиційні методи оцінки ризиків часто не дозволяють обробляти величезні обсяги даних і виявляти складні закономірності. Автоматизація процедур управління ризиками та підвищення точності прогнозування ризиків стають можливими завдяки інтелектуальним системам, які інтегрують машинне навчання, аналіз даних та технології великих даних.

Аналіз останніх наукових досліджень свідчить про значну увагу до теми управління ризиками в ІТ-сфері . У той же час питання інтеграції інтелектуальних систем у процес управління ризиками досліджено недостатньо. Особливо актуальним є вивчення архітектури таких систем, застосування методів машинного навчання, платформ реалізації та оцінки їхньої ефективності в реальних умовах. Цим питанням і присвячено дану кваліфікаційну роботу.

Метою дослідження є створення концептуальної моделі інтелектуальної системи, яка прогнозує ризики в ІТ-проектах і управляє ними з урахуванням сучасних технологій машинного навчання та аналізу даних.

Об'єктом дослідження є процес управління ризиками в ІТ-проектах.

Предметом дослідження є інтелектуальні методи прогнозування ризиків, зокрема архітектурні, алгоритмічні та технологічні аспекти створення систем на базі машинного навчання та аналізу великих даних.

Методи дослідження включають: аналіз літературних джерел, системний аналіз, методи класифікації та ранжування ризиків, машинне навчання (регресійний аналіз, дерева рішень, кластеризація), моделювання, побудова концептуальних схем, використання інструментів Big Data-аналітики.

Наукова новизна полягає у запропонованому авторському підході до оцінки ризиків з використанням машинного навчання, а також в розробці адаптивної матриці ризиків, що автоматично оновлюється відповідно до змін середовища проєкту. Також створено візуальну структуру інтелектуальної системи, що дозволяє інтегрувати її в практичну діяльність ІТ-компаній.

Практична значимість отриманих результатів полягає в можливості використання запропонованої моделі для підвищення ефективності управління ризиками в ІТ-проектах, що особливо важливо для компаній, що працюють в умовах високої динаміки змін і обмеженості ресурсів.

Апробація результатів дослідження здійснювалася шляхом практичного тестування розробленої моделі на реальних даних, зібраних із відкритих джерел. Перевірка ефективності підходів та алгоритмів проводилася з використанням даних з веб-ресурсів, перелік яких наведено у списку використаних джерел (на останній сторінці).

Теоретична, методична та практична значущість результатів дослідження полягає в узагальненні методів машинного навчання для задач прогнозування ризиків, створенні нової методики їх ранжування та уніфікованої адаптивної системи, яку можна застосовувати для інших аналогічних проєктів і галузей.

1 ТЕОРЕТИЧНІ ОСНОВИ ПРОГНОЗУВАННЯ ТА УПРАВЛІННЯ РИЗИКАМИ В ІТ-ПРОЕКТАХ

1.1 Сутність та класифікація ризиків в ІТ-проектах

Як мінімум, кожен ІТ-проект, незважаючи на його розмір і складність, неухильно має межі ризику, і це явище супроводжує його реалізацію. У рамках розробки, тестування чи впровадження нових технологій завжди є за визначеннями невизначені межі. У даному випадку ризик - це ймовірність ризикових подій, які будуть впливати на строки, бюджет або якість реалізації проекту.

В основному причини ризиків ІТ-проектів:

– Технічні проблеми – наявність альтернатив застосування технологій, інтеграція підсистем, овернайт, та прямий код.

– Планування ризиків – проблеми овер-асоціації рамок, деталізація, проектні пріоритети.

– Організаційні ризики – низька кваліфікація, комунікація, ресурси персоналу.

– Економічні ризики – бюджетні коливання, умови, і волатильність курсу.

– Чужі причини – аплікації на ринку, конкуренти, закони нового виконання.

Для ефективного управління ризиками на першому місці стоїть вміти виділити і розташувати по пірамідах типове ділення на:

Внутрішні і зовнішні – в залежності від контролювання організацією ризику подальші основні фактори ініціювали це.

Управляємі і неуправляємі ризики: везде де є управляємий авто, не можна контролювати, що трапляється поза проектом.

Фінансові і нефінансові: ті ризики, що прямо впливають на бюджет, і такі, що впливають на інші дії платформи проекту.

В розумінні цих декларацій не вистачає знань.

Рисунок 1.1 Класифікація ризиків IT-проекту

1.2 Методи оцінки ризиків у проєктах

Оцінка ризиків – це один з ключових етапів управління проектами, без якого важко забезпечити їх стабільне виконання. Цей процес допомагає виявити потенційні загрози, оцінити ймовірність їх виникнення та передбачити можливі наслідки для проекту. Це дозволяє завчасно вжити необхідних заходів для мінімізації негативного впливу.

Основні методи оцінки ризиків можна умовно розділити на кількісні та якісні:

1. Якісні методи

Ці методи спрямовані на загальне розуміння ризиків без використання складних математичних моделей. Вони дозволяють швидко і просто визначити найбільш критичні загрози для проекту. До основних якісних методів відносяться: SWOT-аналіз – оцінка сильних (Strengths), слабких (Weaknesses) сторін, можливостей (Opportunities) та загроз (Threats) проекту. Дозволяє побачити повну картину ризиків і знайти способи їх мінімізації.

Аналіз ймовірності та впливу – оцінка ризиків за двома параметрами: ймовірність їх виникнення та серйозність наслідків. Зазвичай використовується матриця ризиків для візуалізації результатів.

Інтерв'ю та мозковий штурм – залучення експертів для обговорення можливих ризиків і розробки стратегій їх уникнення.

2. Кількісні методи

Ці методи використовують точні числові дані для більш детальної оцінки ризиків. Вони дозволяють оцінити фінансові втрати, можливі затримки та інші параметри проекту з більшою точністю. Найбільш популярні серед них:

Аналіз сценаріїв – моделювання різних варіантів розвитку подій з урахуванням можливих ризиків. Допомагає оцінити найгірші, найкращі та найімовірніші результати.

Метод Монте-Карло – статистичне моделювання, яке дозволяє оцінити ймовірність досягнення цілей проекту шляхом проведення великої кількості випадкових випробувань.

Аналіз очікуваної грошової вартості (EMV) – використовується для розрахунку середнього фінансового впливу ризиків на проект, з урахуванням їх ймовірності.

3. Інтегровані методи

Іноді використовують комбінований підхід, поєднуючи якісні та кількісні методи для отримання більш повної картини. Наприклад:

Метод трьох точок (PERT) – оцінка ризиків на основі трьох можливих результатів: оптимістичного, песимістичного та найімовірнішого.

Аналіз дерева рішень – побудова схем, що показують можливі сценарії розвитку подій і допомагають оцінити ризики на різних етапах проекту.

Правильний вибір методу оцінки ризиків залежить від специфіки проекту, доступних даних та досвіду команди. Головне – не просто виявити ризики, а розробити реальні заходи для їх мінімізації.Оцінка ризиків – це один з ключових етапів управління проектами, без якого важко забезпечити їх стабільне виконання. Цей процес допомагає виявити потенційні загрози, оцінити ймовірність їх виникнення та передбачити можливі наслідки для проекту. Це дозволяє завчасно вжити необхідних заходів для мінімізації негативного впливу.

Рисунок 1.2 Класифікація ризиків ІТ-проекту

Таблиця 1.1

Методи оцінки ризиків у проєктах

Категорія	**Метод**	**Суть методу**	**Для чого використовується**
Якісні методи	SWOT-аналіз	Аналіз сильних і слабких сторін, можливостей та загроз	Отримання загального бачення ризиків
	Аналіз ймовірності та впливу	Оцінка ризиків за шкалами ймовірності та серйозності	Побудова матриці ризиків, пріоритезація загроз
	Інтерв'ю, мозковий штурм	Обговорення ризиків з експертами або командою	Генерація ідей, виявлення прихованих загроз
Кількісні методи	Аналіз сценаріїв	Моделювання найгіршого, найкращого та реалістичного варіантів	Оцінка наслідків при різних розвитку подій
	Метод Монте-Карло	Багаторазове симуляційне моделювання на основі випадкових даних	Розрахунок ймовірності досягнення цілей

Продовження таблиці 1.1

Категорія	Метод	Суть методу	Для чого використовується
	EMV (очікувана грошова вартість)	Обчислення середнього фінансового ефекту ризиків з урахуванням ймовірності	Оцінка можливих втрат у грошовому еквіваленті
Інтегровані методи	PERT (метод трьох точок)	Розрахунок на основі трьох сценаріїв: оптимістичний, песимістичний, найімовірніший	Для оцінки часу/вартості з урахуванням невизначеності
	Аналіз дерева рішень	Побудова графічної моделі з варіантами дій та наслідками	Візуалізація сценаріїв і вибір оптимального рішення

1.3 Роль інтелектуальних систем у прогнозуванні ризиків

Прогнозування ризиків - це, по суті, спроба зазирнути в майбутнє і передбачити, які проблеми можуть виникнути на різних етапах проекту. Це непросте завдання, враховуючи швидкий темп розвитку технологій і постійні зміни в ринкових умовах. Тут якраз і знадобляться інтелектуальні системи, які здатні працювати з великими обсягами даних, шукати приховані закономірності і пропонувати рішення ще до того, як проблема стане критичною.

Основна роль таких систем полягає не тільки в аналізі поточної ситуації, але і в активному прогнозуванні потенційних загроз на основі даних з минулого і сьогодення. Вони можуть поєднувати методи машинного навчання, штучного інтелекту та аналізу великих даних для значного підвищення точності прогнозів.

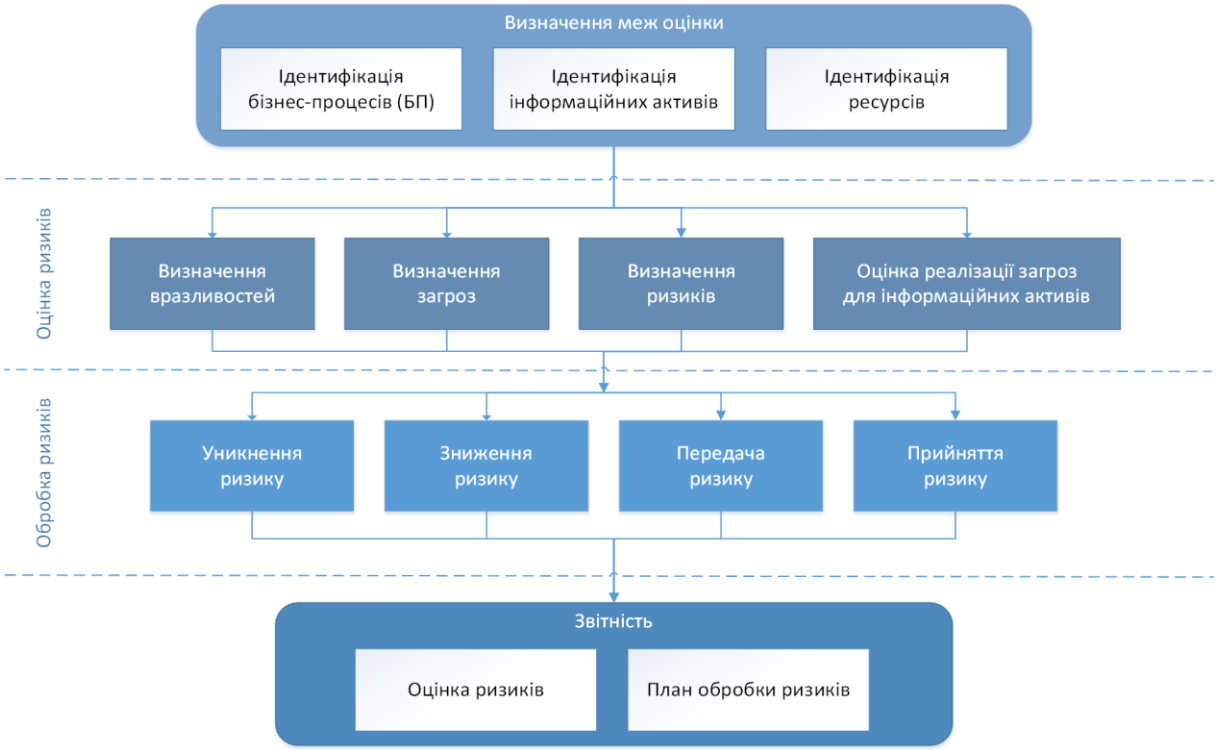

Рисунок 1.3 Приклад ITRM – системи автоматизації управління ризиками інформаційної безпеки

Чому інтелектуальні системи такі важливі для прогнозування ризиків:

– Вони допомагають зменшити кількість "несподіванок".

– Підвищують точність оцінок ризиків.

– Дозволяють більш ефективно використовувати ресурси.

– Знижують загальні витрати на управління проектами.

– Допомагають приймати більш обґрунтовані рішення.

Таким чином, інтелектуальні системи стали важливим інструментом для керівників проектів, які намагаються не тільки уникнути ризиків, але й активно керувати ними, забезпечуючи стабільність та успіх своїх проектів.

2 ІНТЕЛЕКТУАЛЬНІ СИСТЕМИ ДЛЯ ПРОГНОЗУВАННЯ РИЗИКІВ

2.1 Архітектура інтелектуальних систем

Архітектура інтелектуальної системи-це, по суті, її" скелет", на якому будується вся робота з даними. Вона визначає, як система збирає інформацію, обробляє її, робить висновки і вчиться на власних помилках.

Основні компоненти:

1) Збір даних: по-перше, система повинна отримувати якомога більше інформації. Це можуть бути журнали сервера, дані з баз даних, показники продуктивності або навіть повідомлення в командних чатах. Дані можуть бути самими різними-від цифр і текстів до зображень і відео.

2) Підготовка даних: вихідні дані часто "брудні" - вони містять пропуски, помилки або дублікати. Їх потрібно очистити та перетворити у формат, з яким може працювати система. Іноді це займає більше часу, ніж сам аналіз.

3) Аналіз та прогнозування: саме тут вступають алгоритми машинного навчання. Вони шукають закономірності, виявляють ризики та прогнозують, що може піти не так у майбутньому. Це може бути кластеризація, нейронні мережі або навіть прості статистичні методи, в залежності від поставленого завдання.

3) Прийняття рішень: на основі отриманих прогнозів система пропонує варіанти дій - наприклад, збільшити запас часу, Додати ресурсів або скорегувати план проекту.

4) Візуалізація: дані повинні бути зрозумілі людям, тому результати аналізу часто подаються у вигляді графіків, таблиць або інтерактивних панелей. Це допомагає швидко оцінити ситуацію і прийняти правильне рішення.

5) Зворотній зв'язок: система вчиться на своїх помилках, постійно оновлюючи свої моделі та алгоритми, щоб з часом стати більш точною.

Рисунок 2.1 Приклад архітектури інтелектуальних систем

2.2 Методи машинного навчання та аналізу даних

Машинне навчання - один з найважливіших інструментів для побудови інтелектуальних систем. Воно дозволяє комп'ютерам знаходити закономірності у великих обсягах даних і робити прогнози без прямого втручання людини. Основна ідея полягає в навчанні алгоритму на прикладах з минулого, щоб він міг передбачати майбутнє.

Основні методи машинного навчання.

Класифікація

Цей метод використовується, коли Вам потрібно розділити дані на певні категорії. Наприклад, система може класифікувати електронні листи як" спам "або" не-спам " або передбачити, чи буде проект завершений вчасно або з затримкою. Популярні алгоритми класифікації включають дерева рішень, логістичну регресію та нейронні мережі.

Регресія

Цей метод використовується для прогнозування числових значень. Наприклад, ви можете передбачити прибуток компанії в наступному місяці або оцінити, скільки часу знадобиться для завершення проекту. Найпростіший приклад - лінійна регресія, яка намагається провести пряму лінію над даними, щоб знайти загальну тенденцію.

Кластеризація

Цей метод групує дані за подібними ознаками. Наприклад, ви можете автоматично згрупувати клієнтів банку на основі їх поведінки або знайти подібні проекти, щоб краще зрозуміти їх ризики. Одним з найпопулярніших алгоритмів кластеризації є – k-means.

Асоціативний аналіз

Це метод, який використовується для пошуку прихованих взаємозв'язків між елементами даних. Наприклад, ви можете дізнатися, які продукти найчастіше купуються разом (алгоритм "апріорний") або які завдання в проекті зазвичай створюють проблеми одночасно.

Підкріплювальне навчання

Це метод, заснований на принципі "проб і помилок". Алгоритм намагається знайти найкращу стратегію для досягнення мети, отримуючи винагороду за кожне правильне рішення. Такий підхід часто використовується в іграх, робототехніці і на фінансових ринках.

Таблиця 2.1

Основні методи машинного навчання

№	**Метод**	**Опис**	**Приклади використання**	**Популярні алгоритми**
1	Класифікація	Розподіл даних по категоріях	Визначення спаму, прогноз завершення проєкту (вчасно/із затримкою)	Дерева рішень, логістична регресія, нейронні мережі
2	Регресія	Прогнозування числових значень	Прогноз прибутку, оцінка тривалості завдання	Лінійна регресія, поліноміальна регресія
3	Кластеризація	Групування даних за подібністю	Сегментація клієнтів, виявлення схожих проєктів	K-means, ієрархічна кластеризація

Продовження таблиці 2.1

№	Метод	Опис	Приклади використання	Популярні алгоритми
4	Асоціативний аналіз	Виявлення закономірностей і зв’язків між об’єктами	Аналіз покупок (які товари купують разом), зв’язки між проблемами у проєктах	Алгоритм Apriori, FP-Growth
5	Підкріплювальне навчання	Навчання через досвід (винагорода за дії)	Робототехніка, ігри, автоматичне управління фінансовими стратегіями	Q-learning, Deep Q Networks (DQN), SARSA

Аналіз даних

Машинне навчання часто йде рука об руку з аналізом даних, оскільки точність прогнозів залежить від якості даних. Основні етапи аналізу включають:

– попередню обробку: очищення даних, видалення дублікатів, заповнення пропусків.

– візуалізацію: створення графіків і діаграм для виявлення закономірностей Пошук кореляцій: визначення, які змінні впливають одна на одну.

Вибір методу залежить від конкретного завдання, типу даних і бажаної точності прогнозу. Правильне поєднання алгоритмів може значно підвищити ефективність інтелектуальної системи і дозволить вам краще зрозуміти ризики, пов'язані з проектом.

2.3 Технології великих даних у прогнозуванні ризиків

Сьогодні дані є одним з найцінніших ресурсів. Вони допомагають компаніям приймати обґрунтовані рішення, передбачати можливі проблеми та уникати ризиків. Але коли даних стає багато, звичайні методи їх аналізу перестають

працювати. Саме тут на допомогу приходять технології великих даних, які дозволяють обробляти терабайти інформації за лічені хвилини (BIG DATA).

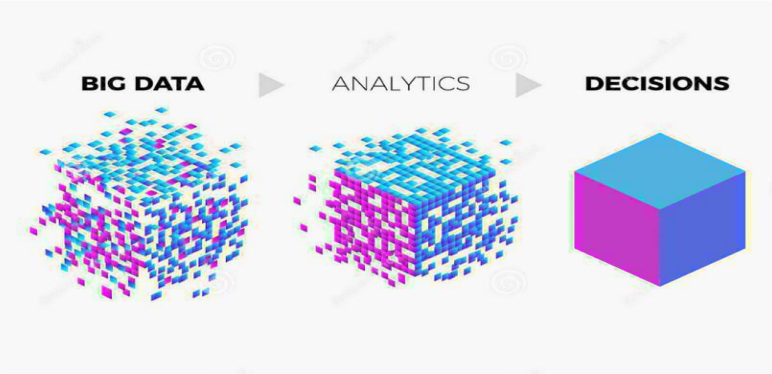

Рисунок 2.2 Приклад архітектури інтелектуальних систем

Основні технології великих даних:

Hadoop і MapReduce

Це класичні інструменти для обробки великих обсягів даних. Hadoop дозволяє зберігати та аналізувати дані, розподіляючи їх між десятками або навіть сотнями серверів. MapReduce, у свою чергу, ділить завдання на менші частини, обробляє їх паралельно, а потім об'єднує результати. Це особливо корисно, коли Вам потрібно швидко проаналізувати великі масиви журналів або подій.

Spark

Це сучасна альтернатива Hadoop, яка працює швидше завдяки обробці даних в оперативній пам'яті. Spark підтримує не тільки MapReduce, але й більш складні алгоритми машинного навчання, Графічні обчислення та потокову аналітику. Це робить його дуже популярним серед компаній, які хочуть отримати результати в режимі реального часу.

NoSQL бази даних (MongoDB, Cassandra)

Звичайні реляційні бази даних не завжди підходять для роботи з великими даними, оскільки вони не можуть швидко та ефективно обробляти такі обсяги інформації. Бази даних NoSQL, такі як MongoDB та Cassandra, створені для роботи з неструктурованими даними та легко масштабуються.

Хмарні платформи (AWS, Google BigQuery, Azure Synapse)

Сучасні хмарні сервіси надають доступ до великих обчислювальних потужностей і сховищ даних без необхідності інвестувати в дороге обладнання. Вони також пропонують готові інструменти для аналізу великих обсягів даних, що значно полегшує життя аналітикам.

Як ці технології допомагають прогнозувати ризики? Швидка обробка великих масивів даних дозволяє вчасно виявляти відхилення від норми.

Таблиця 2.2

Основні технології великих даних та їх роль у прогнозуванні ризиків

№	Технологія	Основне призначення	Приклади інструментів	Як допомагає в прогнозуванні ризиків
1	Hadoop + MapReduce	Розподілена обробка великих обсягів даних	Apache Hadoop, MapReduce	Масштабний аналіз логів та подій для виявлення аномалій
2	Apache Spark	Швидка обробка даних в оперативній пам’яті	Apache Spark	Прогнозування в реальному часі, підтримка машинного навчання
3	NoSQL бази даних	Робота з великими, неструктурованими даними	MongoDB, Cassandra	Зберігання та аналіз ризик-факторів з різних джерел без затримок
4	Потокова аналітика	Аналіз даних в режимі реального часу	Apache Kafka, Apache Flink	Виявлення проблем одразу після їх виникнення, швидка реакція
5	Хмарні платформи	Масштабована інфраструктура та аналітика без локального обладнання	AWS, Google BigQuery, Azure Synapse	Автоматичне масштабування, інтеграція з ML-моделями для оцінки ризиків

Технології великих даних дозволяють аналізувати складні дані, які неможливо обробити звичайними інструментами.

Це особливо важливо для своєчасного прогнозування ризиків, коли рахунок йде на секунди — наприклад, у разі збою у фінансовій системі або на серверах.

Як ці технології допомагають прогнозувати ризики:

Швидка обробка великих масивів даних дозволяє вчасно виявляти відхилення від норми.

Прогнозування на основі історичних даних стає більш точним завдяки використанню складних моделей.

Технології великих даних стали незамінним інструментом управління ризиками, оскільки вони дозволяють компаніям не тільки реагувати на проблеми, але й передбачати їх ще до того, як вони стануть критичними.

2.4 Інструменти та платформи для реалізації інтелектуальних систем

Для розробки інтелектуальних систем прогнозування та управління ризиками IT-проекти використовують різні інструменти та платформи, які забезпечують збір, обробку та аналіз великих обсягів даних, а також побудову моделей машинного навчання. Правильний вибір цих інструментів впливає на точність прогнозів, швидкість роботи системи і зручність її інтеграції з іншими бізнес-процесами.

Основні інструменти для реалізації інтелектуальних систем:

Python та його бібліотеки

Python-одна з найпопулярніших мов програмування для машинного навчання та аналізу даних. Основні бібліотеки включають:

– scikit-learn – підходить для базових моделей машинного навчання, таких як регресія, класифікація та кластеризація.

– TensorFlow та PyTorch – використовуються для побудови нейронних мереж і глибокого навчання, підтримують роботу з великими масивами даних і високопродуктивні обчислення на графічних процесорах (GPU).

R - це мова програмування, яка спеціалізується на статистичному аналізі та візуалізації даних. Він популярний серед дослідників та аналітиків, оскільки має

широкий спектр пакетів для математичного моделювання та побудови графіків (ggplot2, caret, randomForest).

Jupyter Notebook

Інтерактивне середовище для створення та виконання коду, а також документування результатів аналізу. Вона використовується для створення прототипів моделей машинного навчання, візуалізації даних і проведення досліджень.

Hadoop і Spark

Ці платформи використовуються для обробки великих обсягів даних.

Hadoop –це розподілена система зберігання та обробки даних, яка використовує алгоритм MapReduce для паралельної обробки інформації.

Spark – це більш сучасна альтернатива, яка працює з даними в оперативній пам'яті, забезпечуючи значно більшу швидкість обчислень.

NoSQL бази даних

Бази даних NoSQL, такі як MongoDB та Cassandra, використовуються для зберігання неструктурованих або погано структурованих даних. Вони дозволяють швидко масштабуватися і ефективно працювати з великими обсягами інформації.

AutoML платформи

Платформи автоматизованого машинного навчання (AutoML), такі як Google AutoML, H2O.ai і Azure ML, спрощують процес створення моделей, автоматизуючи вибір алгоритмів і настройку гіперпараметрів. Це особливо корисно для швидкого прототипування.

Хмарні сервіси

Такі платформи, як AWS (Amazon Web Services), Google Cloud Platform (GCP) і Microsoft Azure, надають готові рішення для аналізу даних, машинного навчання і обробки великих обсягів інформації. Вони також забезпечують високу надійність, безпеку і просте масштабування систем.

Інструменти для візуалізації даних

Для аналізу результатів та звітування використовуються такі інструменти, як Power BI, Tableau та Matplotlib. Вони допомагають перетворити складні дані в чіткі графіки і діаграми.

Таблиця 2.3

Основні інструменти для реалізації інтелектуальних систем

№	**Інструмент/ Категорія**	**Приклади/ Технології**	**Призначення**	**Роль в інтелектуальних системах**
1	Мови програмування	Python, R	Аналіз даних, розробка моделей, статистичне моделювання	Базова платформа для створення ML-алгоритмів та аналізу даних
2	Бібліотеки ML/DL для Python	scikit-learn, TensorFlow, PyTorch	Класифікація, регресія, глибоке навчання	Реалізація моделей машинного та глибокого навчання
3	Середовище розробки	Jupyter Notebook	Прототипування моделей, інтерактивний аналіз	Зручний інтерфейс для кодування, візуалізації та документування
4	Платформи Big Data	Hadoop, Spark	Обробка великих обсягів даних	Масштабована обробка даних, підготовка для моделей
5	NoSQL бази даних	MongoDB, Cassandra	Зберігання неструктурованих даних	Гнучке сховище для великих, змінних або “брудних” даних
6	AutoML платформи	Google AutoML, H2O.ai, Azure ML	Автоматизація побудови моделей	Прискорення створення моделей без глибоких знань у програмуванні

Продовження таблиці 2.3

№	Інструмент/ Категорія	Приклади/ Технології	Призначення	Роль в інтелектуальних системах
7	Хмарні сервіси	AWS, Google Cloud Platform, Microsoft Azure	Інфраструктура, масштабування, обчислення	Надійне розгортання моделей, обробка запитів у хмарі
8	Інструменти візуалізації	Power BI, Tableau, Matplotlib	Побудова графіків, дашбордів, візуалізація результатів	Представлення аналітики та прогнозів у зрозумілій формі

Переваги використання сучасних інструментів.

Швидка обробка великих обсягів даних.

Висока точність прогнозів завдяки складним моделям машинного навчання.

Можливість інтеграції з іншими бізнес-системами.

Спрощене масштабування і зберігання даних у хмарі.

Вибір конкретних інструментів залежить від специфіки проекту, обсягу даних і вимог до продуктивності системи. Для вирішення складних завдань часто використовуються комбінації декількох інструментів, що дозволяє створювати більш ефективні інтелектуальні системи.

3 ПРАКТИЧНЕ ЗАСТОСУВАННЯ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНИХ СИСТЕМ В УПРАВЛІННІ РИЗИКАМИ

3.1 Приклади успішного впровадження

Інтелектуальні системи управління ризиками вже активно використовуються у великих IT-компаніях і технологічних стартапах. Такі системи допомагають вчасно виявляти загрози, прогнозувати потенційні проблеми і знижувати фінансові втрати. Ось кілька прикладів успішного впровадження:

1. Netflix – прогнозування навантаження на сервери Netflix використовує інтелектуальні системи для управління ризиками, пов'язаними з великими навантаженнями на свої сервери в години пік. Для цього компанія використовує машинне навчання, яке аналізує поведінку користувачів і прогнозує збільшення трафіку. Це дозволяє Netflix заздалегідь масштабувати свою інфраструктуру, мінімізуючи ризики простою та втрати клієнтів.

2. Google – кібербезпека і захист даних Google впроваджує інтелектуальні системи для виявлення загроз безпеці. Їх алгоритми аналізують мільйони запитів на доступ до акаунтів і виявляють підозрілі спроби входу в систему. Це допомагає зменшити ризик злому та захистити конфіденційні дані користувачів.

3. Amazon – управління ланцюгами поставок. Використовує інтелектуальні системи для прогнозування ризиків у своїх ланцюгах поставок. Алгоритми аналізують дані про попит, затримки поставок у постачальників і погодні умови, щоб мінімізувати перебої в поставках товарів і знизити витрати на логістику.

4. IBM – управління проектними ризиками IBM активно використовує штучний інтелект для управління ризиками у своїх IT-проектах. Їх системи враховують технічні вимоги, фінансові показники і людський фактор, що дозволяє більш точно оцінювати ймовірність затримок і перевитрати бюджету.

5. Tesla – Tesla використовує інтелектуальні системи для прогнозування дорожньо-транспортних пригод. Їх алгоритми аналізують дані з датчиків

транспортних засобів, картографічні дані та інформацію про поведінку водія, що допомагає уникнути аварій і підвищити безпеку дорожнього руху.

Ці приклади показують, як Інтелектуальні системи можуть допомогти компаніям мінімізувати ризики, оптимізувати бізнес-процеси та підвищити загальну операційну ефективність. Успішне впровадження таких технологій залежить від високоякісних даних, точних алгоритмів і постійного моніторингу результатів.

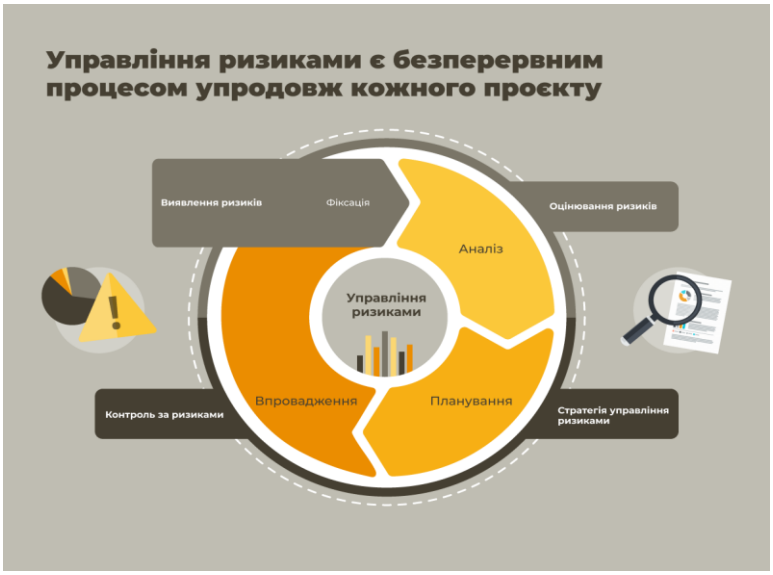

Рисунок 3.1 Приклад процесу управлінням ризиками

Приклад з практики: як Netflix використовує інтелектуальні системи для зменшення ризиків в IT-проектах.

Рисунок 3.2 – Netflix, Inc. — американський провайдер медійних послуг та продюсерська компанія

Netflix не тільки має мільйони передплатників, але й є однією з найбільш технологічно розвинених IT-компаній у світі. Вона щодня впроваджує нові технології і обробляє величезні обсяги даних. Однак кожна нова функція або оновлення несе певний ризик, починаючи від збоїв системи і закінчуючи негативною реакцією користувачів.

Netflix активно впроваджує інтелектуальні системи прогнозування, щоб зменшити ці ризики. Вони допомагають нам: спрогнозувати можливі проблеми до того, як оновлення буде поширене серед усіх користувачів.

На етапі тестування оцінити, наскільки стабільні нові функції.

Оцінити потенційний вплив змін на поведінку аудиторії

Аналізувати дані в реальному часі - наприклад, призупинити розгортання нового функціоналу, якщо зафіксовано зростання помилок.

Завдяки впровадженню розумних рішень Netflix може: своєчасно виявляти ризики в IT-процесах; приймати обґрунтовані рішення на основі даних; підтримувати стабільну і безпечну роботу платформи навіть під час масштабних оновлень.

Такий підхід вже давно став частиною культури управління IT-проектами компанії.

Приклад з практики: як Tesla управляє ризиками за допомогою інтелектуальних систем (рис. 3.3).

Рисунок 3.3 Tesla Inc. (до 1 лютого 2017— Tesla Motors) — американська автомобільна компанія-стартап

Tesla - це не тільки виробник електромобілів, але й справжній технологічний гігант, який широко використовує штучний інтелект (ШІ) для прогнозування ризиків у своїх IT - та технічних проектах.

Проблема:

Tesla регулярно оновлює програмне забезпечення своїх автомобілів"по повітрю". Це означає, що будь-яка помилка в коді може негайно вплинути на тисячі автомобілів по всьому світу. Ризики, пов'язані з такими змінами, високі - від незначних помилок до серйозних проблем з безпекою.

Як це можна вирішити?

Tesla використовує складні інструменти аналізу та прогнозування для зменшення ризиків. Ці інструменти дозволяють: досліджувати поведінку автомобільних систем в режимі реального часу, оскільки тисячі датчиків в кожному автомобілі передають телеметричні дані на сервери.

Використовуючи Машинне навчання, моделі виявляють аномалії в системах ще до того, як вони призведуть до проблем.

Виконайте віртуальне моделювання ризиків-система "програє" можливі сценарії після оновлення програмного забезпечення.

При виникненні загрози оновлення відкладається або адаптується індивідуально, залежно від стану конкретного транспортного засобу.

Висновок:

Інтелектуальні системи Tesla призначені не тільки для автономного управління, але і для активного управління ризиками у всіх IT-проектах компанії.Такий підхід дозволяє уникнути критичних збоїв, забезпечити безпеку користувачів і прискорити впровадження інновацій без втрати якості.

Приклад з практики: як Amazon управляє ризиками за допомогою інтелектуальних систем (рис. 3.4).

Рисунок 3.4 Amazon.com, Inc. — один із перших інтернет-сервісів, орієнтованих на продаж реальних товарів масового попиту, найбільша у світі за обігом компанія, що продає товари та послуги через Інтернет

Amazon - одна з найбільших IT-корпорацій у світі, а також онлайн-рітейлер. Вона працює цілодобово і обробляє мільярди замовлень, запитів і транзакцій кожен день. Будь-який системний збій в таких умовах може призвести до значних фінансових втрат, а також до зниження довіри клієнтів.

Проблема:

Amazon має десятки складних IT-систем, починаючи від хмарних сервісів AWS.

Логістика і склади. Завжди існує ймовірність зіткнень або пробок на дорогах, особливо в години пік (Чорна п'ятниця, кіберпонеділок і т.д.).

Необхідно виявляти проблеми до того, як вони виникнуть, і швидко реагувати.

Рішення:

Для ефективного управління ризиками Amazon активно впроваджує інтелектуальні системи моніторингу, прогнозування та самодіагностики, які:

Використовують машинне навчання для виявлення відхилень у поведінці сервера, мережі або діях користувачів.

Постійно аналізують Історичні дані (наприклад, завантаження сайту, кількість замовлень, трафік).

Прогнозувати" вузькі місця " в інфраструктурі, тобто, де і коли може виникнути перевантаження.

Автоматично розподіляти ресурси (наприклад, додавати сервери через AWS), щоб уникнути збоїв.

Використовувати штучний інтелект для оптимізації логістики, прогнозуючи затримки доставки або помилки на складах ще до їх виникнення.

Висновок:

Розумні системи Amazon не тільки забезпечують зручність для клієнтів, але й є важливим інструментом управління ризиками.

Навіть при великому обсязі робіт Amazon використовує ці рішення для мінімізації технічних проблем, швидкої доставки товарів і забезпечення високої надійності обслуговування.

Відомо, що ще в 2016 році Amazon запатентувала систему, яка точно передбачає, що ви хочете купити, і відправляє товар у ваш регіон ще до оформлення замовлення. Це також приклад інтелектуальної системи управління ризиками: компанія зменшує ймовірність затримки доставки та повернення товару.

Таблиця 3.1

Порівняльна таблиця: Інтелектуальні системи управління ризиками в IT-проєктах

Компанія	**Сфера застосування**	**Типи ризиків**	**Інтелектуальні рішення**	**Результат**
Netflix	Оновлення систем рекомендацій, зміни інтерфейсу	Зниження якості рекомендацій, збої у платформі, негативна реакція користувачів	A/B-тестування з прогнозною аналітикою, моделі машинного навчання, аналіз поведінки користувачів	Швидке виявлення ризиків, гнучке управління оновленнями
Tesla	Оновлення програмного забезпечення авто, автопілот	Збої в роботі авто, критичні помилки, ризик для безпеки	Аналіз телеметрії в реальному часі, симуляція сценаріїв, віртуальне тестування	Безпечне впровадження функцій, раннє виявлення проблем

Продовження таблиці 3.1

Компанія	Сфера застосування	Типи ризиків	Інтелектуальні рішення	Результат
Amazon	Онлайн-торгівля, хмарні сервіси, логістика	Перевантаження систем, затримки доставки, помилки на складах	AI-моніторинг, автоматичне масштабування серверів, прогнози поведінки користувачів і логістичних збоїв	Стабільна робота систем під навантаженням, мінімізація втрат

Короткий висновок:

Інтелектуальні системи вже є важливим інструментом у сучасному IT-менеджменті, що продемонстрували всі три компанії. Технології штучного інтелекту дозволяють їм не тільки реагувати на виникаючі проблеми, але й передбачати та зупиняти їх до того, як вони стануть проблемою.

3.2 Оцінка ефективності прогнозування

Ефективність прогнозування ризиків-ключовий показник, від якого залежить успіх будь-якої інтелектуальної системи. Якщо система неправильно оцінює ризики або пропускає критичні загрози, це може призвести до серйозних фінансових втрат, затримок проекту і навіть зриву його реалізації.

Основні критерії оцінки ефективності прогнозування:

Точність (Accuracy)

Це один з основних показників ефективності моделі. Він визначає, наскільки добре система прогнозує ризики. Точність розраховується як відсоток правильно передбачених результатів від загального числа прогнозів. Чим вище точність, тим краще модель.

Чутливість (Recall)

Цей показник показує, наскільки добре система розпізнає реальні ризики. Він показує, скільки дійсно небезпечних ситуацій було правильно спрогнозовано.

Важливо не тільки виявити ризик, але і зробити це вчасно, щоб уникнути негативних наслідків.

Прецизійність (Precision)

Це співвідношення між кількістю правильно спрогнозованих ризиків і загальною кількістю спрогнозованих ризиків. Точність показує, наскільки точно модель ідентифікує загрози, не включаючи помилкові тривоги.

F1-міра

Це комбінований показник, який поєднує в собі чутливість і точність. Це дозволяє оцінити загальну ефективність моделі, беручи до уваги як упущені ризики, так і помилкові спрацьовування.

Часова ефективність

Окрім точності, важливо оцінити, наскільки швидко система реагує на зміни Даних. Ефективність використання часу визначає, чи може модель вчасно виявляти загрози та попереджати команду про потенційні проблеми.

Економічний ефект

Це один з найважливіших показників для бізнесу. Він визначає, наскільки впровадження інтелектуальної системи може знизити витрати, скоротити час виконання завдань і мінімізувати фінансові втрати.

Таблиця 3.2

Оцінки ефективності прогнозування

№	**Показник**	**Що вимірює**	**Для чого використовується**
1	Точність (Accuracy)	Частка правильних прогнозів серед усіх спроб	Загальна якість моделі: наскільки добре вона «в цілому» працює
2	Чутливість (Recall)	Виявлення справжніх ризиків	Чи встигає система виявити всі реальні загрози
3	Прецизійність (Precision)	Відсоток точних попереджень серед усіх тривог	Чи є помилкові тривоги, чи модель дає лише важливі сигнали

Продовження таблиці 3.2

№	Показник	Що вимірює	Для чого використовується
4	F1-міра	Баланс між чутливістю і прецизійністю	Універсальний показник якості, що враховує компроміси
5	Часова ефективність	Швидкість реакції системи на нові загрози	Визначає, чи встигає модель діяти до настання негативних наслідків
6	Економічний ефект	Зниження витрат/збитків завдяки виявленню ризиків	Вимірює реальну користь для бізнесу (економія, прибуток)

Методи оцінки ефективності:

Матриця помилок (Confusion Matrix) – використовується для візуалізації точності, чутливості та точності моделі.

ROC-крива і AUC (Area Under Curve) – допомагають оцінити здатність моделі розділяти позитивні і негативні результати.

Крос-валідація – дозволяє перевірити стабільність моделі на різних наборах даних.

А/Б тестування – використовується для порівняння продуктивності різних моделей або алгоритмів.

Таблиця 3.3

Методи оцінки ефективності

№	Метод	Для чого використовується	Що дозволяє оцінити
1	Матриця помилок (Confusion Matrix)	Для розрахунку точності, чутливості, прецизійності	Кількість правильних/неправильних прогнозів по кожній категорії
2	ROC-крива та AUC (Area Under Curve)	Для оцінки здатності моделі відрізняти позитивні та негативні класи	Якість класифікації незалежно від порогу прийняття рішення

Продовження таблиці 3.3

№	Метод	Для чого використовується	Що дозволяє оцінити
3	Крос-валідація (Cross-validation)	Для перевірки стабільності моделі на різних підмножин даних	Узагальнюючу здатність моделі, її стійкість до змін у даних
4	A/B тестування	Для порівняння ефективності різних моделей або версій алгоритмів	Яка модель працює краще в реальних умовах або на певному

Правильна оцінка ефективності прогнозування дозволяє постійно вдосконалювати модель, коригувати її параметри та адаптувати до змін у проекті. Це ключовий етап для забезпечення якісного управління ризиками та досягнення стратегічних цілей організації.

3.3. Етапи розробки інтелектуальної системи для управління ризиками

Розробка інтелектуальної системи управління ризиками-складний процес, що вимагає глибокого розуміння як технічних аспектів, так і бізнес-процесів. Для створення ефективної системи необхідно пройти кілька ключових етапів:

Визначення цілей і вимог

Першим кроком є чітке розуміння того, які завдання повинна вирішувати система. Це включає в себе визначення основних ризиків, які необхідно відстежувати, а також розробку вимог до точності прогнозів, швидкості обробки даних та інтеграції з іншими системами. Наприклад, для IT-проекту це може включати затримки у виконанні завдань, перевищення бюджету або збої програмного забезпечення.

Збір і підготовка даних

На цьому етапі збираються всі необхідні дані, які можуть вплинути на проект. Це можуть бути Історичні дані про попередні проекти, фінансові показники, показники ефективності роботи команди і навіть Відгуки користувачів. Зібрані дані

необхідно очистити від дублікатів, заповнити прогалини і перетворити в єдиний формат для подальшого аналізу.

Вибір методів і алгоритмів

Далі вам потрібно вибрати відповідні алгоритми для прогнозування ризиків. Це можуть бути прості методи, такі як регресія або Класифікація, або більш складні підходи, такі як нейронні мережі та методи глибокого навчання. Вибір алгоритму залежить від типу даних, обсягу інформації та необхідної точності.

Розробка моделі

Це ключовий етап, на якому створюється модель для прогнозування ризиків. Спочатку алгоритм навчається на історичних даних, після чого його точність перевіряється на тестових наборах. У процесі розробки моделі необхідно постійно коригувати параметри для досягнення максимальної точності.

Тестування і валідація

Після створення моделі необхідно протестувати її на реальних даних, щоб переконатися в точності прогнозів. Для цього використовуються такі методи, як перехресна перевірка, тестування A/B або побудова матриці помилок. Це дозволяє виявити слабкі місця в моделі і підвищити її продуктивність.

Впровадження і інтеграція

Коли модель готова, її інтегрують в існуючу інфраструктуру компанії. Це може включати підключення до систем моніторингу, баз даних та платформ управління проектами, таких як Jira або Trello. Важливо забезпечити плавне впровадження, щоб система працювала безперебійно і не чинила негативного впливу на робочі процеси.

Моніторинг та оптимізація

Після запуску інтелектуальної системи необхідно постійно відстежувати її роботу, аналізувати точність прогнозів і оновлювати моделі на основі нових даних. Це дозволяє підвищити ефективність системи і знизити ризики в режимі реального часу.

Документування і навчання команди

Важливо документувати всі етапи розробки та створювати інструкції для користувачів системи. Вам також потрібно навчити команду правильно використовувати систему та розуміти її прогнози.

Розбиремо етапи розробки інтелектуальної системи управління ризиками на прикладі Apple (рис. 3.5).

Хто така компания “Apple”?

Apple Inc. — це американська корпорація, що проєктує та розробляє побутову електроніку, програмне забезпечення й онлайн-сервіси. Це перша американська компанія, чия капіталізація перевершила 1 трлн. доларів США.

Рисунок 3.5 Магазин AppleStore

1. Визначення цілей та специфікацій

Затримки ланцюга поставок, кібератаки, невдалі випуски програмного забезпечення та перевитрати є основними ризиками для IT-проектів Apple. Інтелектуальна система призначена для автоматичного оповіщення керівництва, пропозиції рішень і оперативного виявлення можливих проблем.

2. Збір та підготовка даних

Apple використовує внутрішні дані: дані попередніх версій iOS та macOS, журнали тестування системи, дані користувачів (анонімні), показники продуктивності команди та дані про постачальників. Зібрані дані обробляються:

видаляються дублікати, формати стандартизуються, а відсутні значення заповнюються.

3. Вибір методів і алгоритмів

Apple вибирає комбінований підхід: нейронні мережі використовуються для прогнозування збоїв, регресійні моделі - для оцінки бюджетних ризиків, а класифікатори NLP - для аналізу скарг користувачів. Це дозволяє адаптувати модель до різних типів ризиків.

4. Розробка моделі

Команда інженерів Apple створює моделі з використанням TensorFlow і PyTorch, навчаючи їх на основі історичних даних. Моделі налаштовуються і регулярно тестуються на тестових зразках з нових проектів.

5. Тестування та валідація

Система тестується на нових версіях програмного забезпечення: прогнозується можливість виникнення збоїв або затримок. Проводиться A / B тестування між командами з доступом до системи і без нього. Використовуються перехресна перевірка, аналіз точності, відкликання та точність.

6. Впровадження і інтеграція

Модель інтегрується у внутрішню екосистему Apple: платформи моніторингу якості (наприклад, Xcode Cloud), систему управління задачами та DevOps-інструменти. Система надає аналітику в реальному часі про ризики розробки.

7. Спостереження та вдосконалення

Адаптація моделей стає можливою завдяки постійному моніторингу точності прогнозів. Apple забезпечує адаптивність до ринку, автоматично оновлюючи моделі у відповідь на зміни постачальника або нові версії iOS.

8. Документація та навчання команди

Внутрішня документація документує кожен крок. Щоб допомогти менеджерам, аналітикам та командам розробників ефективно використовувати систему прогнозування, проводяться тренінги.

Правильний підхід до кожного з цих етапів забезпечує високу точність прогнозів, швидке реагування на зміни і зниження загальних ризиків проекту.

Таблиця 3.4

Етапи розробки інтелектуальної системи управління ризиками

№	Етап	Опис	Приклад для Apple
1	Визначення цілей і вимог	Формулювання задач і вимог до системи управління ризиками	Прогнозування збоїв у релізах, затримок, перевищення бюджету
2	Збір і підготовка даних	Агрегація, очищення і стандартизація релевантних даних	Дані з попередніх релізів, баг-репортів, постачальників, показників команди
3	Вибір методів і алгоритмів	изначення підходів до моделювання ризиків	Нейронні мережі для збоїв, регресія для фінансів, NLP-класифікатори для скарг
4	Розробка моделі	Створення та тренування моделі машинного навчання	Навчання моделей у TensorFlow/PyTorch, адаптація до специфіки проєктів
5	Тестування і валідація	Оцінка ефективності моделей на тестових наборах, в реальному середовищі	A/B тестування, крос-валідація, аналіз точності, Recall, Precision
6	Впровадження і інтеграція Інтеграція системи у внутрішні процеси компанії Вбудування в Xcode Cloud, DevOps, Jira; API-інтеграція з аналітичними системами	Інтеграція системи у внутрішні процеси компанії	Вбудування в Xcode Cloud, DevOps, Jira; API-інтеграція з аналітичними системами

Продовження таблиці 3.4

№	Етап	Опис	Приклад для Apple
7	Моніторинг та оптимізація Постійне відстеження роботи системи, оновлення моделей Автоматичне оновлення моделей після нових релізів, адаптація до змін ринку	Постійне відстеження роботи системи, оновлення моделей	Автоматичне оновлення моделей після нових релізів, адаптація до змін ринку
8	Документування і навчання	Підготовка документації та навчання персоналу	Внутрішні тренінги, інструкції з використання, онбординг нових команд

3.4 Підтримка та адаптація систем у реальному часі

Після впровадження інтелектуальної системи управління ризиками важливо забезпечити її стабільну роботу в режимі реального часу. Це означає, що система повинна постійно оновлюватися, адаптуватися до змін у проекті та бути готовою до непередбачених ситуацій.

Основні етапи підтримки і адаптації:

1) Моніторинг продуктивності

Необхідно постійно стежити за тим, як система справляється зі своїми завданнями. Це включає перевірку точності прогнозів, швидкості обробки даних та кількості помилкових спрацьовувань. Якщо система починає робити часті помилки або працює повільніше, можливо, доведеться оновити алгоритм або додати нові дані для навчання.

2) Оновлення моделей

Дані постійно змінюються, тому моделі, які використовує система, також потрібно регулярно оновлювати. Це допоможе вам врахувати нові ризики, які

можуть виникнути в проекті. Наприклад, якщо вимоги замовника змінюються або додаються нові функції, модель повинна це врахувати.

3)Адаптація до нових умов

Проекти рідко залишаються незмінними. Вони розвиваються, з'являються нові технології і методи роботи. Тому інтелектуальна система повинна бути гнучкою, щоб швидко реагувати на зміни і адаптуватися до нових умов.

4)Автоматизація процесів

Щоб зменшити втручання людини, багато процесів можна автоматизувати. Наприклад, автоматичне оновлення моделей, регулярний збір даних або автоматичне повідомлення команди про потенційні ризики. Це економить час і зменшує ймовірність помилок.

5) Тестування і перевірка

Необхідно періодично перевіряти, як система справляється зі своїми завданнями. Це можна зробити, використовуючи тестові набори даних або моделюючи реальні ситуації. Якщо система починає допускати часті помилки, необхідно провести аналіз і внести корективи.

6) Резервування і захист від збоїв

Щоб уникнути простоїв і втрати даних, важливо налаштувати резервне копіювання і захист від збоїв. Це може включати створення резервних серверів або використання хмарних сервісів для зберігання даних.

7) Навчання і підтримка команди

Ті, хто працює з інтелектуальною системою, повинні добре розуміти, як вона працює, які дані використовує і як правильно інтерпретувати її прогнози. Тому важливо проводити навчання і підтримувати високий рівень знань команди.

8) Аналіз ефективності

Необхідно періодично оцінювати, наскільки окупилося впровадження системи. Це можна зробити, проаналізувавши, скількох ризиків вдалося уникнути, скільки часу було зекономлено і наскільки скоротилися фінансові втрати.

Обслуговування та адаптація інтелектуальних систем-це постійний процес, який вимагає уваги до деталей та швидкого реагування на зміни. Але саме це робить такі системи ефективними та корисними для управління ризиками.

Зараз разберемо підтримку та адаптацію систем у реальному часі таких крупних компаній як Apple, Amazon, Netflix, Tesla (табл. 3.5).

Таблиця 3.5

Підтримка та адаптація інтелектуальної системи управління ризиками в Apple

№	Етап	Опис у контексті Apple
1	Моніторинг продуктивності	В Apple система стежить за точністю прогнозів у проєктах розробки нових пристроїв (iPhone, Mac тощо) та мінімізує виробничі ризики
2	Оновлення моделей	Моделі оновлюються відповідно до змін у логістиці, постачаннях, законодавстві (наприклад, у різних країнах), або поведінці споживачів
3	Адаптація до нових умов	При запуску нових сервісів (наприклад, Apple Vision Pro або Apple AI) система адаптується до технічних і ринкових змін
4	Автоматизація процесів	В Apple активно автоматизуються процеси збирання даних, сповіщення команд розробки та тестування про потенційні ризики
5	Тестування і перевірка	Систему перевіряють через внутрішні симуляції (sandbox testing), включаючи навантаження на дата-центри або оновлення iOS
6	Резервування і захист від збоїв Apple використовує георезервовані дата-центри, iCloud backup, а також системи відновлення після аварій для безперервної роботи.	Apple використовує георезервовані дата-центри, iCloud backup, а також системи відновлення після аварій для безперервної роботи

Продовження таблиці 3.5

№	Етап	Опис у контексті Apple
7	Навчання і підтримка команди	Проводяться внутрішні тренінги для команд R&D, DevOps, QA щодо інтерпретації даних системи та прийняття рішень
8	Аналіз ефективності	Проводиться регулярна оцінка ROI впровадження системи: кількість уникнутих ризиків, економія бюджету проєктів, стабільність релізів

Таблиця 3.6

Підтримка та адаптація інтелектуальної системи управління ризиками в Amazon

№	Етап	Опис у контексті Amazon
1	Моніторинг продуктивності	Amazon відстежує продуктивність логістичних систем, прогнозів попиту та роботу складських роботів у реальному часі
2	Оновлення моделей Алгоритми прогнозування (наприклад, для AWS або Amazon Prime) постійно оновлюються на основі нових шаблонів поведінки користувачів	Алгоритми прогнозування (наприклад, для AWS або Amazon Prime) постійно оновлюються на основі нових шаблонів поведінки користувачів
3	Адаптація до нових умов	Системи адаптуються до змін ринку, сезонності, глобальних криз (COVID-19, збої ланцюгів постачання), нових законодавчих вимог
4	Автоматизація процесів	Amazon автоматизує аналітику ризиків: моніторинг підробок, оцінку шахрайства, оптимізацію доставки, перегляд цін тощо
5	Тестування і перевірка	Постійне A/B тестування рішень, а також симуляції збоїв (наприклад, “chaos engineering” в AWS) для перевірки стійкості системи
6	Резервування і захист від збоїв	Масштабовані резервні системи в AWS, автоматичне перемикання між дата-центрами, багаторівневий захист інфраструктури

Продовження таблиці 3.6

№	Етап	Опис у контексті Amazon
7	Навчання і підтримка команди	Проводяться регулярні тренінги з кібербезпеки, машинного навчання та роботи з інтелектуальними системами для операційних і технічних команд
8	Аналіз ефективності	В Amazon вимірюють зниження втрат, точність прогнозів доставки, зменшення кількості повернень і покращення обслуговування клієнтів

Таблиця 3.7

Підтримка та адаптація інтелектуальної системи управління ризиками в Netflix

№	Етап	Опис у контексті Netflix
1	Моніторинг продуктивності	Netflix в реальному часі відстежує якість стрімінгу, буферизацію, час відгуку систем, а також рекомендаційні алгоритми
2	Оновлення моделей	Алгоритми персоналізації та рекомендацій постійно оновлюються на основі змін у вподобаннях глядачів та нових трендів
3	Адаптація до нових умов	Платформа адаптується до змін ринку: нові формати (4K, HDR), інтереси користувачів, закони щодо авторських прав, регіональні обмеження
4	Автоматизація процесів	Netflix автоматизує оновлення рекомендацій, управління CDN (мережею доставки контенту), моніторинг збоїв і виявлення фроду (нелегальний доступ)
5	Тестування і перевірка	Постійне A/B тестування нових інтерфейсів, трейлерів, систем рекомендацій і стрімінгових алгоритмів
6	Резервування і захист від збоїв	Netflix використовує систему Chaos Monkey (з пакету Simian Army), яка спеціально “ламає” частини системи, щоб перевірити її стійкість до збоїв

Продовження таблиці 3.7

№	Етап	Опис у контексті Netflix
7	Навчання і підтримка команди	Команди Netflix проходять тренінги з обробки інцидентів, побудови масштабованих моделей і захисту даних користувачів
8	Аналіз ефективності	Netflix регулярно аналізує, як швидко система реагує на технічні збої, як покращується утримання користувачів та якість сервісу загалом

Таблиця 3.8

Підтримка та адаптація інтелектуальної системи управління ризиками в Tesla

№	Етап	Опис у контексті Tesla
1	Моніторинг продуктивності Tesla постійно моніторить роботу системи Autopilot, стан батареї, поведінку автомобіля та дані телеметрії в реальному часі	Tesla постійно моніторить роботу системи Autopilot, стан батареї, поведінку автомобіля та дані телеметрії в реальному часі
2	Оновлення моделей Моделі штучного інтелекту, зокрема для автономного водіння, регулярно оновлюються на основі мільярдів кілометрів даних з машин клієнтів	Моделі штучного інтелекту, зокрема для автономного водіння, регулярно оновлюються на основі мільярдів кілометрів даних з машин клієнтів
3	Адаптація до нових умов Система адаптується до змін умов на дорогах, нових правил дорожнього руху та регуляторних вимог у різних країнах	Система адаптується до змін умов на дорогах, нових правил дорожнього руху та регуляторних вимог у різних країнах
4	Автоматизація процесів Tesla автоматизує оновлення ПЗ по Wi-Fi (OTA-оновлення), обробку аварійних ситуацій, моніторинг технічного стану авто	Tesla автоматизує оновлення ПЗ по Wi-Fi (OTA-оновлення), обробку аварійних ситуацій, моніторинг технічного стану авто

Продовження таблиці 3.8

№	Етап	Опис у контексті Tesla
5	Тестування і перевірка Постійне тестування функцій Autopilot та FSD (Full Self-Driving) у симуляціях і на реальних дорогах, включаючи бета-тестування серед водіїв	Постійне тестування функцій Autopilot та FSD (Full Self-Driving) у симуляціях і на реальних дорогах, включаючи бета-тестування серед водіїв
6	Резервування і захист від збоїв Tesla впроваджує багаторівневі системи безпеки, резервні системи керування та захист хмарної інфраструктури, де обробляються дані	Tesla впроваджує багаторівневі системи безпеки, резервні системи керування та захист хмарної інфраструктури, де обробляються дані
7	Навчання і підтримка команди	Команди інженерів і аналітиків проходять регулярне навчання з обробки даних, розробки ШІ та кібербезпеки
8	Аналіз ефективності	Tesla оцінює ефективність систем на основі кількості попереджених аварій, реакцій на ризики та зменшення ручного втручання водіїв

4 РОЗРОБКА КОНЦЕПТУАЛЬНОЇ МОДЕЛІ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОЇ СИСТЕМИ УПРАВЛІННЯ РИЗИКАМИ В ІТ-ПРОЄКТАХ

4.1 Аналіз сучасних інструментів прогнозування ризиків і виявлення їх недоліків

В рамках свого дослідження я створив структуровану інтелектуальну системну модель, яка поєднує методи управління ризиками з інструментами штучного інтелекту. П'ять основних етапів-це ідентифікація ризиків, оцінка, ранжування, реагування та моніторинг. Аналіз кожного з цих етапів враховував сучасні тенденції в управлінні проектами, а також потенціал, який надають технології хмарних обчислень, великих даних та машинного навчання.

Ця модель унікальна тим, що враховує динаміку гнучких підходів, включаючи Scrum і Agile. Наприклад, у проектах, розділених на спринти, ризики можуть з'являтися щотижня. Замість того, щоб бути статичним, як у традиційних підходах, система повинна реагувати на зміни майже миттєво. Саме тому модель передбачає постійне оновлення вхідних даних, а також аналіз моделей поведінки команди і зовнішніх факторів, які можуть вплинути на реалізацію проекту.

Я детально розповів про те, які дані повинна збирати система, як вона повинна їх обробляти та які рішення вона може надати керівнику проекту. Передбачена інтеграція з сучасними платформами управління проектами, такими як Microsoft Project, Jira і Trello. Це дозволяє моделі виробляти рекомендації в режимі реального часу на додаток до проведення автоматизованого аналізу ризиків.

Крім того, модель має модуль адаптивного навчання, який дозволяє системі покращувати свої прогнози на основі історичних даних конкретної організації. Вона може виявляти неочевидні взаємозв'язки між факторами ризику, виявляти тенденції і прогнозувати можливі загрози ще до їх виникнення. Завдяки цьому керівник проекту отримує не тільки попередження, а й інструменти для проактивного управління.

Інтелектуальна система також підтримує багаторівневу систему

пріоритетності ризиків, що дозволяє команді зосередитися на найбільш важливих аспектах. Використання візуалізації даних (інформаційних панелей) забезпечує швидке розуміння ситуації, а інтерактивний інтерфейс спрощує прийняття рішень. У довгостроковій перспективі така модель може бути масштабована та адаптована до різних галузей, а не обмежуватися лише IT-сектором.

Я провів порівняльний аналіз існуючих систем, що використовуються в IT-менеджменті для вирішення завдань, таких як Risk Register, RiskyProject, Jira Risk Management, а також платформ, що використовують технології машинного навчання для прогнозування ризиків. Мета цього аналізу полягала у виявленні ключових переваг і обмежень кожного інструменту з точки зору їх придатності до сучасних динамічних IT-проєктів, особливо тих, що реалізуються за гнучкими методологіями (Agile, Scrum).

В ході аналізу з'ясувалося, що:

1) Більшість інструментів мають вузьку функціональність, орієнтовану на традиційні методи управління проектами (Waterfall, PMBOK), і не адаптовані до швидких змін, характерних для Agile-середовища. Наприклад, системи не підтримують інтеграцію зі спринт-циклами або ретроспективним аналізом короткострокових ризиків методологіями (Agile, Scrum).

2) Деякі з них занадто складні для реалізації в невеликих проектах або стартапах. Це стосується як складності налаштування, так і потреби в значних ресурсах для навчання персоналу, підтримки та обробки даних. Такі системи вимагають глибокої експертизи в галузі управління ризиками, що не завжди доступна в невеликих командах.

3) Часто автоматичне оновлення ризиків відсутнє або залежить виключно від ручного введення даних, що призводить до застарілої інформації та збільшення ймовірності прийняття хибних управлінських рішень. Крім того, деякі системи не мають можливості інтеграції з DevOps-інструментами, системами контролю версій чи системами управління задачами, через що ризики не відображаються в контексті реального ходу проекту.

Окрім цього, було виявлено, що більшість інструментів не використовують

потенціал штучного інтелекту повною мірою. Навіть ті, що заявляють про використання машинного навчання, часто обмежуються простим аналізом історичних даних без врахування контексту, поведінкових факторів команди чи зовнішніх змін середовища.

Виходячи з отриманих висновків, я сформулював вимоги до власної інтелектуальної системи, орієнтованої на невеликі та середні IT-команди, яка має бути:

1) Легкою в інтеграції з популярними інструментами управління проєктами та таск-трекерами;

2) Здатною до автоматизованого збору даних з різних джерел (код-репозиторії, календарі, таски, e-mail, чати);

3) Побудованою з урахуванням адаптивної аналітики, яка оновлює ризики у реальному часі;

4) Забезпеченою інтуїтивним інтерфейсом і гнучкою візуалізацією ризиків;

5) Оптимізованою під короткі спринти та високочастотну зміну пріоритетів;

6) Із вбудованим модулем самонавчання для вдосконалення моделей прогнозування на основі даних з кожного нового проєкту.

Таким чином, мій підхід спрямований не лише на усунення недоліків наявних рішень, але й на формування нового покоління інструментів ризик-менеджменту — розумних, гнучких, і водночас доступних для команд будь-якого масштабу.

4.2 Розробка авторського підходу до оцінки та ранжування ризиків з використанням машинного навчання

Використовуючи інструменти машинного навчання (ML) для аналізу динаміки проекту та визначення пріоритетів на основі доказів, а не припущень експертів, я запропонував новий метод оцінки ризиків та рейтингу в рамках свого дослідження. Основна ідея полягає в тому, що штучний інтелект може виявляти приховані закономірності в поведінці проекту і використовувати цю інформацію для визначення пріоритетності заходів у відповідь і прогнозування ризиків.

Моя стратегія ґрунтується на вивченні таких показників, як:

1) Частота змін вимог до проекту (регулярні правки можуть бути ознакою нестійкого бачення);

2) кількість відкритих завдань і як довго вони перебували в стані "виконується " або"заблоковано";

3) зниження швидкості виконання завдань, особливо в Scrum-командах;

4) перевантаження кожного члена команди;

5) порушення в роботі (несподівані зміни в кількості оновлень, комітетів і т.д.).

Для аналізу я описав, як можуть бути використані базові моделі ML, зокрема:

1) дерева прийняття рішень — дозволяють інтерпретувати, які саме фактори найбільше впливають на ризик затримок;

2) класифікаційні алгоритми (наприклад, Random Forest, логістична регресія) — для класифікації ризиків за рівнем критичності (низький, середній, високий);

3) кластеризація (наприклад, алгоритм K-Means) — для виявлення подібних проєктів або фаз із подібними наборами ризиків;

4) нейронні мережі — як перспектива для більш складного аналізу на основі великих обсягів даних.

Застосування цього підходу дозволяє вирішувати наступні завдання:

1. Прогнозування ймовірності затримок у виконанні конкретних завдань або всього проекту в цілому на основі поточної поведінки команди та історичних закономірностей.

2. Виявлення “вузьких місць” у проєкті — наприклад, члени команди, які мають надто багато задач, або компоненти продукту, де постійно виникають технічні труднощі.

3. Виявлення поточних ризиків, які мають найбільший вплив на хід проекту прямо зараз, — це допоможе уникнути концентрації на другорядних загрозах.

На відміну від традиційних методів, де ранжування ризиків часто базується на суб’єктивній оцінці, мій підхід дозволяє здійснювати об’єктивне, обґрунтоване ранжування на основі актуальних даних з самого проєкту. Це забезпечує кращу прозорість, контрольованість та можливість проактивного управління ризиками.

Окрему увагу я приділив питанню навчання моделей на прикладах з реальних проєктів. Можливе використання історичних даних організації, а також відкритих датасетів для первинного навчання моделей. У майбутньому, система може доповнювати знання за рахунок самонавчання (retraining) після кожного завершеного проєкту або спринту.

Таким чином, запропонований мною підхід не лише покращує якість управління ризиками, а й створює основу для перехід до інтелектуального, адаптивного ризик-менеджменту, який здатен підтримувати сучасні IT-команди в умовах постійних змін.

4.3 Створення адаптивної матриці ризиків з автоматичним оновленням

У рамках мого дослідження я розробив прототип адаптивної матриці ризиків, яка автоматично оновлюється відповідно до змін у ключових параметрах проєкту. На відміну від традиційних статичних матриць, мій підхід орієнтований на динамічне управління ризиками в умовах гнучких IT-проєктів, де змінюваність є нормою**.**

Матриця базується на двох основних координатах — ймовірність виникнення ризику та ступінь його впливу на проєкт. Її унікальність полягає в тому, що ці показники автоматично коригуються при зміні вихідних умов, на основі заздалегідь визначених логічних правил або моделей машинного навчання (ML). Це дозволяє керівникам команд своєчасно виявляти нові ризики та швидко реагувати на зміни.

Наприклад:

1. Якщо зменшується бюджет проєкту — автоматично підвищується оцінка ризику перевитрати коштів.
2. Якщо скорочується склад команди — зростає ризик невиконання завдань у запланований термін.
3. Якщо збільшується кількість технічних змін (наприклад, зміни у вимогах або значні оновлення архітектури) — система підвищує значення ризику, пов’язаного

з дефектним кодом або нестабільною інфраструктурою.

Матриця підтримує два режими оновлення:

1) На основі правил (rule-based system): використовується набір "якщо → тоді" (if → then) умов, які визначають, як саме змінюється ймовірність або вплив при конкретних змінах параметрів.

2) Модуль машинного навчання (ML): навчається на історичних даних з попередніх проєктів і виявляє шаблони, які неочевидні для експертної системи. Наприклад, він може передбачити, що певне поєднання технічних та управлінських факторів завжди призводить до підвищення ризику затримок.

4.4 Практичне моделювання використання системи на прикладі проєкту

Щоб наочно продемонструвати ефективність запропонованої інтелектуальної системи управління ризиками, я провів практичне моделювання її роботи на прикладі гіпотетичного IT-проєкту — розробки мобільного додатка для замовлення їжі. Цей кейс охоплює повний цикл виявлення, оцінки, ранжування та реагування на ризики в реальному часі.

1. Початкові умови та контекст проекту:

Проект передбачає створення кросплатформеного додатку з можливістю геолокації, оплати, перегляду меню, історії замовлень і push-сповіщень. Команда складається з 7 осіб: frontend- і backend-розробники, дизайнер, аналітик, тестувальник і проектний менеджер. Розробка розбита на 4 спринти.

2. Виявлення ризиків:

Система автоматично виявила кілька ризиків на ранньому етапі:

– Затримка з боку дизайнера, що спричинило зсув графіку для frontend-команди.

– Перевантаження backend-розробника, який одночасно відповідає за базу даних і API-інтеграції.

– Часті зміни в бізнес-вимогах, які надходять від замовника без узгодження з командою.

Ці ризики були виявлені на основі:

– Зменшення швидкості виконання задач у Jira;

– Низької активності комунікацій у Slack-каналах команди;

– Високої кількості повторних редагувань технічного завдання.

3. Ранжування ризиків:

Система проаналізувала вплив кожного ризику на ключові показники проекту (час, бюджет, якість) і створила матрицю пріоритетів:

– Ризик затримок в роботі серверної частини був визначений як критичний, оскільки це безпосередньо впливає на випуск MVP.

– Середній ризик-зміни вимог, які можуть бути частково компенсовані гнучкістю Scrum.

– Низький ризик-перевантаження тестувальника, оскільки автоматичне тестування було налаштовано на ранній стадії.

4. Реакція системи на ризики:

Система пропонувала ряд автоматизованих і напівавтоматизованих дій:

– Перерозподіл завдань: деякі інтеграції API були передані другому розробнику, який має досвід роботи з серверною базою.

– Оновлення розкладу Sprint: через інтеграцію електронної пошти та Slack терміни демонстрації сповіщень для клієнтів були змінені.

– Оновлення матриці ризику в режимі реального часу: ризик затримки зменшився після змін у розподілі завдань.

5. Моніторинг і повторна оцінка:

Кожні 24 години аналізу системи відбуваються зміни в статусі завдань, активності в інструментах розробки, комунікації команди і відповідях клієнтів. Якщо ризик виникає знову, система сигналізує про це керівнику, а також пропонує шаблони рішень, які спрацювали в попередніх випадках.

Цей сценарій підтверджує, що запропонована система є не лише теоретичною моделлю, але й практично орієнтованим інструментом, який може бути реалізований у реальних IT-процесах. Вона дозволяє:

– зменшити кількість "сліпих зон" у проєкті;

– скоротити час реагування на критичні події;

– підвищити прозорість управлінських рішень;

– створити повторювану практику керування ризиками, що самонавчається з досвідом.

Як результат, система не тільки покращує управління ризиками, але й сприяє загальній зрілості процесів у команді.

На рисунку 4.1 показана візуальна структура моделі.

Рисунок 4.1 Візуальна структура моделі

Запропонована модель функціонування інтелектуальної системи управління ризиками демонструє структурований, циклічний та адаптивний підхід до виявлення ризиків в IT-проектах та реагування на них. Її ключовою особливістю є можливість незалежного аналізу проектних даних, прогнозування ризиків і пропозиції відповідних рішень в режимі реального часу.

Модель складається з п'яти логічно пов'язаних блоків, які послідовно реалізують повний цикл управління ризиками. Кожен етап інтегрований з механізмами штучного інтелекту або машинного навчання, що дозволяє автоматизувати процеси, які раніше вимагали значної участі людини.

Таблиця 4.1

Модель роботи системи

Етап	**Зміст**	**Як працює інтелектуальна система**
Ідентифікація ризиків	Збір даних про проєкт, команду, бюджет, дедлайни	AI аналізує історичні проекти та генерує список можливих ризиків
Оцінка ризиків	Визначення ймовірності та впливу	ML-модель аналізу є фактори і прогнозує, наскільки ризик є серйозним
Ранжування ризиків	Побудова пріоритетів	Система формує “теплову карту” (heatmap) ризиків за ступенем небезпеки
Вибір стратегії реагування	Уникнення, мінімізація, перенесення, прийняття	AI пропонує оптимальні сценарії дій: перепланування, зміна ресурсу тощо
Моніторинг і адаптація	Безперервне відстеження змін у проєкті	Система автоматично оновлює матрицю ризиків при кожній зміні параметрів

Завдяки такій структурі інтелектуальна система управління ризиками не тільки виявляє загрози на ранній стадії, але і швидко адаптується до змін, які відбуваються в ході реалізації IT-проекту. Це дозволяє звести до мінімуму людський фактор, прискорити процес прийняття рішень і підвищити ефективність управління.

Система функціонує як замкнутий цикл, постійно вдосконалюючись на основі отриманих даних і нових кейсів, забезпечуючи поступове навчання і підвищуючи точність прогнозування. Такий підхід надзвичайно важливий для складних, динамічних середовищ, характерних для сучасної IT-індустрії.

ВИСНОВКИ

В ході дослідження було встановлено, що ризики є невід'ємною частиною будь-якого ІТ-проєкту, незалежно від його масштабу і складності. Їх своєчасне виявлення, правильна класифікація та обґрунтована оцінка мають вирішальне значення для успішної реалізації проєктів в області інформаційних технологій. Сьогодні існує широкий спектр методів управління ризиками - від простих якісних до складних кількісних, що дозволяє адаптувати підхід в залежності від специфіки конкретного завдання або проекту.

Особливу роль в сучасному підході до оцінки та прогнозування ризиків відіграють інтелектуальні системи, здатні працювати з великими обсягами даних, аналізувати їх в режимі реального часу, виявляти закономірності і формувати прогнози про можливі загрози. Такі системи значно підвищують ефективність управлінських рішень, мінімізують витрати, дозволяють уникнути критичних помилок і сприяють досягненню стратегічних цілей організації.

В рамках роботи були проаналізовані: архітектура інтелектуальних систем прогнозування ризиків, методи машинного навчання, технології великих даних, а також інструменти, використовувані для їх реалізації. Доведено, що поєднання алгоритмів штучного інтелекту з хмарними обчисленнями і великими даними дозволяє створювати гнучкі, масштабовані рішення з високим рівнем точності прогнозування. Це, в свою чергу, дає можливість своєчасно реагувати на потенційні загрози і адаптуватися до змін у зовнішньому середовищі.

Особливу увагу було приділено практичним прикладам використання подібних систем у провідних світових компаніях, зокрема Netflix, Google, Amazon, IBM і Tesla. Ці компанії вже використовують інтелектуальні підходи до управління ризиками для вирішення як технічних, так і фінансових проблем. Їх досвід доводить ефективність впровадження подібних рішень в реальні бізнес-процеси.

Загалом, результати дослідження показують, що інтелектуальні системи управління ризиками мають великий потенціал і вже є важливим елементом

цифрової трансформації. Їх подальший розвиток відкриває нові можливості для підвищення надійності, безпеки та ефективності ІТ-систем у різних галузях.

Під час дослідження було поставлено за мету створити ефективну модель інтелектуальної системи управління ризиками, яка б враховувала реальні потреби сучасних ІТ-проєктів. У процесі роботи я розробив концепцію, яка не просто теоретично описує етапи управління ризиками, а й пропонує практичні механізми, що можуть бути застосовані на реальних проєктах.

Модель охоплює всі ключові фази — від ідентифікації до моніторингу ризиків — і при цьому враховує особливості гнучких методологій, таких як Agile та Scrum. Це особливо важливо, оскільки в таких підходах ситуація змінюється дуже швидко, і від системи управління ризиками вимагається здатність адаптуватися до змін майже миттєво.

На основі аналізу наявних інструментів стало зрозуміло, що більшість із них не підходить для невеликих або середніх команд, оскільки або надто складні у використанні, або не передбачають автоматичного оновлення даних. Це й стало поштовхом до створення власного рішення, яке було б одночасно функціональним, адаптивним і зручним у впровадженні.

Використання машинного навчання стало важливою частиною підходу — воно дозволяє не лише аналізувати поточну ситуацію в проєкті, а й передбачати можливі труднощі заздалегідь. Наприклад, система може виявити, що часті зміни вимог або зниження активності певного члена команди потенційно ведуть до зриву термінів, і завчасно запропонувати заходи впливу.

Особливістю моєї моделі є і те, що вона може працювати з простими інструментами, такими як Google Sheets або Excel, але при цьому її алгоритми можуть бути інтегровані й у більш складні цифрові платформи. Це робить її універсальною і зручною для адаптації під різні формати проєктів.

На завершення, я створив практичний сценарій — симуляцію ІТ-проєкту — щоб показати, як працює система на конкретному прикладі. Це підтверджує, що модель не є абстрактною, а цілком придатною для реального застосування в робочому середовищі.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Qualitative risk analysis vs quantitative risk analysis: What's the difference? URL: Qualitative risk analysis vs quantitative risk analysis: What's the difference? | Nulab
2. 10 Common Project Risks (Plus the Steps To Solve Them). URL: 10 Common Project Risks (Plus the Steps To Solve Them) | Indeed.com
3. Risk Assessment and Analysis Methods: Qualitative and Quantitative. URL: 2021 Volume 2 Risk Assessment and Analysis Methods
4. Predictive Controls: Using AI to Spot Project Risks Before They Derail Schedules. URL: Predictive Controls: AI-Powered Risk Management for Projects
5. Intelligent System Architecture Based on System Theory. URL: Intelligent System Architecture Based on System Theory
6. A guide to the types of machine learning algorithms and their applications. URL: Посібник з типів алгоритмів машинного навчання | SAS Великобританія
7. Top 10 Machine Learning Algorithms in 2025. URL: Top 10 Machine Learning Algorithms in 2025 - Analytics Vidhya
8. Top 15 Big Data Technologies in 2024: From Hadoop to BigQuery and Beyond. URL: Top 15 Big Data Technologies in 2024: From Hadoop to BigQuery and Beyond | by Lekhansh | Medium
9. Big Data Technologies: Hadoop, Spark, and NoSQL Databases. URL: Big Data Technologies: Hadoop, Spark, and NoSQL Databases
10. 50 Data Science Tools List That Will Change The Game In 2025. URL: 50 Data Science Tools List That Will Change The Game In 2025
11. Top Platforms and Tools for Machine Learning Developers in 2025. URL: Top Platforms and Tools for Machine Learning Developers in 2025 | by Engr. Md. Hasan Monsur | ML and DL | Medium
12. 40 Detailed Artificial Intelligence Case Studies [2025]. URL: 40 Detailed Artificial Intelligence Case Studies [2025] - DigitalDefynd
13. The Machine Learning Lifecycle.URL: Page Not Found

14. Apple - Report on Risk Assessment and Risk Mitigation Measures URL: 20232808_app-store_risk-assessment-report_non-confidential.pdf
15. Netflix Studio InfoSec Guidebook for Productions URL: Netflix Studio InfoSec Guidebook for Productions – Netflix | Partner Help Center
16. Tesla Product Security Page URL: Product Security | Tesla
17. Годові звіти Tesla (10-K Reports) URL: Tesla, Inc. 10-K Cybersecurity GRC - 2025-01-29 | Board Cybersecurity
18. AWS Security Hub – Partner Integration Guide URL: AWS Security Hub partner FAQ - AWS Security Hub