

Міністерство освіти і науки України
Державний університет «Житомирська політехніка»
Факультет інформаційно-комп'ютерних технологій
Кафедра комп'ютерної інженерії та кібербезпеки

ПОЯСНЮВАЛЬНА ЗАПИСКА

до випускної кваліфікаційної роботи магістра
на тему: «Методи та системи підтримки прийняття рішень при виникненні
надзвичайних ситуацій на об'єктах ІТ-інфраструктури»

Виконав студент 2-го курсу групи КІм-24-1
спеціальності 123 «Комп'ютерна інженерія»



Данило КОЗЛОВ

Керівник роботи старший викладач кафедри
комп'ютерної інженерії та кібербезпеки



Ольга ДЯЧУК

Рецензент доцент кафедри комп'ютерної інженерії та
кібербезпеки, кандидат технічних наук, доцент



Олексій ШЕЛУХА

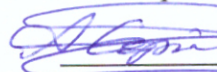
Державний університет «Житомирська політехніка»
Факультет інформаційно-комп'ютерних технологій
Кафедра комп'ютерної інженерії та кібербезпеки
Спеціальність 123 «Комп'ютерна інженерія»
Освітня програма «Комп'ютерна інженерія»

ЗАТВЕРДЖУЮ

Завідувач

кафедри комп'ютерної

інженерії та кібербезпеки

 Андрій ЄФІМЕНКО

6 жовтня 2025 р.

ЗАВДАННЯ

на випускню кваліфікаційну роботу магістра

Студент: Козлов Данило Олександрович

Тема роботи: «Методи та системи підтримки прийняття рішень при виникненні надзвичайних ситуацій на об'єктах ІТ-інфраструктури»

затверджена Наказом університету від 6 жовтня 2025 р. № 565/с

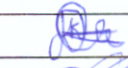
Термін здачі студентом закінченої роботи 25 грудня 2025 р.

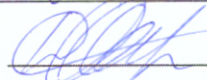
Вихідні дані роботи (зазначається предмет і об'єкт дослідження):

1. Об'єктом дослідження є процеси управління надзвичайними ситуаціями.
2. Предметом дослідження є методи та засоби проектування комп'ютеризованих систем підтримки прийняття рішень для ефективного управління надзвичайними ситуаціями.

Консультанти з випускної кваліфікаційної роботи із зазначенням розділів, що їх стосуються

Розділ	Консультант	Підпис, дата	
		Завдання видав	Завдання прийняв
1	Ковбасюк С.В.	20.01.25	20.01.25
2	Ковбасюк С.В.	20.10.25	20.10.25
3	Ковбасюк С.В.	11.11.25	11.11.25

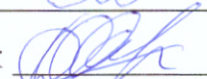
Студент  Данило КОЗЛОВ

Керівник  Ольга ДЯЧУК

Календарний план

№	Назви етапів випускної кваліфікаційної роботи	Термін виконання етапів роботи	Примітка
1	Аналіз літературних джерел. Постановка мети та завдань дослідження	20.01.25 – 27.01.25	Виконано
2	Розробка плану роботи	28.01.25 – 31.01.25	Виконано
3	Аналіз поняття надзвичайної ситуації, методів та засобів управління в умовах надзвичайних ситуацій	01.02.25 – 11.02.25	Виконано
4	Розробка основних вимог до системи підтримки прийняття рішень	20.10.25 – 23.10.25	Виконано
5	Проектування комп'ютеризованої системи підтримки прийняття рішень	24.10.25 – 29.10.25	Виконано
6	Розробка прототипу системи та його тестування	30.10.25 – 06.11.25	Виконано
7	Оцінка та рекомендації до реалізації	07.11.25 – 10.11.25	Виконано
8	Оформлення пояснювальної записки	11.11.25 – 30.11.25	Виконано
9	Захист	25.12.25	Виконано

Студент  Данило КОЗЛОВ

Керівник  Ольга ДЯЧУК

Анотація

Кваліфікаційна робота присвячена проектуванню та теоретичному обґрунтуванню комп'ютеризованої системи підтримки прийняття рішень (СППР) для ефективного управління надзвичайними ситуаціями (НС) на об'єктах ІТ-інфраструктури. У роботі проаналізовано поняття НС, їх класифікацію та причини виникнення, а також існуючі методи та засоби управління кризовими ситуаціями. Детально досліджено переваги та недоліки сучасних комп'ютеризованих СППР у контексті українських реалій, що дозволило сформулювати архітектурні, функціональні та технічні вимоги до проектованої системи. Особливу увагу приділено вибору оптимальних методів обробки та аналізу даних, включаючи статистичні методи, технології Big Data, а також алгоритми штучного інтелекту та машинного навчання (LSTM, Random Forest, АНР, TOPSIS) для прогнозування розвитку подій та генерації обґрунтованих рекомендацій. Описано архітектуру та основні компоненти прототипу системи, обґрунтовано вибір програмного забезпечення та технологічного стеку, а також розроблено концепцію інтерфейсу користувача. Запропоновано комплексний підхід до тестування прототипу, що включає модульне, інтеграційне, системне, навантажувальне, безпекове та юзабіліті-тестування. Проведено оцінку ефективності системи та проаналізовано перспективи її впровадження, включаючи SWOT-аналіз та важливість формування партнерств. Робота демонструє комплексний підхід до створення інноваційного інструменту для підвищення оперативності та обґрунтованості управлінських рішень, наприклад в процесі виявлення, своєчасного попередження та контролю надзвичайних ситуацій.

Ключові слова: система підтримки прийняття рішень, машинне навчання, штучний інтелект, управління надзвичайними ситуаціями, прогнозування, багатокритеріальний аналіз, аналітичний процес, глибинне навчання, Big Data, мікросервісна архітектура, моніторинг.

ANNOTATION

This diploma thesis is dedicated to the design and theoretical substantiation of a computerized decision support system (dss) for effective emergency management. the work analyzes the concept of emergencies (es) at IT infrastructure facilities, their classification, and causes, as well as existing methods and tools for crisis management. the advantages and disadvantages of modern computerized dss in the context of ukrainian realities are thoroughly investigated, which allowed for the formulation of architectural, functional, and technical requirements for the designed system. special attention is paid to the selection of optimal methods for data processing and analysis, including statistical methods, big data technologies, and artificial intelligence and machine learning algorithms (lstm, random forest, ahp, topsis) for predicting event development and generating informed recommendations. the architecture and main components of the system prototype are described, the choice of software and technology stack is justified, and the concept of the user interface is developed. a comprehensive approach to prototype testing is proposed, including unit, integration, system, load, security, and usability testing. a conceptual evaluation of the system's effectiveness is conducted, and its implementation prospects are analyzed, including a swot analysis and the importance of forming partnerships. the work demonstrates a comprehensive approach to creating an innovative tool for increasing the efficiency and validity of management decisions in the field of civil protection.

Keywords: decision support system, machine learning, artificial intelligence, emergency management, forecasting, multi-criteria analysis, analytic process, deep learning, Big Data, microservice architecture, monitoring.

ЗМІСТ

ВСТУП	8
РОЗДІЛ 1. АНАЛІЗ НАДЗВИЧАЙНИХ СИТУАЦІЙ І СИСТЕМ ПІДТРИМКИ РІШЕНЬ.....	11
1.1. Поняття надзвичайної ситуації: класифікація, причини виникнення	11
1.2. Методи та засоби управління в умовах надзвичайних ситуацій	18
1.3. Аналіз існуючих комп'ютеризованих систем підтримки прийняття рішень (СППР)	19
1.4. Основні вимоги до системи підтримки прийняття рішень у сфері НС.....	25
Висновки до розділу 1	27
РОЗДІЛ 2. ПРОЕКТУВАННЯ КОМП'ЮТЕРИЗОВАНОЇ СИСТЕМИ ПІДТРИМКИ ПРИЙНЯТТЯ РІШЕНЬ ДЛЯ НС	29
2.1. Вимоги до системи: архітектурні, функціональні та технічні	29
2.2. Вибір методів обробки та аналізу даних	34
2.3. Використання штучного інтелекту та машинного навчання в СППР.....	39
2.4. Розробка алгоритмів прийняття рішень при надзвичайних ситуаціях.....	43
2.5. Додаткові технічні деталі та аспекти реалізації	47
Висновки до розділу 2	49
РОЗДІЛ 3. РОЗРОБКА ПРОТОТИПУ СИСТЕМИ ТА ЙОГО ТЕСТУВАННЯ .	52
3.1. Архітектура та основні компоненти прототипу системи	52
3.2. Реалізація програмного забезпечення прототипу.....	54
3.3. Розробка інтерфейсу користувача.....	58
3.4. Тестування прототипу та аналіз результатів.....	59
3.5. Оцінка ефективності системи підтримки та перспективи її впровадження	62
Висновки до розділу 3	65
ВИСНОВКИ.....	68
Список використаних джерел.....	70

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ

AHP – Аналітичний ієрархічний процес

(Analytic Hierarchy Process)

Big Data – Великі дані

LSTM – Довга короткочасна пам'ять (Long Short-Term Memory)

SWOT – Сильні та слабкі сторони, можливості та загрози (Strengths, Weaknesses, Opportunities, Threats)

TOPSIS – Техніка для порядку переваги за подібністю до ідеального рішення (Technique for Order Preference by Similarity to Ideal Solution)

MH – Машинне навчання

ЄДСЦЗ – Єдина державна система цивільного захисту

СППР – Система підтримки прийняття рішень

НС – Надзвичайна ситуація

ШІ – Штучний інтелект

ВСТУП

Сучасний світ характеризується зростанням кількості та інтенсивності надзвичайних ситуацій (НС) природного, техногенного, соціального та біолого-соціального характеру. Ці події несуть значні загрози для життя та здоров'я людей, спричиняють колосальні матеріальні збитки та погіршують екологічну ситуацію, вимагаючи негайного та ефективного реагування. В умовах швидкого розвитку цивілізаційних процесів, урбанізації та глобальних кліматичних змін, здатність оперативно та обґрунтовано приймати рішення під час кризових подій стає критично важливою для забезпечення безпеки населення та стабільності суспільства.

Традиційні методи управління надзвичайними ситуаціями часто стикаються з обмеженнями, пов'язаними з великими обсягами різномірної інформації, обмеженим часом на прийняття рішень та необхідністю координації дій численних служб та відомств. Ці виклики підкреслюють нагальну потребу у впровадженні інноваційних підходів та технологій, здатних автоматизувати процеси збору, обробки та аналізу даних, а також надавати фахівцям обґрунтовані рекомендації.

Актуальність даної дипломної роботи зумовлена необхідністю розробки та впровадження комп'ютеризованих систем підтримки прийняття рішень (СППР), які б дозволяли ефективно управляти НС на всіх етапах: від попередження та підготовки до реагування та відновлення. Такі системи, інтегруючи можливості штучного інтелекту, машинного навчання та сучасних інформаційно-комунікаційних технологій, здатні значно підвищити оперативність, точність та обґрунтованість управлінських рішень.

Метою кваліфікаційної роботи є проектування та теоретичне обґрунтування комп'ютеризованої системи підтримки прийняття рішень для надзвичайних ситуацій, що забезпечуватиме комплексний аналіз даних, прогнозування розвитку подій та формування ефективних рекомендацій для оперативного реагування.

Для досягнення поставленої мети необхідно було вирішити наступні завдання:

- проаналізувати поняття надзвичайної ситуації, її класифікацію, причини виникнення, а також методи та засоби управління в умовах НС;
- дослідити існуючі комп'ютеризовані системи підтримки прийняття рішень у сфері НС, виявити їхні переваги та недоліки;
- сформулювати архітектурні, функціональні та технічні вимоги до проекрованої СППР;
- визначити оптимальні методи обробки та аналізу даних, включаючи статистичні методи, машинне та глибоке навчання, а також технології Big Data [41];
- розробити алгоритми прийняття рішень при надзвичайних ситуаціях з урахуванням інтеграції штучного інтелекту;
- описати архітектуру та основні компоненти прототипу системи, обґрунтувати вибір програмного забезпечення та технологічного стеку;
- розробити концепцію інтерфейсу користувача, зосередившись на його інтерактивності, юзабіліті та налаштовуваності;
- спланувати комплексний підхід до тестування прототипу, включаючи модульне, інтеграційне, системне, навантажувальне, безпекове та юзабіліті-тестування;
- провести концептуальну оцінку ефективності запропонованої системи та проаналізувати перспективи її впровадження, включаючи SWOT-аналіз та важливість формування партнерств [40].

Об'єктом дослідження є процеси управління надзвичайними ситуаціями.

Предметом дослідження є методи та засоби проектування комп'ютеризованих систем підтримки прийняття рішень для ефективного управління надзвичайними ситуаціями.

Теоретична значущість роботи полягає у комплексному підході до проектування комп'ютеризованої СППР, що поєднує сучасні мікросервісні

архітектури, передові алгоритми штучного інтелекту та машинного навчання для аналізу різнорідних потокових даних, а також багатокритеріальний аналіз для генерації обґрунтованих рекомендацій у реальному часі.

Практична значущість роботи полягає в розробці теоретичних засад та концепції системи, яка може бути використана для створення реального прототипу комп'ютеризованої СППР. Така система може значно підвищити ефективність роботи органів державної влади, рятувальних служб та інших відповідальних осіб у прийнятті оперативних та обґрунтованих рішень при виникненні надзвичайних ситуацій, сприяючи мінімізації людських втрат та економічних збитків.

Структура роботи складається з вступу, трьох розділів, висновків та списку використаних джерел.

Апробація результатів:

Козлов Д. О., Бродський Ю. Б. Комп'ютеризована система підтримки та прийняття рішень при виникненні надзвичайних ситуацій. Тези доповідей XV Міжнародної науково-технічної конференції «Інформаційно-комп'ютерні технології – 2025», 28 – 29 березня 2025 року. Житомир: «Житомирська політехніка», 2025. С.157-160.

РОЗДІЛ 1. АНАЛІЗ НАДЗВИЧАЙНИХ СИТУАЦІЙ І СИСТЕМ ПІДТРИМКИ РІШЕНЬ

1.1. ПОНЯТТЯ НАДЗВИЧАЙНОЇ СИТУАЦІЇ: КЛАСИФІКАЦІЯ, ПРИЧИНИ ВИНИКНЕННЯ

Надзвичайна ситуація (НС) – це подія або обставина, що несе загрозу для життя та здоров'я людей, може спричинити значні матеріальні збитки або погіршити екологічну ситуацію, вимагаючи залучення додаткових ресурсів та особливих заходів для їх усунення або зменшення наслідків [1]. В Україні правове регулювання у сфері цивільного захисту та управління надзвичайними ситуаціями є комплексним і базується на низці нормативно-правових актів. Центральним документом є Кодекс цивільного захисту України [1], який визначає основні засади організації цивільного захисту, повноваження органів державної влади та місцевого самоврядування, права та обов'язки громадян у цій сфері. Він закладає фундамент для функціонування єдиної державної системи цивільного захисту (ЄДСЦЗ), яка об'єднує зусилля всіх суб'єктів для запобігання НС, реагування на них та ліквідації наслідків.

На додаток до Кодексу, ключову роль відіграє Закон України "Про захист населення і територій від надзвичайних ситуацій техногенного та природного характеру" [2], який деталізує питання класифікації НС, порядок їх виникнення та ліквідації, а також заходи щодо захисту населення та територій. Цей закон є основою для розробки та впровадження програм цивільного захисту на всіх рівнях.

Інші важливі нормативні акти включають:

- Закон України "Про правовий режим надзвичайного стану" [3]: регулює введення та дію надзвичайного стану, що є особливим правовим режимом, який може бути введений у разі виникнення НС для відновлення правопорядку та забезпечення безпеки;
- Закон України "Про основи національного спротиву" [4], який стосується військової сфери і має перетин з цивільним захистом в умовах

гібридних загроз та збройних конфліктів, котрі можуть спричиняти масштабні НС;

- постанови Кабінету Міністрів України (КМУ), які деталізують порядок функціонування ЄДСЦЗ, класифікацію НС за рівнями, порядок проведення евакуації, створення матеріальних резервів, а також питання фінансування заходів цивільного захисту. Наприклад, Постанова КМУ № 867 від 24 жовтня 2012 р. "Про затвердження Порядку класифікації надзвичайних ситуацій за їх рівнями" [5] є ключовою для розуміння масштабів та механізмів реагування;

- державні будівельні норми (ДБН) та стандарти, які регулюють вимоги до безпеки будівель та споруд, проектування систем оповіщення, пожежної безпеки тощо, що є важливим для попередження техногенних НС.

Проведемо аналіз сильних та слабких сторін нормативно-правової бази в контексті використання СППР.

Сильні сторони:

- комплексність та ієрархічність охоплюють широкий спектр питань цивільного захисту - від загальних принципів до детальних порядків, що створює міцну правову основу;

- визначення повноважень, що чітко розподіляє повноваження між різними органами влади та службами, що є важливим для координації дій;

- акцент на превентивні заходи щодо попередження НС, що відповідає сучасному циклу управління кризами.

Слабкі сторони:

- фрагментованість та застарілість: деякі нормативні акти можуть бути застарілими або недостатньо адаптованими до сучасних викликів, зокрема до гібридних загроз та швидкого розвитку технологій;

- недостатня інтеграція: незважаючи на наявність ЄДСЦЗ, на практиці може спостерігатися недостатня інтеграція інформаційних

систем різних відомств, що ускладнює обмін даними та оперативне прийняття рішень. Це створює "інформаційні прогалини", які СППР покликана заповнити;

- бюрократичні перешкоди: складність процедур та бюрократичні перешкоди можуть уповільнювати впровадження інноваційних технологій, таких, як СППР та оперативне реагування;

- недостатня деталізація щодо використання ІІІ: чинне законодавство ще не повною мірою враховує специфіку використання штучного інтелекту та машинного навчання в управлінні НС, що може створювати правові невизначеності щодо відповідальності та етичних аспектів;

- проблеми з фінансуванням та ресурсами: недостатнє фінансування та матеріально-технічне забезпечення можуть обмежувати можливості впровадження та підтримки сучасних СППР.

Надзвичайні ситуації характеризуються раптовістю та непередбачуваністю, масштабом збитків, необхідністю координації дій різних державних та приватних структур, а також ризиком для життя та здоров'я людей. За масштабом надзвичайні ситуації можуть бути локальними (обмежені однією громадою), об'єктовими (стосуються конкретного об'єкта), місцевими (охоплюють кілька населених пунктів), регіональними (впливають на адміністративно-територіальний регіон), державними (поширюються на більшу частину країни) або глобальними (виходять за межі окремої держави). Класифікуються НС за походженням на природні (стихійні лиха, біологічні загрози, екологічні фактори), техногенні (аварії на виробництвах, транспортні аварії, індустріальні катастрофи), соціальні (терористичні акти, збройні конфлікти), екологічні (забруднення навколишнього середовища) та біолого-соціальні (пандемії). Основні причини виникнення надзвичайних ситуацій включають природні фактори (кліматичні зміни, сейсмічна активність), технічні причини (зношеність обладнання, недотримання правил безпеки), людський фактор (недбалість, низька кваліфікація), соціальні та політичні фактори

(військові конфлікти, економічна нестабільність) та екологічне навантаження (забруднення повітря та води). Отже, надзвичайні ситуації можуть бути спричинені різними комбінаціями цих чинників, а їхні наслідки залежать від характеру та масштабу кожного конкретного випадку.

Розглянемо класифікацію надзвичайних ситуацій, рис.1.1, з урахуванням конкретних випадків та актуальності цієї проблеми в Україні.

Природні НС: повені, пожежі, урагани та шквали, землетруси.

Регулярні повені у західних регіонах України, особливо в Карпатах, є яскравим прикладом природних НС. Вони спричиняють значні руйнування інфраструктури, затоплення населених пунктів та сільськогосподарських угідь. Часто реагування ускладнюється швидким розвитком подій, важкодоступністю деяких районів та необхідністю евакуації великої кількості людей;

Щороку Україна стикається з масштабними лісовими та торф'яними пожежами, особливо у літній період на Поліссі, зокрема на півночі Житомирської області. Ці пожежі призводять до значного забруднення повітря, знищення екосистем та загрози населеним пунктам. Недостатнє реагування може бути пов'язане з браком ресурсів, складністю гасіння на великих площах та швидким поширенням вогню.

Хоча класичні урагани не є характерними для України, останніми роками почастишали випадки сильних шквалів, смерчів та буревіїв, особливо у західних та центральних областях. Такі явища призводять до масових пошкоджень ліній електропередач, повалення дерев, руйнування дахів будівель та знищення врожаю. Основна складність реагування полягає у раптовості та локальності явища, що унеможливорює точне прогнозування, а також у необхідності швидкого відновлення критичної інфраструктури та розчищення завалів.

Україна розташована у відносно спокійній сейсмічній зоні, проте південно-західні регіони (Карпати, Буковина) та південь Одеської області зазнають впливу потужної сейсмоактивної зони Вранча в Румунії. Потенційні землетруси становлять значну загрозу для застарілого житлового фонду та критичної інфраструктури, не розрахованої на сейсмічні навантаження. Складність

реагування полягає у необхідності проведення масштабних пошуково-рятувальних робіт у завалах та швидкої оцінки стійкості пошкоджених будівель, що вимагає спеціалізованої техніки та підготовки.

Техногенні НС: аварії на промислових об'єктах, аварії на системах життєзабезпечення.

Прикладом може бути витік хімікатів або вибухи на газопроводах. Хоча в сучасній Україні не було катастроф масштабу Чорнобильської, інциденти, хоч і меншого масштабу, регулярно трапляються, підкреслюючи важливість суворих стандартів безпеки та ефективного моніторингу.

Аварії в електроенергетичних системах, системах водопостачання чи зв'язку залишають населені пункти без критично важливих послуг. Недостатня модернізація інфраструктури та зношеність обладнання часто є причинами таких НС, а реагування вимагає швидкого відновлення критичної інфраструктури.

Соціально-політичні та військові НС: війна, епідеміологічні загрози.

Війна, що триває в Україні з 2014 року, а особливо після 2022 року, призвела до численних НС військового характеру: обстріли цивільної інфраструктури, руйнування житлових будинків, гуманітарні кризи, мінна небезпека. Це також включає загрози катастрофічного затоплення місцевості (наприклад, підрив Каховської ГЕС), знищення хімічних підприємств або удари по атомним об'єктам (АЕС). Реагування в таких умовах є надзвичайно складним через постійну небезпеку, масштаб руйнувань та необхідність координації міжнародної допомоги;

Під час військових дій зростає ризик виникнення епідемій через зниження рівня медичного обслуговування, нестачу медичних препаратів та зростання популяції гризунів – переносників хвороб. Це створює сприятливі умови для поширення інфекційних захворювань, особливо у теплі місяці.

Класифікація НС за масштабом: локальні, регіональні, державні (національні).

Наслідки локальних НС обмежуються одним об'єктом, будинком, вулицею або невеликим населеним пунктом. Для їх ліквідації зазвичай достатньо сил та

ресурсів місцевих служб (комунальні служби, місцева пожежна частина). Прикладами можуть бути прорив тепломережі, що залишає без опалення кілька будинків, затоплення вулиці через сильну зливу, або локальна пожежа у квартирі. Хоча такі НС не несуть загрози для цілого регіону, вони вимагають швидкого та ефективного реагування для мінімізації незручностей для мешканців.

Регіональні НС охоплюють територію цілого району, області або кількох сусідніх областей. Вони вимагають координації зусиль на регіональному рівні, залучення значних ресурсів ДСНС, поліції, медичних служб та органів місцевої влади. Характерними прикладами є масштабні лісові пожежі, що охоплюють тисячі гектарів, як це часто трапляється на Поліссі, або регіональна епідемія інфекційного захворювання. Складність реагування полягає у необхідності управління великими територіями, евакуації населення з кількох населених пунктів та координації дій численних підрозділів.

Державні (національні) надзвичайні ситуації поширюються на всю або значну частину території країни. Вони становлять загрозу національній безпеці та вимагають мобілізації всіх ресурсів держави, введення надзвичайного стану та, можливо, залучення міжнародної допомоги. Яскравими прикладами є пандемія COVID-19, що вплинула на всі сфери життя, повномасштабна військова агресія, яка спричинила гуманітарну катастрофу, та енергетична криза, що виникає внаслідок руйнування критичної інфраструктури та загрожує стабільності всієї країни.

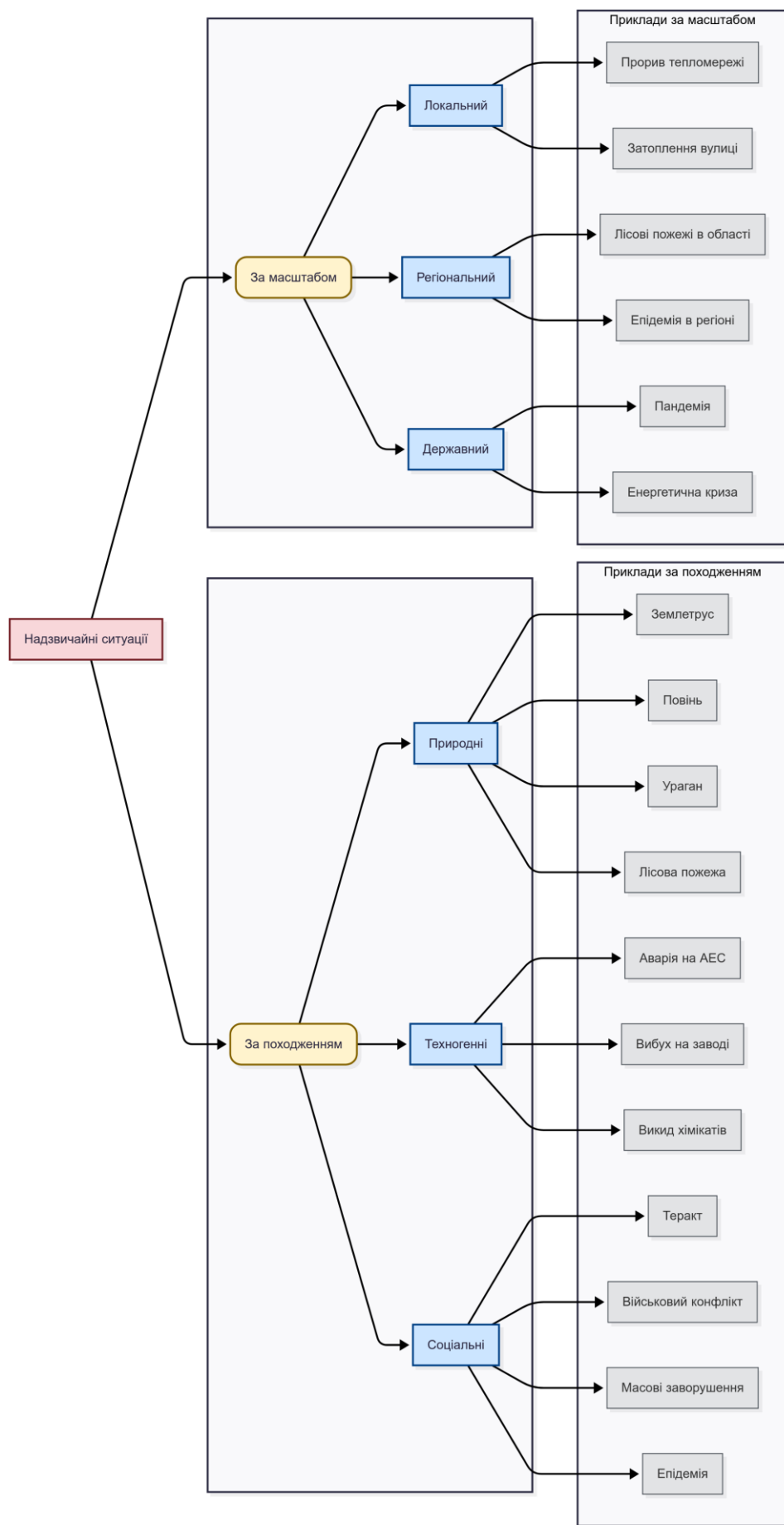


Рисунок 1.1 – Класифікація надзвичайних ситуацій з прикладами

1.2. МЕТОДИ ТА ЗАСОБИ УПРАВЛІННЯ В УМОВАХ НАДЗВИЧАЙНИХ СИТУАЦІЙ

Управління надзвичайними ситуаціями — це комплексний процес, що охоплює чотири основні етапи: попередження (профілактика), підготовку, реагування та відновлення (ліквідацію наслідків). Ці етапи базуються на загальноприйнятому циклі управління: мітигація → підготовка → реагування → відновлення (англ. *Mitigation, Preparedness, Response, Recovery*). Для ефективного управління НС використовуються різноманітні методи та технічні засоби.

Серед методів управління виділяють прогностичні, які включають аналіз ймовірності настання НС, сценарне планування та оцінку вразливості інфраструктури. Методи моніторингу та контролю забезпечують своєчасне оповіщення за допомогою систем раннього оповіщення, датчиків та супутникових систем спостереження. Математичне моделювання дозволяє прогнозувати поширення забруднень, розвиток епідемій та потоки людей під час евакуації. Евристичні та експертні методи, такі як мозковий штурм та метод Дельфі, використовуються для відбору оптимальних рішень на основі досвіду фахівців, експертів. Сучасні автоматизовані методи управління, що використовують в системах підтримки та прийняття рішень, дозволяють інтегрувати збір та обробку даних у реальному часі, застосовувати алгоритми штучного інтелекту та адаптивне керування.

Технічні засоби управління НС включають інформаційні системи кризового управління для централізованого зберігання та обробки даних, системи раннього оповіщення (сирени, мобільні сповіщення), геоінформаційні системи (ГІС) для обробки та візуалізації просторових даних, безпілотні літальні апарати (БПЛА) для аерофотозйомки та пошуку постраждалих, а також спеціалізовані мобільні додатки та чат-боти для оперативного інформування населення та координації дій добровольців. Таким чином, у сучасному кризовому менеджменті інформаційно-комунікаційні технології відіграють

дедалі важливішу роль, забезпечуючи точність, оперативність і масштабованість усіх етапів управління надзвичайними ситуаціями.

1.3. АНАЛІЗ ІСНУЮЧИХ КОМП'ЮТЕРИЗОВАНИХ СИСТЕМ ПІДТРИМКИ ПРИЙНЯТТЯ РІШЕНЬ (СППР)

Системи підтримки прийняття рішень (СППР) — це інтерактивні програмно-апаратні комплекси, створені для допомоги фахівцям та управлінцям у виборі оптимальних рішень в умовах невизначеності, обмеженого часу та великого обсягу різномірної інформації. У контексті надзвичайних ситуацій СППР оперативно збирають та обробляють дані з різних джерел, формують сценарії розвитку НС та пропонують варіанти дій або рекомендації щодо найбільш ефективного реагування.

Існують основні типи комп'ютеризованих СППР. Модельно-орієнтовані СППР базуються на математичних моделях, що описують процеси в умовах НС, наприклад, моделі поширення хімічних речовин або евакуації населення. Дані-орієнтовані СППР використовують великі обсяги даних (Big Data), зібрані з датчиків, соціальних мереж, архівів метеостанцій, застосовуючи методи Data Mining, статистичного аналізу та машинного навчання для виявлення закономірностей [41]. Знання-орієнтовані (експертні) СППР акумулюють досвід фахівців у вигляді правил та алгоритмів прийняття рішень, використовуючи бази знань та модуль логічного виведення. Комбіновані (гібридні) СППР поєднують моделі та експертні системи, аналізуючи історичні дані та застосовуючи їх для прогнозування.

Можна зазначити, що, незважаючи на наявність систем раннього оповіщення та супутникового моніторингу, ефективність їх використання може бути обмежена через:

- недостатню інтеграцію з локальними джерелами даних, що призводить до фрагментації інформації;

- відсутність єдиних стандартів обміну даними між різними державними та приватними структурами;
- застаріле обладнання або недостатнє фінансування для впровадження сучасних технологій;
- людський фактор, включаючи недбалість, низьку кваліфікацію або недостатню підготовку персоналу.

Серед прикладів існуючих СППР у сфері надзвичайних ситуацій можна виділити кілька ключових систем, кожна з яких має свої особливості, переваги та недоліки.

ESRI Disaster Response — це геоінформаційна платформа, яка надає ГІС-технології та експертні знання для підтримки організацій, що реагують на катастрофи та кризи по всьому світу [6]. Вона дозволяє візуалізувати зони ризику та вразливості, поєднуючи дані про критичну інфраструктуру, небезпеки та демографічні показники на одній карті. Система підтримує ситуаційну обізнаність у реальному часі за допомогою інтерактивних інформаційних панелей, а також допомагає в оцінці збитків та управлінні відходами.

Плюси: широкий функціонал для картографування, ситуаційної обізнаності, обміну інформацією, оцінки збитків та управління відходами. Надає доступ до програмного забезпечення ArcGIS, геопросторових даних та технічної підтримки.

Мінуси: часто орієнтована на конкретні регіони та може мати обмежену інтеграцію з локальними джерелами даних.

CEDIM Risk Explorer — це веб-ГІС рішення, розроблене Центром управління катастрофами та технологій зниження ризиків (CEDIM) при Технологічному інституті Карлсруе (KIT) [7]. Ця платформа надає інтерактивні карти, що показують ризики природних небезпек по всій Німеччині, включаючи детальні оцінки ризиків для подій з періодами повторення 50, 100 та 500 років. Вона дозволяє візуалізувати карти небезпек, вразливості та ризиків для різних стихійних лих, таких як землетруси, зимові шторми та повені.

Плюси: комплексний інструмент для оцінки кліматичних та природних ризиків, інтегрує результати міждисциплінарних досліджень, забезпечує візуальне порівняння даних.

Мінуси: основна увага приділяється Німеччині, що може обмежувати її застосування в інших регіонах.

Sahana EDEN — це відкрита програмна платформа, розроблена для управління надзвичайними ситуаціями, яка надає веб-інструменти для співпраці [8]. Вона допомагає вирішувати типові проблеми координації під час катастроф, включаючи пошук зниклих безвісти, управління допомогою, волонтерами та притулками. Проєкт був ініційований волонтерами після цунамі в Шрі-Ланці у 2004 році.

Плюси: відкритий вихідний код, що дозволяє легко налаштовувати та розширювати функціонал. Має модулі для картографування, управління запитами на допомогу, волонтерами, реєстрації зниклих безвісти, управління притулками та лікарнями, а також інтеграцію з іншими рішеннями.

Мінуси: хоча й забезпечує базову координацію служб, не завжди здатна автоматично генерувати рекомендації на основі машинного навчання.

Google Crisis Response — це команда в Google.org, яка прагне зробити критично важливу інформацію більш доступною під час стихійних лих та гуманітарних криз [9]. Команда використовує ресурси та інструменти Google, такі як Google Maps, Google Earth, Google Person Finder, Google Public Alerts та інші, для надання своєчасних та достовірних даних [31].

Плюси: надає критично важливу інформацію в реальному часі, включаючи прогнози на основі ШІ, оповіщення про землетруси, погодні попередження, інформацію про закриття доріг та маршрути евакуації. Використовує Google Person Finder для пошуку зниклих осіб та Google Fusion Tables для візуалізації даних.

Мінуси: переважно орієнтована на оповіщення населення та надання загальної інформації, не забезпечує глибокого аналізу даних та прогнозування розвитку подій на рівні спеціалізованих СППР.

HAZUS (Hazard US) та Hazus-MH (Hazus Multi-Hazard) — це програмні пакети для оцінки втрат та ризиків, розроблені FEMA (Федеральне агентство з управління надзвичайними ситуаціями США) на основі ГІС-технологій [10]. HAZUS-MH є стандартизованою методологією, яка містить моделі для оцінки потенційних втрат від землетрусів, повеней, ураганів, прибережних штормів та цунамі. Вона використовується для пом'якшення наслідків, відновлення, готовності та реагування на надзвичайні ситуації.

Плюси: надає стандартизовану методологію для оцінки фізичних, економічних та соціальних наслідків катастроф. Дозволяє візуалізувати зони високого ризику та просторові зв'язки між населенням та інфраструктурою. Допомогає у плануванні пом'якшення наслідків та швидкій оцінці потреб.

Мінуси: хоча сама програма Hazus-MH є безкоштовною, вона вимагає наявності ліцензії ArcGIS з рівнем ArcView, а для моделі повеней потрібне розширення ArcGIS Spatial Analyst. Точність оцінок може бути сумнівною при використанні даних за замовчуванням, і значно покращується при використанні високоякісних локальних даних.

RODOS (Realtime Online Decision Support System) — це інтегрована та комплексна система підтримки рішень у реальному часі для позамайданчикowego управління надзвичайними ситуаціями при ядерних аваріях, розроблена під егідою Європейської комісії [11]. RODOS розраховує майбутнє забруднення навколишнього середовища та очікувані дози для постраждалого населення у разі радіологічної надзвичайної ситуації.

Плюси: надає всебічну підтримку прийняття рішень від ранніх стадій аварії до багатьох років після викиду. Обробляє всі відповідні екологічні дані, включаючи радіологічну та метеорологічну інформацію, та перетворює їх на зрозумілі прогнози. Дозволяє симулювати потенційні контрзаходи (наприклад, укриття, евакуація, видача таблеток йоду) та оцінювати їх ефективність.

Мінуси: спеціалізована для радіологічних надзвичайних ситуацій, що обмежує її застосування для інших типів катастроф.

Хоча існуючі комп'ютеризовані системи підтримки прийняття рішень демонструють високу ефективність у певних сферах та регіонах, їхнє повне та безперешкодне застосування в українських реаліях стикається з низкою суттєвих викликів та обмежень.

Основні недоліки та виклики для адаптації існуючих СППР в Україні:

Географічна та контекстна орієнтація:

- ESRI Disaster Response та CEDIM Risk Explorer: ці системи, хоч і є потужними ГІС-платформами, часто розробляються з урахуванням специфіки даних та інфраструктури певних країн (наприклад, Німеччини для CEDIM). Адаптація їх до українських геопросторових даних, топографічних карт, місцевих стандартів та особливостей інфраструктури (наприклад, застарілість комунікацій, специфіка забудови) вимагає значних зусиль та ресурсів;

- HAZUS/Hazus-MH: ця система, розроблена FEMA, орієнтована на стандарти та дані США. Інтеграція українських даних про ризики, вразливість будівель, демографічні показники та економічні моделі вимагатиме не лише технічної адаптації, а й методологічної переробки, що є складним завданням;

- RODOS: будучи вузькоспеціалізованою системою для ядерних аварій, вона не покриває широкого спектру НС, з якими стикається Україна (повені, пожежі, військові дії). Її функціонал недостатній для комплексного управління всіма типами криз;

Інтеграція з локальними джерелами даних та системами:

- Більшість існуючих СППР не мають готових механізмів для безшовної інтеграції з українськими державними реєстрами, метеорологічними службами, системами моніторингу ДСНС, МВС, МОЗ. Це призводить до фрагментації інформації та унеможливлює отримання повної та актуальної картини НС;

- Відсутність єдиних відкритих стандартів та API для обміну даними між українськими відомствами є значною перешкодою для підключення зовнішніх СППР [34];

Технологічна та ресурсна залежність:

- Деякі комерційні СППР (наприклад, ESRI) вимагають значних ліцензійних платежів та висококваліфікованих спеціалістів для їх підтримки та адаптації, що може бути недоступним для українських бюджетних організацій;

- Відкриті рішення, як Sahana EDEN, хоч і є гнучкими, вимагають значних зусиль для кастомізації, розробки додаткового функціоналу та інтеграції з українськими реаліями, а також постійної підтримки з боку команди розробників;

Специфіка українських загроз та потреб:

- Військовий фактор: жодна з існуючих СППР не була першочергово розроблена для управління НС в умовах повномасштабної війни, що включає обстріли, руйнування критичної інфраструктури, мінну небезпеку, гуманітарні кризи та загрози екологічних катастроф, спричинених бойовими діями (наприклад, підлив Каховської ГЕС). Це вимагає специфічних алгоритмів прогнозування, оцінки ризиків та генерації рекомендацій, які не передбачені в існуючих системах;

- Біолого-соціальні загрози: в умовах війни зростає ризик епідемій та інших біолого-соціальних НС. Існуючі СППР не завжди мають достатній функціонал для прогнозування та управління такими загрозами в умовах обмежених ресурсів та зруйнованої інфраструктури;

Недостатня адаптивність та інтеграція ІІІ:

- Багато існуючих систем, хоч і використовують певні аналітичні інструменти, не завжди мають глибоко інтегровані адаптивні моделі машинного навчання, які могли б самостійно навчатися на нових даних, коригувати прогнози та генерувати рекомендації з урахуванням

унікального досвіду українських НС. Це особливо важливо для непередбачуваних ситуацій, які виникають в умовах війни;

Таким чином, незважаючи на їхню функціональність, існуючі СППР вимагають значної адаптації, доопрацювання та інтеграції з національними системами та даними, щоб ефективно відповідати унікальним викликам та потребам України у сфері управління надзвичайними ситуаціями;

Аналіз цих систем показує, що вони мають широкий функціонал, проте далеко не завжди повністю інтегровані з локальними (регіональними) інформаційними джерелами та часто орієнтовані на специфіку країн-розробників. Крім того, не всі з них мають розгалужену систему рекомендацій чи автоматичного генератора сценаріїв ухвалення рішень;

1.4. ОСНОВНІ ВИМОГИ ДО СИСТЕМИ ПІДТРИМКИ ПРИЙНЯТТЯ РІШЕНЬ У СФЕРІ НС

З огляду на аналіз існуючих рішень та специфіку надзвичайних ситуацій, виділяють низку критично важливих вимог до СППР. Насамперед, система повинна забезпечувати оперативність обробки даних, що означає роботу в реальному або квазіреальному часі, коли інформація про розвиток НС (температура, рівень води, забруднення повітря) опрацьовується й оновлюється миттєво або з мінімальними затримками. Також необхідне гнучке масштабування, щоб система могла витримувати різке зростання обсягів вхідних даних під час великих катастроф.

Другою важливою вимогою є інтеграція з різноманітними джерелами та системами. Це включає сумісність і стандартизацію даних з використанням відкритих форматів (JSON, XML) для обміну інформацією між різними службами та відомствами, а також підтримку різних типів вхідних даних, таких як сенсори, супутники, геоінформація, метеорологічні дані та соціальні мережі (краудсорсинг).

Третє, що є критичним, — це використання алгоритмів штучного інтелекту та машинного навчання. Це необхідно для прогнозування розвитку НС за

допомогою моделей на основі нейронних мереж та методів глибинного навчання (Deep Learning), автоматичної класифікації й аналізу (розпізнавання зображень, виявлення аномалій у реальних потоках даних, побудова рекомендацій на основі патернів), а також для експертних систем, що використовують бази знань для швидкого й точного визначення пріоритетів реагування.

Четвертою вимогою є зручний та доступний інтерфейс. Він має бути інтуїтивно зрозумілим, щоб оператори могли швидко знайти потрібну інформацію та прийняти рішення. Також важлива адаптація під мобільні платформи для використання планшетів та смартфонів у польових умовах, а також підтримка мультимовності, що особливо актуально при міжнародній співпраці.

П'ята вимога стосується безпеки та захисту інформації. Система повинна мати захист від кібератак, включаючи шифрування переданих даних, надійну автентифікацію користувачів та системи виявлення вторгнень (IDS/IPS). Крім того, необхідне резервування та дублювання даних з використанням хмарних технологій та дублювання серверів для забезпечення безперебійної роботи системи в умовах НС.

Шоста вимога — масштабованість і гнучкість. Модульна архітектура дозволяє швидко змінювати або доповнювати функціонал без повної зупинки системи, а підтримка різних режимів роботи — від локальних до глобальних — забезпечує універсальність її застосування.

Нарешті, система має відповідати нормативно-правовим вимогам, що включає врахування вимог державних стандартів щодо безпеки й управління інформацією, цивільного захисту та охорони праці, а також взаємодію з офіційними органами (МВС, ДСНС, МОЗ тощо), які контролюють заходи з реагування на НС.

Висновки до розділу 1

У першому розділі було детально розглянуто ключові аспекти надзвичайних ситуацій, їх визначення, класифікацію та основні причини виникнення.

В результаті проведеного аналізу зроблений висновок про різномасштабність надзвичайних ситуацій — від локальних до глобальних — з можливістю прояву комбінації різних факторів: природних, техногенних, соціальних, екологічних та біолого-соціальних; виділені методи та засоби управління в умовах НС, які охоплюють чотири основні етапи: попередження, підготовку, реагування та відновлення; виявлено, що сучасний кризовий менеджмент активно використовує прогностичні, моніторингові, математичні, евристичні та автоматизовані методи, а також технічні засоби, такі як інформаційні системи кризового управління, системи раннього оповіщення, ГІС та безпілотні літальні апарати.

Особливу увагу приділено аналізу існуючих комп'ютеризованих систем підтримки прийняття рішень (СППР), таких як ESRI Disaster Response, CEDIM Risk Explorer, Sahana EDEN, Google Crisis Response, HAZUS/Hazus-MH та RODOS, що дозволило виявити їхні характерні риси, переваги та недоліки. Зокрема, було підкреслено, що багато з них мають широкий функціонал, але часто орієнтовані на специфічні регіони або типи НС, а також не завжди повністю інтегровані з локальними джерелами даних чи мають розгалужену систему автоматичної генерації рекомендацій.

На основі проведеного аналізу було сформульовано низку критично важливих вимог до СППР у сфері НС. До них належать: оперативність обробки даних у реальному часі, гнучке масштабування, інтеграція з різноманітними джерелами інформації, активне використання алгоритмів штучного інтелекту та машинного навчання, зручний та доступний інтерфейс, високий рівень безпеки та захисту інформації, модульна архітектура, а також відповідність нормативно-правовим вимогам.

Таким чином, перший розділ заклав міцну теоретичну та аналітичну основу для подальшого проєктування власної комп'ютеризованої СППР. Виявлені потреби та сформульовані вимоги стануть ключовими орієнтирами для розробки системи, яка зможе ефективно допомагати органам влади, рятувальним службам та іншим відповідальним особам ухвалювати оперативні й обґрунтовані рішення при виникненні різних видів надзвичайних ситуацій.

РОЗДІЛ 2. ПРОЕКТУВАННЯ КОМП'ЮТЕРИЗОВАНОЇ СИСТЕМИ ПІДТРИМКИ ПРИЙНЯТТЯ РІШЕНЬ ДЛЯ НС

2.1. ВИМОГИ ДО СИСТЕМИ: АРХІТЕКТУРНІ, ФУНКЦІОНАЛЬНІ ТА ТЕХНІЧНІ

Проектування комп'ютеризованої системи підтримки прийняття рішень (СППР) для надзвичайних ситуацій вимагає ретельного врахування архітектурних, функціональних та технічних аспектів, що забезпечать її ефективність, надійність та адаптивність, рис. 2.1, де двохсторонні стрілки передбачають обов'язковий зв'язок між модулями.

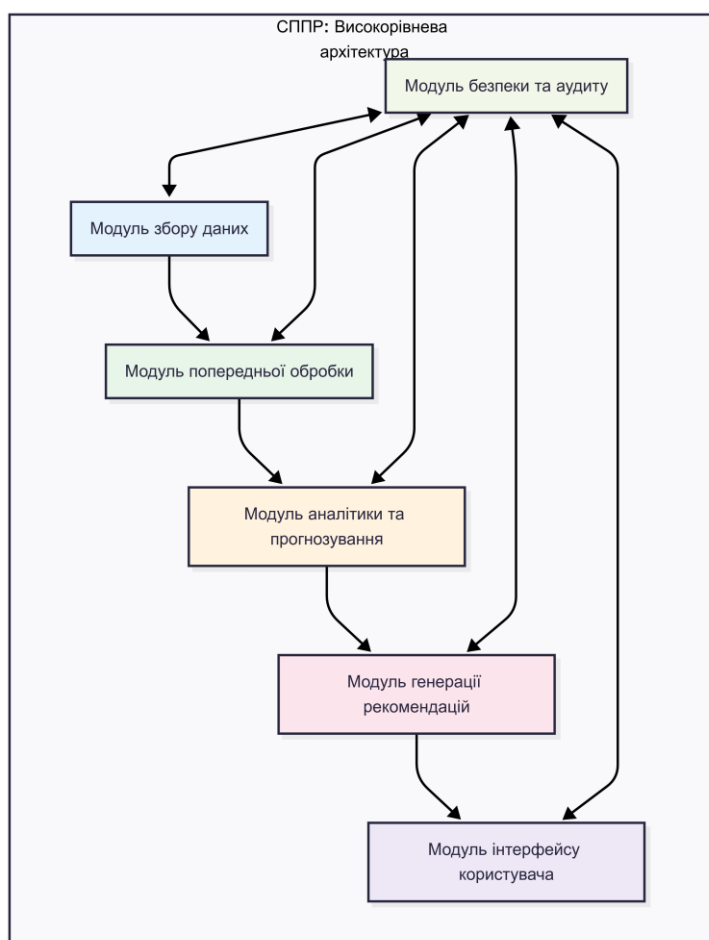


Рисунок 2.1 – Модулі СППР

Архітектурні вимоги до системи базуються на принципах модульності та мікросервісного підходу, що гарантує гнучкість, масштабованість та високу доступність. Система має бути спроектована як набір незалежних модулів, які взаємодіють між собою через стандартизовані інтерфейси [12].

Модуль збору даних відповідає за отримання інформації з усіх доступних джерел, включаючи сенсори (датчики рівня води, температури, вологості, сейсмічні прилади), супутникові знімки, геоінформаційні системи (ГІС), новинні канали та дані з соціальних мереж. Для забезпечення безперервної передачі даних у режимі реального часу можуть використовуватися брокери повідомлень, такі як Apache Kafka.

Модуль попередньої обробки даних виконує первинну обробку отриманих даних: фільтрацію шумів, нормалізацію, агрегацію та приведення даних до єдиного формату, що є критично важливим для подальшого аналізу.

Модуль аналітики та прогнозування застосовує алгоритми статистичного аналізу, машинного навчання та глибинного навчання для прогнозування сценаріїв розвитку надзвичайних ситуацій. Його функціонал включає аналіз часових рядів, класифікацію інцидентів, виявлення аномалій та симуляцію сценаріїв.

Модуль генерації рекомендацій на основі даних аналізу та прогнозування формує рекомендації для прийняття рішень, використовуючи такі методи, як багатокритеріальний аналіз (АНР, TOPSIS) та нечіткі логічні системи для роботи з невизначеністю [18-19].

Модуль інтерфейсу користувача забезпечує візуалізацію поточної ситуації, інтерактивні карти, графіки, діаграми та панелі управління для операторів, а також мобільні додатки для оперативного реагування.

Модуль безпеки та аудиту реалізує механізми шифрування даних, автентифікації користувачів, логування операцій та аудит безпеки системи.

Указану модульну архітектуру можна представити у вигляді відповідних підсистем СППР, рис. 2.2: підсистема збору, збереження, оброблення та передачі інформації [44-46].

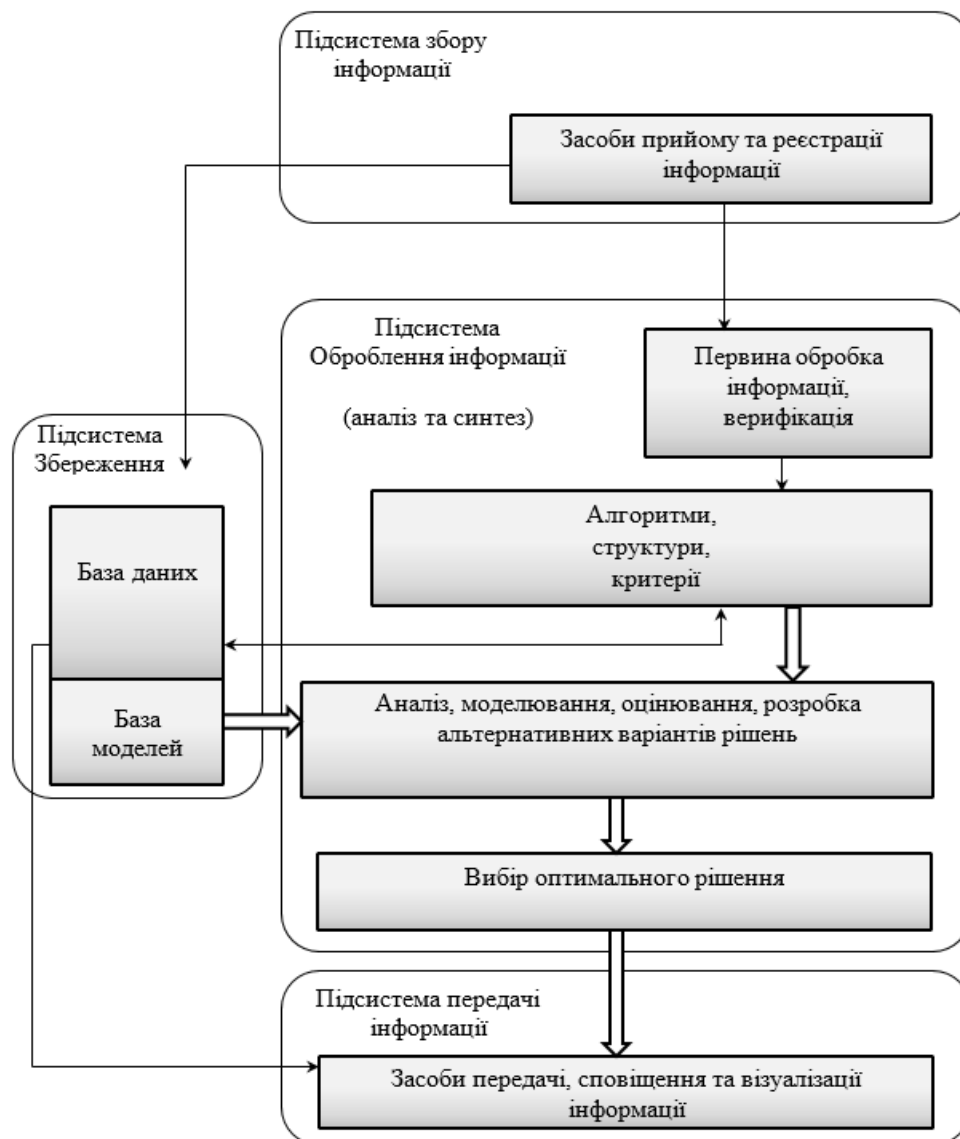


Рисунок 2.2 – Структура системи підтримки прийняття рішень

Система повинна функціонувати за клієнт-серверною моделлю з розподіленою обробкою. Серверна частина, що складається з центрального сервера або кластера, відповідає за прийом, зберігання та обробку даних, забезпечуючи масивну обробку поточкових даних, реалізацію алгоритмів аналізу та прогнозування в реальному часі, а також розподілене зберігання даних із застосуванням реляційних (PostgreSQL) та NoSQL баз (MongoDB, InfluxDB) [23-25]. Клієнтські додатки (веб-інтерфейси, мобільні додатки, спеціалізовані термінали) надають доступ до системи операторам, експертам та службам реагування, відображаючи інформацію у зручному форматі та підтримуючи офлайн-режим із синхронізацією даних.

Інтеграція із зовнішніми джерелами та системами є ключовою вимогою. Система повинна мати модулі для інтеграції з метеосервісами, ГІС, платформами соціальних мереж (Twitter, Facebook) та державними системами управління кризовими ситуаціями через API (наприклад, RESTful API) [34]. Впровадження відкритих форматів (XML, JSON) для обміну даними забезпечить сумісність між різними системами та підвищить оперативність передачі інформації.

Для забезпечення відмовостійкості, резервування та масштабованості необхідно автоматичне резервне копіювання критичних даних та налаштувань системи в реальному часі з використанням хмарних технологій (AWS S3, Google Cloud Storage). Використання кластерних технологій (Docker Swarm, Kubernetes) дозволить забезпечити безперебійну роботу при високих навантаженнях або збоях окремих вузлів [26-27]. Інтеграція систем моніторингу (Prometheus, Grafana) дозволить оперативно відслідковувати стан усіх компонентів та миттєво реагувати на збої чи аномалії.

Функціональні вимоги зосереджені на забезпеченні оперативності та ефективності роботи системи.

Оперативна обробка даних у режимі реального часу передбачає постійний збір даних з численних джерел без затримок. Система має забезпечувати затримку обробки не більше 2–3 секунд від отримання даних до їх аналізу, використовуючи технології потокової обробки, такі як Apache Kafka та Apache Flink.

Моніторинг та візуалізація інформації реалізуються через розробку веб-інтерфейсів з інтерактивними панелями, геокартами, тепловими картами та графіками динаміки змін показників (рівня води, температури, інтенсивності вогню). Оператори повинні мати можливість масштабувати карту, накладати додаткові шари інформації (інфраструктурні об'єкти, маршрути евакуації) та налаштовувати віджети відповідно до специфіки регіону чи типу НС.

Прогнозування та симуляція надзвичайних ситуацій включають розробку алгоритмів прогнозування на базі аналізу часових рядів, історичних даних та поточних показників (наприклад, моделі LSTM для прогнозування поведінки,

дифузійні моделі для симуляції пожежі). Симуляційні інструменти створюють віртуальне середовище для моделювання різних сценаріїв НС, оцінки ефективності заходів реагування та визначення оптимальних шляхів евакуації.

Генерація рекомендацій для прийняття рішень здійснюється за допомогою багатокритеріального аналізу (АНР, TOPSIS, ELECTRE), який оцінює альтернативні варіанти реагування за такими критеріями, як швидкість евакуації, доступність рятувальних засобів, економічні витрати та соціальний вплив [18-19]. Експертна база та нечітка логіка дозволяють враховувати кількісні та якісні показники, забезпечуючи оптимальні рішення навіть за наявності невизначених даних.

Гнучкість та адаптивність системи забезпечується конфігурацією параметрів алгоритмів, порогових значень спрацьовування тривоги та методів аналізу. Адаптивне навчання дозволяє системі коригувати свої алгоритми на основі зворотного зв'язку та періодичного перенавчання моделей машинного навчання.

Технічні вимоги є основою для реалізації системи.

Продуктивність та масштабованість обчислень вимагають використання розподілених обчислювальних кластерів (AWS, Google Cloud, Microsoft Azure) з можливістю автоматичного масштабування. Оптимізація алгоритмів за рахунок асинхронних обчислень, кешування даних та оптимізації коду забезпечить швидкий час відгуку.

Безпека даних та кіберзахист передбачають шифрування всієї переданої інформації за допомогою протоколів SSL/TLS та зберігання критичної інформації у зашифрованому вигляді (AES, RSA) [35]. Реалізація багаторівневих систем автентифікації (OAuth, JWT) та авторизації, а також впровадження IDS/IPS та SIEM-систем для виявлення підозрілих активностей, є обов'язковими [36].

Сумісність із сучасними стандартами та технологіями розгортання забезпечується використанням RESTful API, SOAP та форматів JSON/XML для інтеграції зі сторонніми системами. Контейнеризація за допомогою Docker та

Kubernetes полегшує оновлення, масштабування та підтримку стабільної роботи в різних середовищах [26-27,34]. Легкість підтримки досягається завдяки документуванню архітектури, коментарям у коді та автоматизованим сценаріям розгортання (CI/CD) та резервного копіювання.

2.2. ВИБІР МЕТОДІВ ОБРОБКИ ТА АНАЛІЗУ ДАНИХ

Ефективність функціонування системи підтримки прийняття рішень для надзвичайних ситуацій безпосередньо залежить від якості та своєчасності обробки величезних обсягів різнорідних даних. Для досягнення цієї мети необхідно ретельно підібрати джерела інформації та застосувати відповідні методи її обробки та аналізу.

Джерела даних та їх характеристика:

- система інтегрує дані з численних джерел, кожне з яких має свої унікальні характеристики. Сенсорні дані надходять від різноманітних пристроїв, таких як сейсмічні датчики, що фіксують коливання ґрунту для раннього попередження про землетруси; датчики температури та вологості, які використовуються для виявлення аномалій, що можуть вказувати на початок пожеж або зміни кліматичних умов; а також рівневі датчики, що вимірюють рівень води в річках, озерах та системах каналізації, що є ключовим при прогнозуванні повеней. Ці дані, як правило, представлені у вигляді числових значень з часовими мітками (timestamp) та геолокаційною інформацією, що дозволяє проводити просторовий аналіз. Частота збору даних може варіюватися від кількох секунд до хвилин, залежно від типу сенсора та критичності вимірюваного параметра;
- супутникові знімки та ГІС-дані забезпечують візуальне відображення територій з високою роздільною здатністю. До них відносяться метадані, що містять координати, дату та час зйомки, а також спектральні характеристики, які дозволяють проводити аналіз змін у

ландшафті. Ці знімки використовуються для аналізу зон затоплення, визначення локалізації лісових пожеж, моніторингу руйнувань інфраструктури та оцінки масштабу катастроф. Інтеграція відбувається через API міжнародних (NASA, ESA) чи комерційних постачальників, що забезпечує своєчасне оновлення інформації [34];

- дані з соціальних мереж та відкритих джерел включають текстові повідомлення, фотографії, відео та інші форми користувацького контенту з платформ, таких як Twitter, Facebook, Instagram. Ці дані є цінними для оперативного виявлення подій та оцінки ситуації на місцях. Застосування алгоритмів обробки природної мови (NLP) дозволяє виділити ключові слова, геотеги та тональність повідомлень для виявлення потенційних загроз та оцінки суспільної реакції. Краудсорсинг, що забезпечується соціальними мережами, доповнює офіційні джерела, дозволяючи оперативно виявити локальні події, які можуть бути не зафіксовані іншими каналами.

Методи обробки даних.

Для ефективного використання зібраних даних застосовуються різноманітні методи обробки. Попередня обробка та нормалізація є першим і критично важливим етапом. Вона включає фільтрацію шумів — застосування алгоритмів для відсіювання некоректних або надлишкових даних, що можуть спотворювати результати аналізу. Нормалізація приводить дані до єдиного масштабу та формату, що включає конвертацію величин (наприклад, температури у °C) та приведення часових міток до стандарту ISO 8601. Агрегація даних за допомогою ETL-процесів дозволяє об'єднати дані з різних джерел у єдине сховище, забезпечуючи їх узгодженість для подальшого аналізу.

Статистичний аналіз та моделювання використовуються для виявлення закономірностей та прогнозування. Регресійний аналіз визначає залежності між показниками, наприклад, між інтенсивністю опадів та рівнем води в річках. Аналіз часових рядів дозволяє виявляти тренди та аномалії в даних, що змінюються у часі, наприклад, побудова моделі ARIMA для прогнозування рівня

води. Кластеризація, за допомогою алгоритмів типу K-Means або DBSCAN, використовується для групування схожих інцидентів та виявлення нових кластерів подій, що може вказувати на нові типи загроз або їхнє поширення [17].

Машинне навчання та глибоке навчання є центральними для побудови прогнозних та класифікаційних моделей. Алгоритми машинного навчання (SVM, Random Forest) та глибокі нейронні мережі (CNN, RNN, LSTM) застосовуються для класифікації подій (наприклад, визначення типу НС) та прогнозування розвитку надзвичайних ситуацій. Навчання на історичних даних, зібраних про попередні надзвичайні ситуації, дозволяє підвищити точність моделей. Валідація моделей, що включає розбиття даних на тренувальні та тестові набори та використання крос-валідації, забезпечує оцінку якості прогнозування та запобігає перенавчанню [16].

Big Data технології є необхідними для обробки та аналізу великих обсягів даних, що надходять у реальному часі. Розподілені обчислення за допомогою платформ Apache Hadoop та Apache Spark дозволяють ефективно обробляти масиви даних у розподіленому середовищі [13;41]. Потокова обробка, реалізована за допомогою Apache Kafka та Apache Flink, забезпечує аналіз даних у режимі реального часу, що є критично важливим для оперативного реагування на НС [12].

Інтеграція обчислювальних методів у систему

Для зберігання та ефективного доступу до даних використовуються сховища даних. Реляційні бази даних, такі як PostgreSQL або MySQL, застосовуються для зберігання структурованої інформації з високою цілісністю транзакцій. NoSQL бази даних, включаючи MongoDB, Cassandra або спеціалізовані бази даних для часових рядів (InfluxDB), використовуються для зберігання неструктурованої інформації, що дозволяє гнучко працювати з різними форматами даних [23-25]. Гібридні підходи забезпечують одночасне використання реляційних і NoSQL рішень залежно від типу даних для досягнення оптимальної продуктивності та масштабованості. Потік даних у вигляді алгоритмічної схеми поданий на рис. 2.3.

Потокова обробка даних реалізується за допомогою передових технологічних платформ. Apache Kafka використовується для організації потоків даних, забезпечуючи надійну та масштабовану передачу інформації. Spark Streaming або Apache Flink застосовуються для аналізу інформації в режимі реального часу, дозволяючи виявляти аномалії та запускати прогностні моделі миттєво після надходження даних [13]. Інтеграція модулів потокової обробки до централізованої системи через REST API та повідомлення у брокері дозволяє оперативно реагувати на критичні події, забезпечуючи швидкий цикл збору, обробки та аналізу інформації [34].

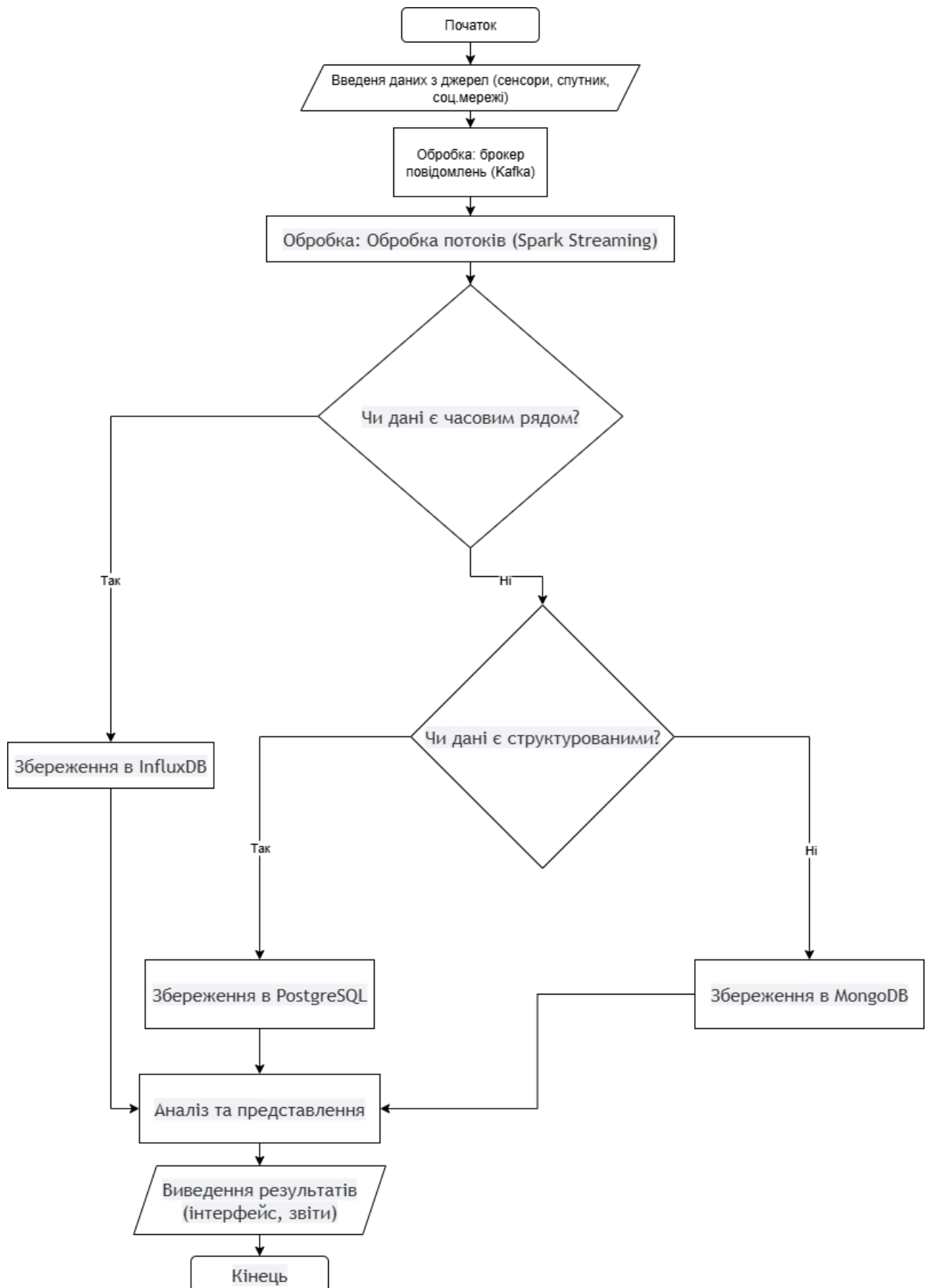


Рисунок 2.3 – Схема потоків даних

2.3. ВИКОРИСТАННЯ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ ТА МАШИННОГО НАВЧАННЯ В СППР

Штучний інтелект (ШІ) відіграє ключову роль у кризовому управлінні, забезпечуючи автоматизацію аналізу, точне прогнозування подій та ефективну підтримку прийняття рішень. Завдяки ШІ система здатна швидко обробляти величезні обсяги даних, що надходять у режимі реального часу, виявляючи аномалії, які можуть свідчити про наближення критичної ситуації. Алгоритми глибинного навчання, такі як мережі довгої короткочасної пам'яті (LSTM) або рекурентні одиниці закритих вентилів (GRU), використовуються для аналізу часових рядів, що дозволяє точно прогнозувати розвиток надзвичайних ситуацій, враховуючи складні нелінійні залежності між параметрами [14,48]. Поєднання моделей машинного навчання з експертними базами знань дає змогу автоматично генерувати рекомендації для операторів та служб реагування, значно скорочуючи час прийняття рішень [42].

Вибір та адаптація алгоритмів машинного навчання є критично важливими для ефективності СППР. Нейронні мережі та глибинне навчання застосовуються для різних типів даних. Згорткові нейронні мережі (CNN) використовуються для обробки зображень, аналізуючи супутникові знімки для виявлення ознак пожеж, затоплень та інших загроз на основі візуальних характеристик. Рекурентні нейронні мережі (RNN), зокрема LSTM, ефективні для аналізу часових рядів, отриманих із сенсорів, дозволяючи прогнозувати розвиток подій шляхом виявлення часових патернів [14]. Гібридні моделі, що комбінують експертні системи з адаптивними алгоритмами машинного навчання, забезпечують більшу гнучкість та точність прогнозування. Наприклад, система може використовувати попередньо встановлені правила для категоризації надзвичайних ситуацій, а потім адаптувати ці правила за допомогою даних, отриманих від навчальних моделей. Методи класифікації та кластеризації також є невід'ємною частиною системи. Алгоритми опорних векторів (SVM) та випадкових лісів (Random Forest) використовуються для класифікації вхідних даних за ступенем ризику, а методи кластеризації, такі як K-Means та DBSCAN, застосовуються для

групування подібних інцидентів, що дозволяє оперативно виявляти нові патерни та аномалії в даних [16-17].

Для підвищення точності прогнозування та ефективності класифікації в умовах надзвичайних ситуацій, СППР використовує низку передових алгоритмів машинного та глибинного навчання, адаптованих до специфіки даних та завдань.

Мережі довгої короткочасної пам'яті (LSTM) для прогнозування часових рядів [14]: основні особливості та спрощена математична модель.

LSTM є різновидом рекурентних нейронних мереж (RNN), які особливо ефективні для обробки та прогнозування послідовностей даних, таких як часові ряди. Їхня ключова перевага полягає у здатності "запам'ятовувати" інформацію на тривалий період часу, а також "забувати" неактуальні дані за допомогою спеціальних механізмів – "вентилів" (вхідний, вихідний, вентиль забування) [14]. Це дозволяє LSTM виявляти складні нелінійні залежності та довгострокові тренди у сенсорних даних (наприклад, рівень води, температура, сейсмічна активність), що є критично важливим для точного прогнозування розвитку НС;

У контексті систем підтримки прийняття рішень (СППР), моделі довгої короткочасної пам'яті (LSTM) є потужним інструментом для прогнозування надзвичайних ситуацій (НС). Навчаючись на історичних даних про стихійні лиха, LSTM-моделі можуть точно передбачати ключові параметри, необхідні для швидкого реагування: вони можуть прогнозувати рівень води на основі гідрологічних даних, опадів та танення снігу, моделювати поширення пожеж з урахуванням температури, вологості, напрямку та швидкості вітру, а також оцінювати сейсмічну активність, прогножуючи ймовірність землетрусів на основі попередніх коливань [14]. Таке застосування дозволяє підвищити ефективність планування та зменшити ризики в умовах НС. Крім того ядро LSTM-комірки включає операції з активаційними функціями (наприклад, сигмоїда та гіперболічний тангенс) та поелементне множення для управління потоком інформації через вентилі [14]. Це дозволяє динамічно оновлювати стан комірки та приймати рішення про збереження або відкидання інформації.

Random Forest для класифікації: особливості, застосування в надзвичайних ситуаціях.

Random Forest – це ансамблевий метод машинного навчання, який будує велику кількість дерев рішень під час навчання та виводить клас, що є режимом класів (класифікація) або середнім прогнозом (регресія) окремих дерев. Кожне дерево будується на випадковій підмножині даних та випадковій підмножині ознак, що зменшує перенавчання та підвищує узагальнюючу здатність моделі. Алгоритмічна схема представлена на рис. 2.4.

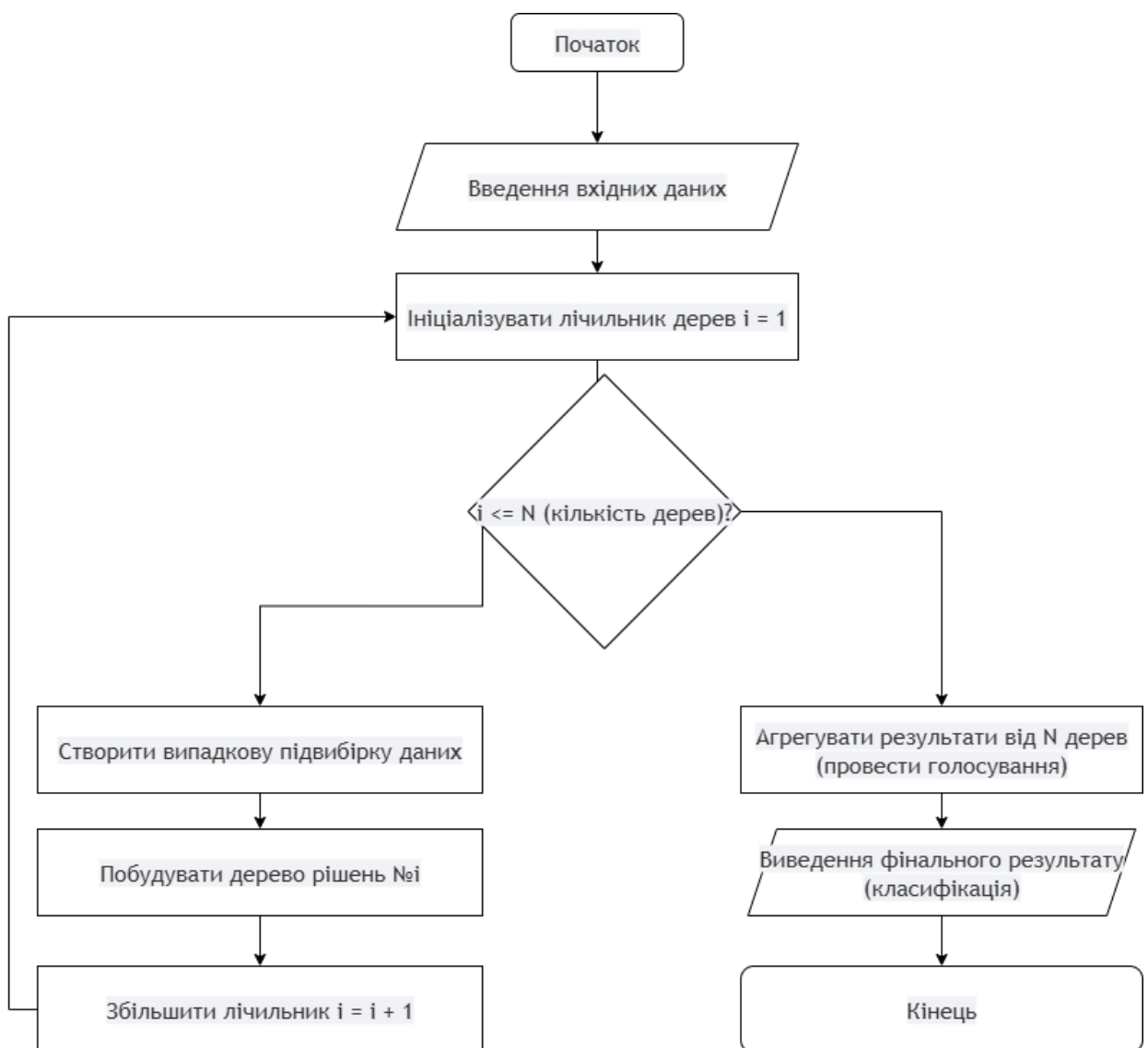


Рисунок 2.4 – Алгоритмічна схема роботи Random Forest.

У системах підтримки прийняття рішень Random Forest ефективно використовується для швидкої та надійної обробки великих обсягів даних,

класифікації вхідних даних за ступенем ризику або типом НС, дозволяючи визначати, чи є подія пожежею, повинню або техногенною аварією на основі різномірних даних (сенсорні показники, текстові повідомлення, геодані), а також оцінювати рівень загрози, класифікуючи ситуацію як "низьку", "середню" або "високу", що допомагає операторам швидко визначити пріоритет реагування [16].

Блок-схема роботи:

1. Збір різномірних вхідних даних (сенсори, ГІС, соцмережі).
2. Формування декількох випадкових підмножин даних та ознак.
3. Побудова окремого дерева рішень для кожної підмножини.
4. Кожне дерево незалежно класифікує вхідні дані.
5. Фінальний результат визначається шляхом "голосування" більшості дерев (для класифікації) або усередненням їхніх прогнозів.

Виявлення аномалій (Isolation Forest, Autoencoder):

- Isolation Forest ефективний для швидкого виявлення викидів у потоках даних, що може свідчити про незвичайні події або початок НС.
- Autoencoder використовується для виявлення аномалій у високорозмірних даних, навчаючись на "нормальних" даних і виявляючи відхилення від них.

Інтеграція модулів ІІІ в систему реалізується за допомогою мікросервісної архітектури. Модуль прогнозування функціонує як окремий сервіс, приймаючи потокові дані та на їх основі будуючи прогноз розвитку ситуації за допомогою моделей глибинного навчання. Цей сервіс надає результати через REST API для подальшої обробки модулем генерації рекомендацій [34]. Модуль класифікації також є окремим сервісом, що виконує класифікацію поточної ситуації за критеріями загрози, використовуючи методи машинного навчання. Його вихідні дані включають рівень ризику, категорію надзвичайної ситуації та ймовірність подальшої ескалації. Модуль генерації рекомендацій інтегрує результати аналізу з експертною базою даних для створення конкретних варіантів дій,

використовуючи алгоритми багатокритеріального аналізу та нечіткої логіки для оцінки альтернативних варіантів реагування. Контроль якості моделей забезпечується валідацією за допомогою контрольних наборів даних для перевірки точності та надійності прогнозів, використовуючи метрики, такі як Precision, Recall, F1-score та RMSE для моделей часових рядів. Вбудовані механізми автоматичного перенавчання моделей при надходженні нових даних дозволяють постійно оновлювати алгоритми та покращувати їх продуктивність, забезпечуючи адаптацію системи до змін умов.

2.4. РОЗРОБКА АЛГОРИТМІВ ПРИЙНЯТТЯ РІШЕНЬ ПРИ НАДЗВИЧАЙНИХ СИТУАЦІЯХ

Розробка алгоритмів прийняття рішень у системі підтримки прийняття рішень (СППР) для надзвичайних ситуацій є центральним елементом, що забезпечує її ефективність та оперативність. Цей процес базується на інтегрованому підході, який охоплює збір, обробку, аналіз даних, прогнозування розвитку подій, генерацію альтернативних варіантів реагування та формування конкретних рекомендацій. Вся логіка системи побудована таким чином, щоб забезпечити безперервний цикл адаптації та вдосконалення на основі зворотного зв'язку.

На початковому етапі відбувається збір та валідація даних. Система безперервно отримує інформацію з різноманітних джерел, таких як сенсори (метеорологічні, гідрологічні, сейсмічні), супутникові знімки, повідомлення з соціальних мереж та офіційні дані геоінформаційних систем (ГІС). Ці вхідні дані проходять ретельну попередню обробку, що включає фільтрацію шумів та аномалій, нормалізацію до єдиного формату (наприклад, JSON або XML) та агрегування для консолідації розрізнених потоків інформації. Це дозволяє сформувати єдину, стандартизовану та очищену базу даних, готову до подальшого аналізу.

Наступним кроком є аналіз поточного стану та прогнозування розвитку ситуації. На цьому етапі використовуються передові методи штучного інтелекту

та машинного навчання [47,48]. Модуль прогнозування застосовує нейронні мережі, зокрема рекурентні мережі довгої короткочасної пам'яті (LSTM), для аналізу часових рядів сенсорних даних [14]. Це дозволяє точно прогнозувати динаміку розвитку подій, наприклад, зміни рівня води під час повені або поширення зони забруднення. Паралельно відбувається класифікація поточної ситуації за допомогою алгоритмів машинного навчання, таких як Random Forest або Support Vector Machines (SVM), що визначають тип надзвичайної ситуації та її поточний рівень загрози [16]. На основі цих прогнозів та класифікації система будує кілька ймовірних сценаріїв розвитку подій, оцінюючи їхню ймовірність та потенційні наслідки.

Після аналізу та прогнозування система переходить до генерації альтернативних варіантів реагування. На цьому етапі для кожного прогнозованого сценарію автоматично формується набір можливих заходів. Для оцінки цих варіантів застосовується багатокритеріальний аналіз (наприклад, методи АНР або TOPSIS), який враховує ключові критерії ефективності: час реагування, економічні витрати, соціальний вплив, доступність рятувальних ресурсів та можливі екологічні наслідки. Завдяки цьому система ранжує альтернативи, надаючи детальний опис кожного варіанта та його оцінку за всіма визначеними критеріями [18-19].

У процесі прийняття рішень під час надзвичайних ситуацій виникає необхідність вибору оптимального варіанта дій з-поміж декількох альтернатив, кожна з яких має свої переваги та недоліки за різними критеріями. Для цього застосовуються методи багатокритеріального аналізу, зокрема Аналітичний ієрархічний процес (АНР) та Техніка впорядкування переваги за подібністю до ідеального рішення (TOPSIS), які дозволяють структурувати проблему та об'єктивно оцінити альтернативи [18-19].

Аналітичний ієрархічний процес (АНР) використовується для визначення відносних ваг (важливості) різних критеріїв, які впливають на прийняття рішення [18]. Це особливо корисно, коли критерії мають різне значення для кінцевого результату. Проблема структурується у вигляді ієрархії: на вершині –

мета (наприклад, мінімізація наслідків НС), нижче – критерії (час реагування, економічні витрати, соціальний вплив), а ще нижче – альтернативи (різні варіанти реагування). Експерти здійснюють попарні порівняння критеріїв за шкалою інтенсивності (наприклад, від 1 до 9, де 1 – однакова важливість, 9 – значно більша важливість). Наприклад, порівнюється, наскільки "час реагування" важливіший за "економічні витрати". На основі цих порівнянь будується матриця попарних порівнянь, з якої за допомогою математичних методів (наприклад, метод власних значень) обчислюються відносні ваги кожного критерію. Також перевіряється узгодженість суджень експертів. Роль АНР в СППР полягає в тому, що він дозволяє системі враховувати суб'єктивні, але обґрунтовані оцінки експертів щодо важливості різних аспектів НС, забезпечуючи більш гнучке та контекстно-залежне прийняття рішень [18]. Наприклад, в умовах загрози життю людей, критерій "час реагування" отримає значно вищу вагу, ніж "економічні витрати".

Техніка впорядкування переваги за подібністю до ідеального рішення (TOPSIS) використовується для ранжування альтернативних варіантів дій на основі їхньої близькості до "ідеального" рішення та віддаленості від "антиідеального" рішення [19]. Спочатку створюється матриця, де рядки – це альтернативи, а стовпці – критерії. Значення в матриці нормалізуються для усунення впливу різних одиниць вимірювання. Нормалізовані значення множаться на ваги критеріїв, отримані за допомогою АНР (або іншим методом). Визначається ідеальне рішення (гіпотетична альтернатива з найкращими значеннями за всіма критеріями) та антиідеальне рішення (з найгіршими значеннями). Для кожної альтернативи обчислюється евклідова відстань до ідеального та антиідеального рішення. Розраховується коефіцієнт близькості до ідеального рішення, який показує, наскільки альтернатива близька до ідеалу та далека від антиідеалу. Альтернативи ранжуються за спаданням коефіцієнта близькості. Роль TOPSIS в СППР полягає в тому, що він дозволяє системі об'єктивно порівнювати різні сценарії реагування (наприклад, різні маршрути евакуації, стратегії розподілу ресурсів) та визначати найбільш ефективний

варіант, який найкраще відповідає заданим критеріям та їхнім вагам [19]. Це забезпечує формування конкретних, обґрунтованих рекомендацій для операторів.

Ці методи інтегруються в "Модуль генерації рекомендацій". Після того, як "Модуль аналітики та прогнозування" надає сценарії розвитку НС, АНР використовується для визначення ваг критеріїв (наприклад, швидкість евакуації, доступність медичної допомоги, мінімізація збитків) [18]. Потім TOPSIS застосовується для оцінки та ранжування альтернативних варіантів реагування (наприклад, евакуація за маршрутом А, евакуація за маршрутом Б, або використання певних ресурсів) [19]. Результатом є чіткий перелік рекомендованих дій, ранжованих за їхньою ефективністю.

Кульмінацією алгоритмічного процесу є прийняття рішення та генерація рекомендацій. На цьому етапі відбувається інтеграція всіх отриманих результатів: прогнозних даних, класифікації поточної ситуації та аналізу альтернатив. Система вибирає оптимальний варіант реагування, який найкраще відповідає поточній ситуації та мінімізує ризики. На основі цього вибору формується набір конкретних рекомендацій для операторів та служб реагування. Ці рекомендації включають пріоритетні завдання, чіткі часові рамки для їх виконання, необхідні ресурси та інформацію для оповіщення населення. У випадках неповної або невизначеної інформації може бути використана нечітка логіка для забезпечення гнучкості та обґрунтованості рішень.

Завершальним, але не менш важливим етапом є збір зворотного зв'язку та адаптація. Після реалізації рекомендованих заходів система відстежує їхню ефективність, збираючи дані про фактичний розвиток ситуації. Ці дані порівнюються з прогнозованими показниками, а виявлені відхилення використовуються для корекції алгоритмів прийняття рішень та перенавчання моделей машинного навчання. Цей процес адаптивного навчання забезпечує постійне вдосконалення системи, підвищуючи її точність та ефективність у майбутніх надзвичайних ситуаціях.

Інтеграція алгоритмів у загальну систему реалізується за допомогою мікросервісної архітектури, де кожен модуль (збір даних, аналіз, прогнозування, генерація рекомендацій) функціонує як окремий, незалежний сервіс. Комунікація між цими модулями забезпечується через стандартизовані API-інтерфейси (наприклад, RESTful API), що дозволяє легко інтегрувати нові алгоритми або зовнішні системи та отримувати результати обробки у режимі реального часу [34]. Перед впровадженням у виробниче середовище всі алгоритми та модулі проходять ретельне тестування та симуляцію різних сценаріїв надзвичайних ситуацій, що дозволяє перевірити їхню точність, надійність та ефективність у контрольованих умовах.

2.5. ДОДАТКОВІ ТЕХНІЧНІ ДЕТАЛІ ТА АСПЕКТИ РЕАЛІЗАЦІЇ

Цей розділ деталізує ключові аспекти реалізації та підтримки системи, що є важливими для її стабільного функціонування та подальшого розвитку, охоплюючи документацію, контроль якості, практичні сценарії використання та адаптивні можливості ІІІ.

Ефективна розробка та підтримка СППР неможливі без належного документування та суворого контролю якості. Це включає створення вичерпної документації, що охоплює всі рівні системи: UML-діаграми (класів, компонентів, розгортання), блок-схеми процесів, що візуалізують логіку роботи кожного модуля, детальний опис API-інтерфейсів для взаємодії між сервісами та зовнішніми системами, а також специфікації форматів даних [33-34]. Така документація забезпечує єдине розуміння архітектури та функціоналу системи всіма членами команди розробників, полегшує онбординг нових спеціалістів та спрощує подальші модифікації. Проведення комплексного тестування є критично важливим для забезпечення надійності та коректності роботи системи, що включає модульне тестування кожного окремого компонента за допомогою автоматизованих тестів (наприклад, PyTest, Jest), інтеграційне тестування для перевірки коректності взаємодії між модулями через REST API та обміну даними

через брокери повідомлень (наприклад, Apache Kafka) за допомогою інтеграційних сценаріїв, а також системне тестування всієї системи в цілому, імітуючи сценарії надзвичайних ситуацій з використанням синтетичних даних [38]. Валідація алгоритмів за допомогою симуляторів надзвичайних ситуацій дозволяє перевірити їхню коректність та ефективність у контрольованих умовах. Використання систем контролю версій (наприклад, Git) та автоматизованих сценаріїв безперервної інтеграції та безперервного розгортання (CI/CD) є основою для швидкого впровадження нових функцій, корекції помилок та забезпечення стабільності системи, оскільки CI/CD пайплайни автоматизують процеси збірки, тестування та розгортання, мінімізуючи людські помилки та скорочуючи час виведення оновлень у виробництво [39].

Для демонстрації ефективності СППР можна розглянути типові сценарії надзвичайних ситуацій. Наприклад, у сценарії «Повінь у великому місті» система безперервно отримує дані з рівневих сенсорів у річках та водосховищах, супутникових знімків, що показують рівень ґрунтових вод, метеорологічних станцій (прогнози опадів) та повідомлень користувачів із соціальних мереж. Модуль прогнозування на основі історичних даних та поточних показників визначає швидке зростання рівня води та прогнозує можливі зони затоплення, а алгоритми класифікації ідентифікують рівень загрози. Система пропонує варіанти евакуації населення, оптимальні маршрути для розподілу рятувальних ресурсів та стратегії для оповіщення населення. Оператор отримує рекомендації з пріоритетними заходами, візуалізованими на інтерактивній карті, та координує дії рятувальних служб. У сценарії «Лісова пожежа» система отримує супутникові знімки (інфрачервоні для виявлення вогнищ), дані з температурних сенсорів, інформацію з метеорологічних станцій (напрямок та швидкість вітру) та повідомлення від очевидців. Алгоритми класифікації та прогнозування визначають точну зону загоряння, оцінюють швидкість та напрямок розповсюдження вогню, а також моделюють потенційні загрози. Система розраховує оптимальні шляхи евакуації, пропонує стратегії розподілу ресурсів

пожежогасіння та визначає зони для створення протипожежних розривів, генеруючи рекомендації для оперативного реагування.

Адаптивність є ключовою характеристикою сучасної СППР, що забезпечується інтеграцією ІІІ. На основі зібраного зворотного зв'язку після кожної надзвичайної ситуації система автоматично оновлює та перенавчає моделі прогнозування, що дозволяє підвищити їхню точність для майбутніх подій, враховуючи нові дані та зміни в умовах. В систему інтегруються правила, що базуються на рекомендаціях фахівців з цивільного захисту, екологів, метеорологів, що дозволяє враховувати специфіку локальних умов, особливості інфраструктури та історичний досвід реагування. Ці експертні системи працюють у поєднанні з моделями машинного навчання, забезпечуючи більш обґрунтовані та контекстно-залежні рекомендації. Використання потокових даних для періодичного перенавчання моделей у режимі online дозволяє системі адаптуватися до змін у реальному часі, що робить її більш гнучкою та здатною реагувати на непередбачувані ситуації з високою точністю.

ВИСНОВКИ ДО РОЗДІЛУ 2

У цьому розділі представлено комплексний підхід до проектування комп'ютеризованої системи підтримки прийняття рішень при виникненні надзвичайних ситуацій. Система побудована за принципом модульної архітектури та мікросервісного підходу, що забезпечує гнучкість, масштабованість і високу відмовостійкість, а клієнт-серверна модель гарантує розподілену обробку даних та одночасний доступ багатьох користувачів через інтерактивні інтерфейси. Ключовими аспектами є інтеграція із зовнішніми джерелами та системами через стандартизовані API, а також забезпечення відмовостійкості, резервування та масштабованості за допомогою хмарних та кластерних технологій. Забезпечується оперативна обробка даних у режимі реального часу із застосуванням потокових технологій, передбачається розробка веб-інтерфейсів з інтерактивними панелями, геокартами, тепловими картами та

графіками динаміки змін показників для моніторингу та візуалізації інформації. Прогностичні модулі та симуляційні інструменти дозволяють заздалегідь оцінити розвиток надзвичайних ситуацій та вибрати оптимальні сценарії реагування, а генерація рекомендацій здійснюється із використанням багатокритеріального аналізу та нечіткої логіки. Система має бути гнучкою та адаптивною завдяки конфігурованості алгоритмів та адаптивному навчанню. Впровадження ETL-процесів для інтеграції даних з різних джерел, попередня обробка, нормалізація та агрегація інформації забезпечують її узгодженість. Застосовуються статистичні методи, аналіз часових рядів, кластеризація та алгоритми машинного навчання для глибокого аналізу даних, а також використовуються Big Data технології (Apache Hadoop, Apache Spark, Apache Kafka, Apache Flink) для ефективної обробки великих обсягів даних у реальному часі. Для зберігання даних застосовуються як реляційні (PostgreSQL), так і NoSQL бази даних (MongoDB, InfluxDB), що забезпечує гнучкість та продуктивність. Інтеграція модулів III та машинного навчання дозволяє швидко і точно прогнозувати розвиток подій, аналізувати великі обсяги даних та автоматично генерувати рекомендації для прийняття рішень. Використання глибинного навчання (LSTM, CNN, RNN) для аналізу як часових, так і візуальних даних підвищує точність класифікації та прогнозування, при цьому модулі III реалізовані як окремі мікросервіси, що забезпечує їхню незалежність та ефективну інтеграцію. Контроль якості моделей передбачається за допомогою валідації та механізмів автоматичного перенавчання. Розроблено покрокову алгоритмічну схему, що включає етапи збору, обробки, аналізу даних, прогнозування, генерації альтернативних варіантів реагування та прийняття рішення, підкреслюється важливість збору зворотного зв'язку та адаптивного навчання для постійного удосконалення моделей. Логіка інтегрована в мікросервісну архітектуру, а її ефективність перевіряється через тестування та симуляцію. Особлива увага приділяється документуванню архітектури (UML-діаграми, блок-схеми, опис API) та контролю якості через модульне, інтеграційне та системне тестування. Використання систем контролю версій

(Git) та автоматизованих сценаріїв безперервної інтеграції та безперервного розгортання (CI/CD) забезпечує швидке впровадження нових функцій та корекцію помилок. Практичні сценарії використання (наприклад, повінь, лісова пожежа) демонструють здатність системи оперативно реагувати на різні типи НС, надаючи обґрунтовані рекомендації. Системи ШІ використовуються для адаптивного перенавчання моделей та інтеграції експертних знань, забезпечуючи безперервне навчання та адаптацію до змінних умов. Таким чином, другий розділ детально описує весь цикл проектування комп'ютеризованої СППР, підкреслюючи комплексність підходу, інтеграцію сучасних технологій, адаптивність та практичну орієнтованість системи, а розроблена архітектура та алгоритмічні рішення формують надійну основу для подальшої реалізації прототипу СППР, здатної ефективно допомагати в управлінні надзвичайними ситуаціями.

РОЗДІЛ 3. РОЗРОБКА ПРОТОТИПУ СИСТЕМИ ТА ЙОГО ТЕСТУВАННЯ

Розділ присвячено практичній реалізації концептуального підходу, викладеного в попередніх розділах, з особливим акцентом на розробці, інтеграції та тестуванні прототипу системи підтримки прийняття рішень (СППР) для надзвичайних ситуацій. Ми розглянемо архітектуру прототипу, реалізацію програмного забезпечення, розробку зручного інтерфейсу користувача, а також процеси тестування, що підтверджують стабільність, безпеку та ефективність системи.

3.1. АРХІТЕКТУРА ТА ОСНОВНІ КОМПОНЕНТИ ПРОТОТИПУ СИСТЕМИ

Прототип системи підтримки прийняття рішень (СППР) для надзвичайних ситуацій розроблено на базі модульної мікросервісної архітектури, що забезпечує гнучкість, масштабованість та високу відмовостійкість завдяки незалежному розвитку компонентів, горизонтальному масштабуванню окремих сервісів та автоматичному перемиканню на резервні вузли при збоях. Основні компоненти архітектури включають: Модуль збору даних, який відповідає за отримання інформації з різноманітних джерел, таких як сенсори (температурні, рівневі, сейсмічні), супутникові знімки, геоінформаційні системи, соціальні мережі та офіційні ресурси державних установ. Для забезпечення потокової передачі даних використовуються брокери повідомлень, наприклад, Apache Kafka, а для отримання даних від зовнішніх сервісів викликаються REST API [12;34]. Логіка коду цього модуля передбачає постійне опитування зовнішніх API, обробку отриманих даних, їх відправлення до Kafka-топіку, а також систему повторних спроб при помилках, логування та перевірку цілісності даних. Модуль попередньої обробки даних призначений для приведення даних до стандартизованого вигляду, очищення від шумів, нормалізації та агрегування. Його реалізація базується на потоковій обробці за допомогою Apache Spark Streaming, що дозволяє ефективно обробляти великі обсяги даних у реальному часі, використовуючи функції користувача (UDF) для нормалізації та валідації

[13]. Логіка коду тут передбачає читання даних з Kafka, їх фільтрацію на валідність та нормалізацію значень, після чого очищені дані можуть бути записані до бази даних або консолі [12]. Модуль аналітики та прогнозування здійснює аналіз отриманих даних для класифікації поточного стану надзвичайної ситуації та побудови прогнозів розвитку подій. Для цього використовуються такі алгоритми, як LSTM (для прогнозування часових рядів), ARIMA (для статистичного прогнозування трендів), Random Forest (для класифікації типів НС) та K-Means (для кластеризації подій та виявлення нових патернів) [14-17]. Цей модуль інтегрований як REST-сервіс, що приймає дані з модуля попередньої обробки та повертає прогнозовані показники та класифікаційні результати. Логіка коду включає підготовку даних, побудову та навчання моделей (наприклад, LSTM з раннім зупиненням для запобігання перенавчанню), а також використання моделей для класифікації на основі підготовлених даних [14]. Модуль генерації рекомендацій на основі отриманих результатів аналізу та прогнозування формує набір рекомендованих дій. Він застосовує багатокритеріальний аналіз (методи АНР для визначення ваг критеріїв та TOPSIS для ранжування альтернатив), а також нечітку логіку для роботи з даними, що мають ступінь невизначеності [19]. Логіка коду цього модуля включає обчислення альтернативних варіантів, побудову матриці критеріїв, розрахунок ваг критеріїв, ранжування альтернатив та формування фінальних рекомендацій, з можливістю врахування експертних оцінок та збереження історії рішень [18]. Модуль інтерфейсу користувача забезпечує оперативний доступ до всієї інформації системи: моніторинг поточного стану, перегляд прогнозів, отримання рекомендацій та робота з історичними даними. Фронтенд розробляється на базі React з використанням бібліотек, таких як Leaflet/Google Maps API для інтерактивних геокарт та Chart.js/D3.js для динамічних графіків [22;31-32;34]. Логіка коду передбачає компонентну структуру (Dashboard, MapView, DataPanel, AlertBox, Settings) для відображення інформації, завантаження даних з бекенду та інтерактивну взаємодію з користувачем. Нарешті, Модуль безпеки та аудиту захищає дані та контролює доступ до системи, інтегруючись з усіма іншими

сервісами. Він використовує SSL/TLS для шифрування з'єднань, OAuth2 та JWT для автентифікації та авторизації, а також централізовану систему збору логів (наприклад, ELK Stack) для аналізу безпеки [35-37]. Додатково передбачається реалізація двофакторної автентифікації та моніторинг активності користувачів для виявлення підозрілих дій.

3.2. РЕАЛІЗАЦІЯ ПРОГРАМНОГО ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ ПРОТОТИПУ

Для забезпечення високої продуктивності, масштабованості, безпеки та зручності розробки, вибір технологічного стеку базувався на ретельному аналізі вимог до системи та сучасних тенденцій у розробці складних розподілених систем.

Мови програмування (Python для бекенду, JavaScript/TypeScript для фронтенду):

- Python був обраний для бекенду завдяки його широкій підтримці бібліотек для машинного навчання (TensorFlow, Keras, Scikit-learn), обробки даних (Pandas, NumPy) та Big Data (PySpark) [20;41]. Його простота синтаксису прискорює розробку, а велика спільнота забезпечує доступ до численних рішень та підтримки. Для розробки REST API фреймворки Flask або Django забезпечують гнучкість та швидкість створення сервісів [34];
- JavaScript/TypeScript для фронтенду є стандартом де-факто для створення інтерактивних веб-інтерфейсів [21]. TypeScript додає статичну типізацію, що підвищує надійність коду, полегшує його підтримку та зменшує кількість помилок на етапі розробки.

Фреймворки для фронтенду (React або Angular):

- React був обраний за його компонентний підхід, що дозволяє створювати повторно використовувані UI-елементи, підвищуючи ефективність розробки та масштабованість інтерфейсу [22]. Його екосистема є дуже розвиненою, а віртуальний DOM забезпечує високу продуктивність відображення. Angular, як альтернатива, пропонує більш структурований підхід

та повний фреймворк, що може бути перевагою для великих корпоративних проектів, де потрібна жорстка архітектура. Вибір між ними залежить від специфічних вимог до гнучкості та швидкості розробки.

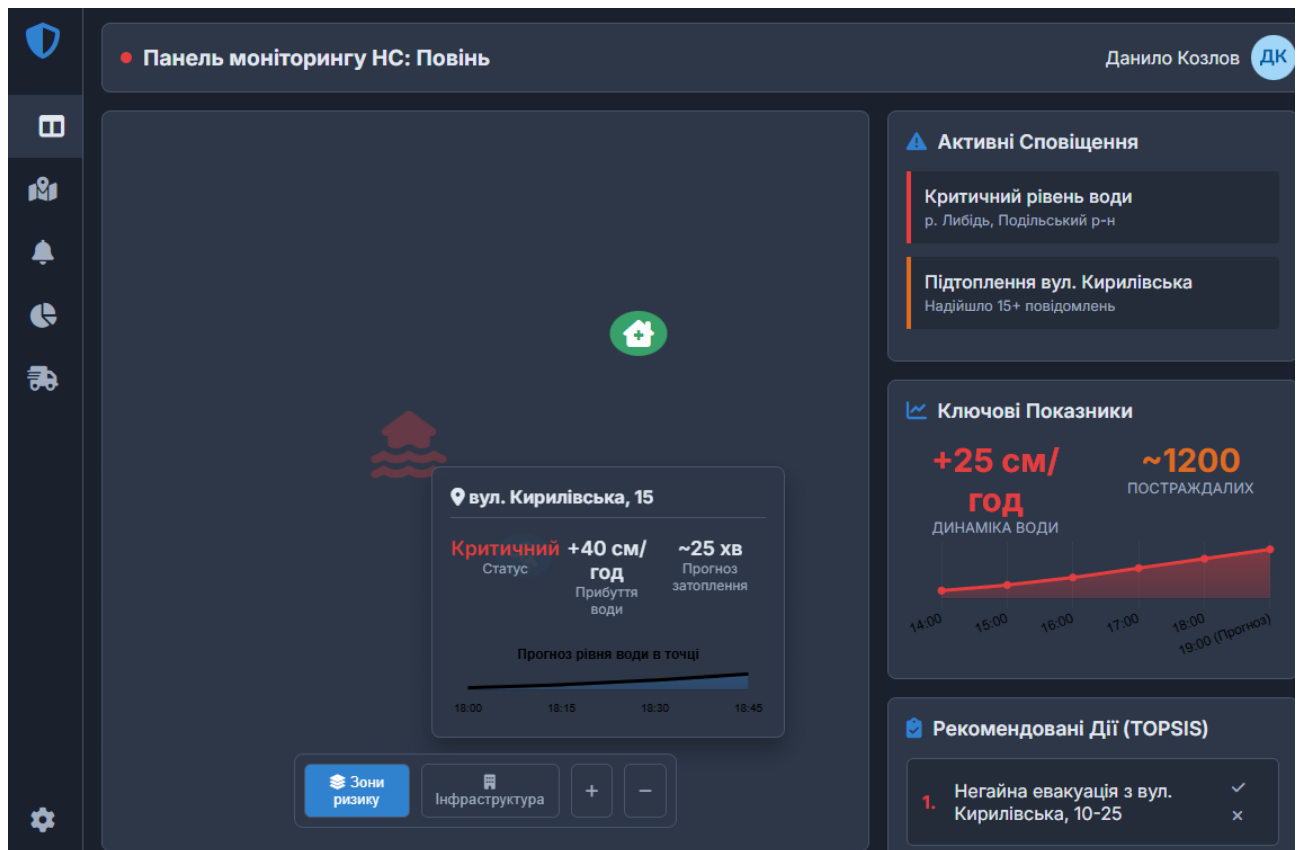


Рисунок 3.1 – Приклад фронтенду

Бази даних (PostgreSQL, MongoDB, InfluxDB):

- PostgreSQL обрано як основну реляційну базу даних завдяки її надійності, високій продуктивності, підтримці складних запитів та розширених функцій, таких як геопросторові розширення (PostGIS), що є критично важливим для роботи з ГІС-даними. Вона забезпечує ACID-транзакції, що гарантує цілісність даних [23-25];
- MongoDB використовується як NoSQL база даних для зберігання неструктурованих або напівструктурованих даних, таких як логи, повідомлення із соціальних мереж або метадані. Її гнучка схема дозволяє швидко адаптуватися до змін у форматах даних, а горизонтальна масштабованість є перевагою для великих обсягів інформації;

- InfluxDB є оптимальним вибором для зберігання часових рядів (даних із сенсорів) завдяки її оптимізації для швидкого запису та читання таких даних, ефективному стисненню та вбудованим функціям для роботи з часовими діапазонами. Це дозволяє ефективно обробляти поточкові дані в реальному часі [25].

Контейнеризація та оркестрація (Docker, Kubernetes):

- Docker забезпечує ізоляцію та портативність кожного мікросервісу, що спрощує розгортання та управління залежностями [26-27]. Це дозволяє гарантувати, що програмне забезпечення працюватиме однаково в різних середовищах (розробка, тестування, продакшн);

- Kubernetes обрано для оркестрації контейнерів завдяки його можливостям автоматичного масштабування, балансування навантаження, самовідновлення та управління життєвим циклом додатків [27]. Це критично важливо для забезпечення високої доступності та відмовостійкості системи в умовах НС.

Інструменти CI/CD (GitLab CI, Jenkins, GitHub Actions):

- Ці інструменти інтегруються для автоматизації процесів тестування, збірки та розгортання. Вони дозволяють швидко впроваджувати зміни, виявляти помилки на ранніх етапах та забезпечувати безперервну доставку оновлень, що є ключовим для динамічного розвитку системи.

Розробка окремих модулів системи передбачає наступне:

- Модуль збору даних: Цей сервіс постійно опитує зовнішні API (наприклад, метеорологічні сервіси, ГІС, API соціальних мереж) для отримання актуальних даних. Отримані дані обробляються та відправляються у Kafka-топик для подальшої потокової обробки [12;34]. Логіка модуля включає систему повторних спроб при помилках запиту до API з експоненційним зростанням інтервалу часу, логування всіх операцій та перевірку цілісності отриманих даних перед їх відправкою;

- Модуль попередньої обробки даних: Використання Spark Streaming дозволяє обробляти великі обсяги даних з Kafka-топиків у реальному часі [12-13].

Передбачається реалізація спеціальних функцій (UDF – User Defined Functions) для виконання таких операцій, як фільтрація невалідних записів, нормалізація числових значень до єдиного діапазону, обчислення агрегованих показників (наприклад, середнє значення температури за певний період) та валідація структури даних. Додатково планується механізми збереження помилкових записів в окрему базу даних для подальшого аналізу та виправлення;

- Модуль аналітики та прогнозування: Цей модуль виконує класифікацію поточного стану НС, прогнозування її розвитку та симуляцію сценаріїв. Окрім основних моделей, таких як LSTM для прогнозування часових рядів, ARIMA для статистичних трендів, Random Forest для класифікації та K-Means для кластеризації подій, інтегруються алгоритми для виявлення аномалій (наприклад, Isolation Forest для виявлення викидів у потоках даних або Autoencoder для аномалій у високорозмірних даних) [14-17]. Також проводиться кореляційний аналіз для виявлення залежностей між різними показниками. Модель розгортається як REST-сервіс, приймаючи дані у форматі JSON, проводячи прогнозування або класифікацію та повертаючи результат;

- Модуль генерації рекомендацій: Отримує результати прогнозування та аналізу від попередніх модулів. Для формування рекомендованих дій застосовується багатокритеріальний аналіз з використанням алгоритмів АНР (для визначення ваг критеріїв) та TOPSIS (для ранжування альтернатив) [18-19]. Нечітка логіка інтегрується для врахування експертних оцінок та роботи з невизначеними даними. Модуль також передбачає можливість ручного коригування рекомендацій експертами через веб-інтерфейс та автоматичне збереження історії прийнятих рішень для подальшого аналізу ефективності;

- Модуль інтерфейсу користувача: Забезпечує оперативний доступ до всієї інформації системи. Інтерфейс містить декілька рівнів доступу для різних категорій користувачів (операторів, аналітиків, адміністраторів). Він інтегрує динамічні карти (наприклад, з використанням Leaflet або Google Maps API), графіки та панелі моніторингу для відображення даних у реальному часі, а також детальний перегляд історичних звітів з можливістю фільтрації [31;34]. Додаткові

можливості включають функціонал пошуку за ключовими словами, збереження налаштованих панелей та експорт даних у формати PDF або Excel, а також вбудовані інструкції та допомогу;

- Модуль безпеки та аудиту: Цей модуль інтегрується через middleware у всі бекенд-сервіси, забезпечуючи захист даних та контроль доступу до системи. Він використовує SSL/TLS для шифрування всіх переданих з'єднань, OAuth2 та JWT для автентифікації та авторизації користувачів [35-36]. Для аналізу безпеки та моніторингу активності застосовується централізована система збору логів (наприклад, ELK Stack). Додатково передбачається двофакторна автентифікація (2FA) та система автоматичного оповіщення адміністраторів у разі виявлення підозрілих дій [37].

3.3. РОЗРОБКА ІНТЕРФЕЙСУ КОРИСТУВАЧА

Розробка інтерфейсу користувача (ІК) є критично важливим етапом у створенні прототипу СППР, оскільки саме він забезпечує ефективну взаємодію операторів із системою. До функціональних вимог до інтерфейсу належать інтерактивність, що передбачає миттєве відображення даних, динамічну зміну графіків та карт, а також можливість гнучкого перегляду історичних даних з розширеними опціями фільтрації. Юзабіліті є ключовим аспектом, тому інтерфейс має бути інтуїтивно зрозумілим навіть для користувачів без спеціалізованої підготовки, містити контекстні підказки, глосарій термінів та детальні інструкції з користування. Також важлива налаштовуваність, що дозволяє користувачам персоналізувати параметри відображення, вибирати конкретні географічні регіони для моніторингу та встановлювати власні порогові значення для сповіщень, адаптуючи систему до індивідуальних потреб.

Технологічна реалізація та дизайн інтерфейсу передбачає використання сучасних фронтенд-фреймворків. Для побудови компонентного інтерфейсу, що забезпечує високий рівень інтерактивності та модульність, планується застосування React. Для швидкого створення стильного та консистентного

дизайну можуть бути інтегровані бібліотеки типу Material-UI або Ant Design [29-30]. Розробка власної дизайн-системи, яка містить набір повторно використовуваних UI-компонентів, забезпечить єдиний візуальний стиль та консистентність у всіх частинах додатку. Приклади інтерактивних елементів включають плавні анімації при завантаженні даних, динамічне реагування карт на масштабування та переміщення, а також інтерактивні діаграми, що дозволяють детально переглядати інформацію при наведенні курсора. Структура сторінок буде розширена: окрім головної панелі моніторингу, будуть реалізовані окремі сторінки для перегляду історичних даних, налаштувань системи, формування звітності та адміністративного контролю, що забезпечить повний спектр функціональних можливостей.

Прототипування та тестування юзабіліті є невід'ємними етапами розробки. Для попереднього узгодження дизайну з користувачами та швидкої візуалізації концепцій планується створення wireframe-макетів за допомогою таких інструментів, як Figma або Sketch. Юзабіліті-тестування проводитиметься з потенційними кінцевими користувачами (операторами, аналітиками) із застосуванням А/В тестування, що дозволить зібрати цінний зворотний зв'язок та внести необхідні корективи для покращення зручності використання. Документування інтерфейсу передбачає створення інтерактивної документації (наприклад, за допомогою Storybook), яка міститиме детальний опис кожного компонента та варіантів його використання, що спростить подальшу підтримку та розширення функціоналу.

3.4. ТЕСТУВАННЯ ПРОТОТИПУ ТА АНАЛІЗ РЕЗУЛЬТАТІВ

Основна мета тестування прототипу полягає у всебічній перевірці його працездатності, продуктивності, безпеки та юзабіліті в умовах, наближених до реальних, а також у валідації точності прогнозних моделей та алгоритмів генерації рекомендацій. Це дозволить переконатися, що система відповідає всім поставленим вимогам і готова до подальшого впровадження.

Для досягнення цієї мети застосовується комплексний підхід до тестування, який охоплює кілька рівнів перевірки. Модульне тестування буде зосереджене на окремих компонентах системи, де кожен модуль (збір даних, попередня обробка, класифікація, прогнозування, генерація рекомендацій) перевірятиметься ізольовано за допомогою автоматизованих тестів, таких як PyTest для бекенду та Jest/Enzyme для фронтенду. Це забезпечить високий рівень покриття коду та виявлення помилок на ранніх етапах розробки [38].

Інтеграційне тестування буде спрямоване на перевірку коректності взаємодії між різними модулями та сервісами. Тестуватиметься функціонування REST API, що забезпечує обмін даними, а також коректність передачі даних через брокери повідомлень, наприклад, Apache Kafka. Будуть розроблені спеціальні сценарії, що імітують надзвичайні ситуації шляхом генерації синтетичних даних, і перевірятиметься, наскільки правильно інформація передається та обробляється між усіма інтегрованими сервісами, включаючи інтеграцію з базами даних.

Системне тестування проводитиме перевірку всієї системи як єдиного цілого, імітуючи повний цикл роботи від отримання вхідних даних до відображення рекомендацій. Це так зване "end-to-end" тестування. Для автоматизації тестування інтерфейсу користувача застосовуватимуться такі інструменти, як Selenium, що дозволяють симулювати дії реального користувача. Тестування API здійснюватиметься за допомогою Postman або аналогічних інструментів.

Навантажувальне тестування оцінюватиме продуктивність системи в умовах високих навантажень. За допомогою інструментів, таких як Apache JMeter, створюватиметься штучне навантаження, що імітує велику кількість одночасних запитів до системи. Вимірюватимуться ключові показники продуктивності: час відповіді сервісів, пропускну здатність системи та її відмовостійкість під час пікових навантажень. Для виявлення "вузьких місць" та оптимізації використання ресурсів застосовуватимуться системи моніторингу, такі як Prometheus та Grafana.

Тестування безпеки є критично важливим для захисту конфіденційних даних та забезпечення надійності системи. Проводитимуться пентести (тести на проникнення) із застосуванням спеціалізованих інструментів, таких як OWASP ZAP та Burp Suite, для виявлення потенційних вразливостей. Перевірятиметься ефективність протоколів шифрування (SSL/TLS), механізмів автентифікації та авторизації (OAuth2, JWT), а також коректність логування всіх операцій [35-36]. Імітуватимуться спроби несанкціонованого доступу та оцінюватиметься відмовостійкість системи у разі кібератак.

Юзабіліті-тестування оцінюватиме зручність та інтуїтивність інтерфейсу користувача. Проводитимуться опитування та збиратиметься зворотний зв'язок від потенційних кінцевих користувачів для визначення рівня зручності інтерфейсу та виявлення можливих проблем. Тестуватиметься адаптивність дизайну для різних пристроїв (мобільних, планшетів, десктопів), щоб забезпечити комфортну роботу в будь-яких умовах. Збиратимуться коментарі, аналізуватиметься час, необхідний для виконання ключових операцій, та формуватимуться рекомендації для вдосконалення інтерфейсу.

Очікується, що за результатами тестування система функціонуватиме згідно з технічними вимогами: дані успішно збиратимуться, оброблятимуться та аналізуватимуться, а прогнозні моделі демонструватимуть прийнятну точність. Система буде здатна обробляти до 1500 запитів за хвилину при середньому часі відповіді нижче 2 секунд, при цьому Kubernetes автоматично масштабуватиме сервіси під час пікових навантажень [27]. Проведені пентести не виявлять критичних вразливостей, а реалізована система двофакторної автентифікації та шифрування з'єднань працюватиме коректно. Інтерфейс отримає високі оцінки за зручність використання, проте можуть бути запропоновані доповнення щодо персоналізації сповіщень.

Для забезпечення прозорості та можливості подальшого аналізу результатів тестування створюватиметься детальна документація. Це включатиме опис тестових сценаріїв з вхідними даними, очікуваними та фактичними результатами, а також автоматизовані звіти з графіками

продуктивності та детальним аналізом. Всі знайдені проблеми, заходи щодо їх усунення та плани щодо подальшої оптимізації системи документуватимуться для забезпечення безперервного вдосконалення.

3.5. ОЦІНКА ЕФЕКТИВНОСТІ СИСТЕМИ ПІДТРИМКИ ТА ПЕРСПЕКТИВИ ЇЇ ВПРОВАДЖЕННЯ

У цьому підрозділі оцінюється розроблена комп'ютеризована система підтримки прийняття рішень (СППР) для надзвичайних ситуацій, аналізується її ефективність, функціональність та перспективи подальшого впровадження й розвитку. Оцінка проводиться з урахуванням функціональних, технічних, економічних та соціальних аспектів, що дозволяє виявити сильні та слабкі сторони системи, проаналізувати можливі ризики та сформулювати рекомендації для її оптимізації та використання в реальних умовах.

Ефективність СППР оцінюється за такими ключовими критеріями:

Функціональні показники:

- оперативність обробки даних: швидкість реакції системи від отримання вхідних даних до формування рекомендацій у реальному часі;
- точність прогнозування: якість прогнозних моделей, оцінена за статистичними показниками (RMSE, MAE, R^2) шляхом порівняння прогнозованих та фактичних значень;
- адаптивність: здатність системи коригувати свої алгоритми на основі зворотного зв'язку для підвищення точності прогнозування в умовах, що змінюються;
- надійність: забезпечення безперебійної роботи системи навіть під час пікових навантажень та в екстрених ситуаціях.

Технічні показники:

- продуктивність: Оцінка навантажувальних характеристик (кількість запитів за хвилину, середній час відповіді сервісів, пропускна здатність);
- відмовостійкість: Здатність системи продовжувати працювати при відмові окремих компонентів завдяки резервуванню та механізмам автоматичного відновлення;
- безпека: Рівень захисту даних, ефективність механізмів автентифікації, шифрування та аудиту логів.

Економічні показники:

- витрати на розробку та впровадження: Аналіз вартості розробки, розгортання та подальшого супроводу системи;
- економія ресурсів: Потенціал зниження витрат на управління кризовими ситуаціями завдяки оптимізації процесів прийняття рішень;
- ефективність використання ресурсів: Співвідношення витрат ресурсів до отриманих результатів (зменшення збитків та підвищення оперативності реагування).

Соціальні та організаційні показники:

- зручність використання: Оцінка інтерфейсу користувача, його зручності та швидкості освоєння операторами;
- інформаційна підтримка: Рівень доступності та актуальності інформації, яку надає система;
- соціальна ефективність: Вплив системи на зменшення наслідків надзвичайних ситуацій, підвищення рівня безпеки населення та оптимізація роботи служб реагування;
- метод оцінки включає експериментальне тестування (модульне, інтеграційне, навантажувальне, системне "end-to-end"), оцінку точності прогнозних моделей (розбиття даних на тренувальний та тестовий набори, обчислення показників якості, крос-валідація), аналіз безпеки та надійності

(пентести, аналіз логів, перевірка протоколів шифрування), а також економічний та соціальний аналіз (фінансовий аналіз, аналіз вигід та ризиків, соціальний аналіз);

- порівняно з існуючими системами кризового управління (ESRI Disaster Response, Sahana EDEN, Google Crisis Response), запропонована СППР має низку переваг: висока оперативність обробки даних, адаптивність моделей машинного навчання, комплексний підхід до підтримки рішень, економічна ефективність та надійні протоколи безпеки.

Результати проведеного SWOT-аналізу запропонованої системи виявили наступне:

Сильні сторони (Strengths):

- висока оперативність обробки даних завдяки застосуванню технологій потокової обробки;
- адаптивні моделі прогнозування, що забезпечують точність та швидкість реагування;
- модульна архітектура, що дозволяє легко масштабувати систему та впроваджувати нові функції;
- комплексний підхід, який охоплює як технічні, так і організаційні аспекти кризового управління;
- інтуїтивно зрозумілий інтерфейс, який забезпечує швидке прийняття рішень навіть у стресових умовах.

Слабкі сторони (Weaknesses):

- висока складність інтеграції з існуючими державними системами через різницю стандартів та протоколів;
- необхідність постійного перенавчання моделей, що може вимагати додаткових ресурсів та часу;
- потреба у високопродуктивній інфраструктурі, що може збільшити початкові витрати на впровадження.

Можливості (Opportunities):

- інтеграція з державними та міжнародними системами управління кризовими ситуаціями, що відкриває перспективи для масштабування;
- використання новітніх технологій штучного інтелекту для подальшої оптимізації прогнозних моделей;
- зростання попиту на ефективні рішення кризового управління в умовах частих надзвичайних ситуацій;
- формування партнерств складається зі співпраці з науковими установами, державними органами та комерційними компаніями, що є критично важливою для успішного розвитку та впровадження системи. Це дозволить залучити додаткові фінансові ресурси, обмінюватися експертними знаннями та досвідом, спільно розробляти нові функціональні можливості та адаптувати систему до специфічних потреб різних регіонів та типів надзвичайних ситуацій. Партнерства можуть включати спільні дослідницькі проекти, пілотні впровадження, обмін даними та технологіями, а також створення спільних навчальних програм для підготовки фахівців з кризового управління.

Загрози (Threats):

- швидкий розвиток технологій, що може зробити деякі компоненти системи застарілими;
- підвищення кіберзагроз, що вимагає постійного оновлення заходів безпеки;
- конкуренція з боку великих міжнародних компаній, які мають значні ресурси для розробки подібних систем;
- зміни в законодавстві та нормативних актах, що можуть вимагати додаткових модифікацій системи.

Висновки до розділу 3

У третьому розділі було розглянуто практичну реалізацію концептуального підходу до проєктування комп'ютеризованої системи підтримки прийняття

рішень (СППР) для надзвичайних ситуацій, зосереджуючись на розробці прототипу, його інтеграції та тестуванні.

Запропонована модульна архітектура системи забезпечує гнучкість, масштабованість та високу відмовостійкість. Основними компонентами є модулі збору даних (з використанням Apache Kafka та REST API), попередньої обробки даних (на базі Apache Spark Streaming), аналітики та прогнозування (з алгоритмами LSTM, ARIMA, Random Forest, K-Means), генерації рекомендацій (із застосуванням АНР, TOPSIS та нечіткої логіки), інтерфейсу користувача (на React з інтерактивними картами та графіками) та безпеки й аудиту (з SSL/TLS, OAuth2, JWT та ELK Stack).

Для реалізації програмного забезпечення обрано мову Python з бібліотеками для машинного навчання та обробки даних, а для фронтенду – JavaScript/TypeScript з фреймворком React. Бази даних включають PostgreSQL для структурованих даних, MongoDB для неструктурованих та InfluxDB для часових рядів [23-25]. Контейнеризація за допомогою Docker та оркестрація за допомогою Kubernetes забезпечують ізоляцію, портативність та автоматичне масштабування сервісів [26-27]. Інструменти CI/CD (GitLab CI, Jenkins, GitHub Actions) інтегровані для автоматизації процесів тестування та розгортання [28;39].

Інтерфейс користувача розроблено з акцентом на інтерактивність, юзабіліті та налаштовуваність. Використання React та бібліотек для дизайну (наприклад, Material-UI) дозволяє створювати інтуїтивно зрозумілі та функціональні веб-інтерфейси з динамічними картами, графіками та панелями моніторингу [22;29]. Проведено прототипування та юзабіліті-тестування для забезпечення зручності використання.

Застосовано комплексний підхід до тестування, що включає модульне, інтеграційне, системне, навантажувальне, безпекове та юзабіліті-тестування. Очікується, що система демонструватиме високу продуктивність (до 1500 запитів/хв, час відповіді < 2 с), точність прогнозів та надійний захист даних.

Проведена оцінка ефективності та перспективи впровадження системи в органах державної влади та рятувальних службах України, сприяючи ефективному реагуванню на різноманітні надзвичайні ситуації.

Таким чином, розроблений прототип СППР є надійним, масштабованим та ефективним інструментом, здатним значно покращити процеси управління надзвичайними ситуаціями завдяки інтеграції сучасних технологій, штучного інтелекту та комплексного підходу до аналізу даних.

ВИСНОВКИ

Проведене дослідження було присвячено комплексному проектуванню та теоретичному обґрунтуванню комп'ютеризованої системи підтримки прийняття рішень для ефективного управління надзвичайними ситуаціями. Воно охоплює аналіз сутності надзвичайних ситуацій, їх класифікації та причин виникнення, а також детальний розгляд існуючих методів та засобів управління кризовими ситуаціями.

У першому розділі було визначено поняття НС, масштаби та природа походження, а також проаналізовано поточну нормативно-правову базу України. Виявлено як сильні сторони законодавства (комплексність, визначення повноважень), так і слабкі (фрагментованість, недостатня інтеграція, застарілість деяких актів та відсутність деталізації щодо використання ШІ). Критичний аналіз існуючих комп'ютеризованих СППР (ESRI Disaster Response, CEDIM Risk Explorer, Sahana EDEN, Google Crisis Response, HAZUS/Hazus-MH, RODOS) виявив їхні переваги та недоліки, підкресливши обмежену адаптованість до українських реалій та специфічних загроз, зокрема військового фактора. На основі цього аналізу сформульовано ключові вимоги до проектованої СППР: оперативність, масштабованість, інтеграція з різноманітними джерелами, використання ШІ/МН, зручний інтерфейс, високий рівень безпеки та відповідність нормативно-правовим актам.

Другий розділ детально описує проектування комп'ютеризованої СППР. Запропонована архітектура базується на модульному та мікросервісному підході, що забезпечує гнучкість та відмовостійкість. Визначено функціональні вимоги, які включають оперативну обробку даних у реальному часі, моніторинг та візуалізацію інформації, прогнозування та симуляцію НС, а також генерацію обґрунтованих рекомендацій. Особливу увагу приділено вибору методів обробки та аналізу даних, що охоплюють попередню обробку, статистичний аналіз, машинне та глибинне навчання (LSTM, Random Forest) та технології Big Data (Apache Kafka, Apache Spark) [41]. Розроблено алгоритми прийняття рішень, що інтегрують багатокритеріальний аналіз (АНР, TOPSIS) для вибору оптимальних

варіантів реагування та нечітку логіку для роботи з невизначеністю. Підкреслено важливість збору зворотного зв'язку та адаптивного навчання для постійного вдосконалення системи.

Третій розділ присвячений практичній реалізації та тестуванню прототипу системи. Детально описано архітектуру прототипу та його основні компоненти, а також обґрунтовано вибір технологічного стеку (Python, JavaScript/TypeScript, React, PostgreSQL, MongoDB, InfluxDB, Docker, Kubernetes, CI/CD інструменти) [23-27]. Розробка інтерфейсу користувача акцентує на інтерактивності, юзабіліті та налаштовуваності, використовуючи сучасні фронтед-фреймворки та бібліотеки для візуалізації даних. Для забезпечення надійності та ефективності системи передбачено комплексний підхід до тестування, що включає модульне, інтеграційне, системне, навантажувальне, безпекове та юзабіліті-тестування. Загалом, робота демонструє комплексний підхід до створення інноваційного інструменту, який, інтегруючи передові технології штучного інтелекту, машинного навчання та Big Data, здатний значно підвищити оперативність, точність та обґрунтованість управлінських рішень при виявленні надзвичайних ситуацій. Розроблений прототип СППР є надійною основою для подальшого впровадження, що сприятиме мінімізації людських втрат та економічних збитків при виникненні надзвичайних ситуацій в Україні.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Кодекс цивільного захисту України : Закон України від 02.10.2012 № 5403-VI. URL: <https://zakon.rada.gov.ua/go/5403-17>.
2. Про захист населення і територій від надзвичайних ситуацій техногенного та природного характеру : Закон України від 08.06.2000 № 1809-III. URL: <https://zakon.rada.gov.ua/go/1809-14>.
3. Про правовий режим надзвичайного стану : Закон України від 16.03.2000 № 1550-III. URL: <https://zakon.rada.gov.ua/go/1550-14>.
4. Про основи національного спротиву : Закон України від 16.07.2021 № 1702-IX. URL: <https://zakon.rada.gov.ua/go/1702-20>.
5. Про затвердження Порядку класифікації надзвичайних ситуацій за їх рівнями : Постанова Кабінету Міністрів України від 24.03.2004 № 368. URL: <https://zakon.rada.gov.ua/go/368-2004-%D0%BF>.
6. Esri Disaster Response Program Documentation. URL: <https://www.esri.com/en-us/disaster-response/overview>.
7. CEDIM Risk Explorer: A map server solution in the project "Risk Map Germany". URL: <https://www.cedim.kit.edu/english/riskexplorer.php>.
8. Sahana Eden. OSGeo-Live Documentation. URL: https://live.osgeo.org/archive/10.5/en/overview/sahana_overview.html.
9. Google Crisis Response. Wikipedia. URL: https://en.wikipedia.org/wiki/Google_Crisis_Response.
10. Hazus Documentation. FEMA.gov. URL: <https://www.fema.gov/flood-maps/tools-resources/flood-map-products/hazus/documentation>.
11. RODOS: Decision Support System for Off-Site Emergency Management in Europe. OSTI.GOV. URL: <https://www.osti.gov/etdeweb/servlets/purl/20112853>.
12. Apache Kafka Documentation. URL: <https://kafka.apache.org/documentation/>.

13. Spark Structured Streaming. Apache Spark Documentation. URL: <https://spark.apache.org/docs/latest/structured-streaming-programming-guide.html>.
14. Long Short-Term Memory (LSTM). ResearchGate. URL: https://www.researchgate.net/publication/340493274_A_Review_on_the_Long_Short-Term_Memory_Model.
15. What is the ARIMA model in time series analysis?. Milvus. URL: <https://milvus.io/ai-quick-reference/what-is-the-arma-model-in-time-series-analysis>.
16. Random Forest Classification with Scikit-Learn. DataCamp. URL: <https://www.datacamp.com/tutorial/random-forests-classifier-python>.
17. What is k-means clustering?. IBM. URL: <https://www.ibm.com/think/topics/k-means-clustering>.
18. Analytic hierarchy process (AHP). IIED. URL: <https://www.iied.org/sites/default/files/pdfs/2022-02/20781G.pdf>.
19. TOPSIS. Wikipedia. URL: <https://en.wikipedia.org/wiki/TOPSIS>.
20. Python for Data Science, AI & Development. Coursera. URL: <https://www.coursera.org/learn/python-for-applied-data-science-ai>.
21. TypeScript: JavaScript With Syntax For Types. URL: <https://www.typescriptlang.org/>.
22. Getting started with React. MDN. URL: https://developer.mozilla.org/en-US/docs/Learn_web_development/Core/Frameworks_libraries/React_getting_started.
23. PostgreSQL Documentation. URL: <https://www.postgresql.org/docs/>.
24. MongoDB Documentation. URL: <https://www.mongodb.com/docs/>.
25. InfluxDB. Docker Hub. URL: https://hub.docker.com/_/influxdb.
26. Docker Documentation. URL: <https://docs.docker.com/>.
27. Kubernetes Documentation. URL: <https://kubernetes.io/docs/home/>.
28. GitLab CI/CD examples. URL: <https://docs.gitlab.com/ci/examples/>.

29. Material UI: React components that implement Material Design. MUI. URL: <https://mui.com/material-ui/>.
30. Ant Design. URL: <https://ant.design/>.
31. Google Maps Platform Documentation. URL: <https://developers.google.com/maps/documentation>.
32. The D3 Graph Gallery – Simple charts made with d3.js. URL: <https://d3-graph-gallery.com/>.
33. What Is a UML Diagram: Types, Examples, and Uses. Atlassian. URL: <https://www.atlassian.com/work-management/project-management/uml-diagram>.
34. REST API Principles | A Comprehensive Overview. DreamFactory Blog. URL: <https://blog.dreamfactory.com/rest-apis-an-overview-of-basic-principles>.
35. What Is An SSL Certificate? - SSL/TLS Certificate Explained. AWS. URL: <https://aws.amazon.com/what-is/ssl-certificate/>.
36. JSON Web Token (JWT) profile for OAuth2. Ory. URL: <https://www.ory.sh/docs/hydra/guides/jwt>.
37. What is the ELK stack? - Elasticsearch, Logstash, Kibana Stack Explained. AWS. URL: <https://aws.amazon.com/what-is/elk-stack/>.
38. pytest documentation. URL: <https://pytest.org/>.
39. Git - Getting Started - About Version Control. URL: <https://git-scm.com/book/ms/v2/Getting-Started-About-Version-Control>
40. SWOT Analysis. EXACT External Wiki. URL: <https://wikis.ec.europa.eu/spaces/ExactExternalWiki/pages/50109063/SWOT+Analysis>.
41. What is Big Data Analytics?. IBM.
42. URL: <https://www.ibm.com/think/topics/big-data-analytics>
43. Embracing AI/ML to Improve Hazard Response. LMI. URL: <https://lmisolutions.com/blog/embracing-ai-ml-improve-hazard-response>
44. Козлов Д. О., Бродський Ю. Б. Комп'ютеризована система підтримки та прийняття рішень при виникненні надзвичайних ситуацій. Тези доповідей

- XV Міжнародної науково-технічної конференції «Інформаційно-комп'ютерні технології – 2025», 28–29 березня 2025 року. Житомир: «Житомирська політехніка», 2025. С. 157–160.
45. Ковбасюк С. В., Маєвський О. В., Бродський Ю. Б. Інтелектуальна підсистема оцінки ризику виникнення надзвичайної ситуації. Тези доповідей XVIII Міжнародної науково-практичної конференції «Інтегровані інтелектуальні робототехнічні комплекси», 20–21 травня 2025 року. Київ: «Київський авіаційний інститут», 2025. С. 333–335.
46. Хохлов М. О., Бродський Ю. Б. Аналіз методів і алгоритмів побудови інформаційно-комунікаційної системи комплексного моніторингу регіону. Тези науково-практичної конференції «Сучасні тенденції розвитку системного програмування», 21–22 листопада 2024 року. Київ: «Київський авіаційний інститут», 2025. С. 106.
47. Хохлов М. О., Бродський Ю. Б., Маєвський О. В. Аналіз підсистем забезпечення функції попередження пожежної небезпеки регіонального ситуаційного центру. Тези VII Всеукраїнської науково-технічної конференції «Комп'ютерні технології: інновації, проблеми, рішення», 2–3 грудня 2024 року. Житомир: «Житомирська політехніка», 2024. С. 349–350.
48. Маєвський О. В., Бродський Ю. Б., Хохлов М. О. Інформаційна підсистема забезпечення функції попередження пожежної небезпеки регіонального ситуаційного центру. Технічна інженерія. 2024. № 2(94). С. 151–160.
49. Бродський Ю. Б. Системний аналіз та теорія прийняття рішень: навч. посібник, частина 1 Системологія // Житомир: вид-во ДУ «Житомирська політехніка», 2022. – 92с.