

ДЕРЖАВНИЙ УНІВЕРСИТЕТ ІНФОРМАЦІЙНО-
КОМУНІКАЦІЙНИХ ТЕХНОЛОГІЙ

НАВЧАЛЬНО-НАУКОВИЙ ІНСТИТУТ ІНФОРМАЦІЙНИХ ТЕХНОЛОГІЙ
КАФЕДРА ІНФОРМАЦІЙНИХ СИСТЕМ ТА ТЕХНОЛОГІЙ

КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА

на тему: «Штучний інтелект для прогнозування навантаження в
телекомунікаційних мережах»

на здобуття освітнього ступеня бакалавра (магістра)
зі спеціальності 126 Інформаційні системи та технології
освітньо-професійної програми Інформаційні системи та технології

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

Ярослав ЗЕЛЕНСЬКИЙ

Виконав:
здобувач вищої
освіти
Групи ІСД-41

Ярослав ЗЕЛЕНСЬКИЙ

Керівник:
науковий ступінь,
вчене звання

Каміла СТОРЧАК
д.т.н., проф.

Рецензент:
науковий ступінь,
вчене звання

Ім'я, ПРІЗВИЩЕ

ДЕРЖАВНИЙ УНІВЕРСИТЕТ
ІНФОРМАЦІЙНО-КОМУНІКАЦІЙНИХ ТЕХНОЛОГІЙ
Навчально-науковий інститут

Кафедра Інформаційних систем та технологій

Ступінь вищої освіти Бакалавр

Спеціальність Інформаційні системи та технології

Освітньо-професійна програма Інформаційні системи та технології

ЗАТВЕРДЖУЮ

Завідувач кафедри _____

_____ Каміла СТОРЧАК

«_____» _____ 20__ р.

ЗАВДАННЯ
НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ

Зеленський Ярослав Геннадійович
(прізвище, ім'я, по батькові здобувача)

1. Тема кваліфікаційної роботи: «Штучний інтелект для прогнозування навантаження в телекомунікаційних мережах»

керівник кваліфікаційної роботи Каміла СТОРЧАК, д.т.н., проф.
(Ім'я, ПРІЗВИЩЕ, науковий ступінь, вчене звання)

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

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

3. Вихідні дані до кваліфікаційної роботи: Параметри QoS та їх SLA-межі; Класи трафіку й типові сервіси; Показники стану мережі, що сигналізують про перевантаження; Профілі пропускної здатності критичних ланок; Метрики оцінювання точності моделей; Вимоги до мережі; Регламентні/операційні події;

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

1. Теоретичні основи прогнозування навантаження в телекомунікаційних мережах

2. Дослідження методів штучного інтелекту для прогнозування мережевого навантаження

3. Розробка та впровадження інтелектуальної системи прогнозування навантаження

4. Перелік ілюстративного матеріалу: *презентація*

1. *Схема класифікації моделей часових рядів*

2. *Таблиця вимог до якості сервісів мультисервісної мережі*

3. *Таблиця 2.1. Основні характеристики методів ШІ для прогнозування навантаження*

4. *Таблиця 2.2. Переваги та недоліки методів ШІ*

6. Дата видачі завдання «24» лютого 2025 року.

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№ з/п	Назва етапів кваліфікаційної роботи	Строк виконання етапів роботи	Примітка
1	Аналіз наявної науково-технічної літератури	24.02 – 28.02.25	
2	Аналіз характеристик трафіку, QoS-вимог	03.03 – 07.03.25	
3	Порівняльний аналіз методів штучного інтелекту для прогнозування телекомунікаційних навантажень	10.03 – 14.03.25	
4	Дослідження факторів впливу на характер мережевого навантаження	17.03 – 28.03.25	
5	Формування вимог до інтелектуальної системи прогнозування	31.03 – 10.04.25	
6	Дослідження розробки архітектури інтелектуальної системи прогнозування	11.04 – 24.04.25	
7	Оформлення роботи: вступ, висновки, реферат	25.04 – 14.05.25	
8	Розробка демонстраційних матеріалів	15.05 – 30.05.25	

Здобувач(ка) вищої освіти

(підпис)

Ярослав ЗЕЛЕНСЬКИЙ

(Ім'я, ПРІЗВИЩЕ)

Керівник
кваліфікаційної роботи

(підпис)

Каміла СТОРЧАК

(Ім'я, ПРІЗВИЩЕ)

РЕФЕРАТ

Текстова частина кваліфікаційної роботи на здобуття освітнього ступеня бакалавра (магістра): 62 стор., 3 рис., 3 табл., 59 джерел.

Мета роботи – провести дослідження розробки інтелектуальної системи прогнозування навантаження в телекомунікаційних мережах на основі сучасних методів штучного інтелекту з метою підвищення точності прогнозів та оптимізації використання ресурсів мережі.

Об’єкт дослідження – телекомунікаційні мережі та процеси формування їх навантаження.

Предмет дослідження – методи та моделі прогнозування навантаження в телекомунікаційних мережах із застосуванням штучного інтелекту.

Короткий зміст роботи:

У роботі проведено аналіз сучасних вимог до телекомунікаційних мереж, розглянуто основні методи прогнозування навантаження, а також можливості використання штучного інтелекту в цій сфері. Виконано порівняльний аналіз різних моделей машинного навчання, що застосовуються для прогнозування мережевого трафіку. Досліджено архітектуру інтелектуальної системи прогнозування, реалізацію та тестування моделі на реальних даних. Отримані результати демонструють підвищення точності прогнозів та можливість оптимізації управління телекомунікаційними ресурсами.

КЛЮЧОВІ СЛОВА: інтелектуальна система, прогнозування навантаження, телекомунікаційні мережі, штучний інтелект, машинне навчання, мережевий трафік, моделі прогнозування.

ABSTRACT

Text part of the qualification work for the degree of bachelor (master): 62 pages, 3 figure, 3 tables, 59 sources.

The purpose of the work is to study an intelligent load forecasting system in telecommunication networks based on modern methods of artificial intelligence in order to improve the accuracy of forecasts and optimize the use of network resources. The object of the study is telecommunication networks and the processes of forming their load.

The subject of the study is methods and models of predicting load in telecommunication networks using artificial intelligence.

Summary of the work:

The work analyzes modern requirements for telecommunication networks, considers the main methods of predicting load, as well as the possibilities of using artificial intelligence in this area. A comparative analysis of various machine learning models used for predicting network traffic is performed. The architecture of the intelligent forecasting system is developed, the models are implemented and tested on real data. The system is implemented in an experimental environment and its effectiveness is assessed. The results obtained demonstrate an increase in the accuracy of forecasts and the possibility of optimizing the management of telecommunication resources.

KEYWORDS: intelligent system, load forecasting, telecommunication networks, artificial intelligence, machine learning, network traffic, forecasting models.

ЗМІСТ

РЕФЕРАТ.....	4
ABSTRACT.....	5
ВСТУП.....	7
РОЗДІЛ 1. ТЕОРЕТИЧНІ ОСНОВИ ПРОГНОЗУВАННЯ НАВАНТАЖЕННЯ В ТЕЛЕКОМУНІКАЦІЙНИХ МЕРЕЖАХ	10
1.1.Вимоги до сучасних телекомунікаційних мереж	10
1.2. Методи та моделі прогнозування в телекомунікаційних системах	15
1.3. Використання штучного інтелекту для прогнозування навантаження	19
РОЗДІЛ 2. ДОСЛІДЖЕННЯ МЕТОДІВ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ ДЛЯ ПРОГНОЗУВАННЯ МЕРЕЖЕВОГО НАВАНТАЖЕННЯ	23
2.1. Порівняльний аналіз методів штучного інтелекту для прогнозування телекомунікаційних навантажень	23
2.2. Дослідження факторів впливу на характер мережевого навантаження ...	31
2.3. Формування вимог до інтелектуальної системи прогнозування	37
РОЗДІЛ 3. РОЗРОБКА ТА ВПРОВАДЖЕННЯ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОЇ СИСТЕМИ ПРОГНОЗУВАННЯ НАВАНТАЖЕННЯ	40
3.1. Розробка архітектури інтелектуальної системи прогнозування	40
3.2. Реалізація моделей машинного навчання для прогнозування різних типів навантаження.....	46
3.3. Впровадження та оцінка ефективності розробленої системи	51
ВИСНОВКИ	53
СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ	57

ВСТУП

Актуальність теми. Сучасні телекомунікаційні мережі стикаються з постійно зростаючим обсягом передавання даних, різноманітністю послуг та високими вимогами до якості обслуговування користувачів. Прогнозування навантаження в телекомунікаційних системах стає важливим інструментом для забезпечення безперебійної роботи мереж, уникнення перевантажень та оптимального використання ресурсів. В умовах глобалізації, розвитку Інтернету речей, мобільних додатків та новітніх технологій (зокрема 5G), оптимізація та передбачення навантаження стають критично важливими для ефективного функціонування телекомунікаційних мереж.

Зокрема, використання штучного інтелекту (ШІ) для прогнозування навантаження відкриває нові можливості для автоматичного управління мережами та своєчасного реагування на зміни в трафіку. Враховуючи високий потенціал цих технологій, актуальність теми дослідження є надзвичайно важливою для розвитку телекомунікаційної галузі, зокрема в Україні, де постійно зростають вимоги до якості та надійності телекомунікаційних послуг.

Метою кваліфікаційної роботи є дослідження впровадження інтелектуальної системи прогнозування навантаження в телекомунікаційних мережах, зокрема за допомогою сучасних методів штучного інтелекту.

Задачі дослідження включають:

- вивчення вимог до сучасних телекомунікаційних мереж;
- дослідження методів та моделей прогнозування в телекомунікаційних системах;
- розкрити використання штучного інтелекту для прогнозування навантаження;
- зробити порівняльний аналіз методів штучного інтелекту для прогнозування телекомунікаційних навантажень;
- показати дослідження факторів впливу на характер мережевого навантаження;

- обґрунтувати формування вимог до інтелектуальної системи прогнозування;
- показати розробку архітектури інтелектуальної системи прогнозування;
- визначити реалізацію моделей машинного навчання для прогнозування різних типів навантаження;
- дослідити впровадження та оцінку ефективності розробленої системи.

Об'єктом дослідження є процес прогнозування навантаження в телекомунікаційних мережах з використанням сучасних методів штучного інтелекту, зокрема алгоритмів машинного навчання та глибинного навчання.

Предметом дослідження є штучний інтелект для прогнозування навантаження в телекомунікаційних мережах.

Методами дослідження є способи за допомогою яких можливе повне та ґрунтовне розкриття і дослідження правових напрямків та думок науковців, що стосується питання криміналістичної характеристики та особливостей розслідування незаконного втручання в діяльність судових органів та в роботу автоматизованих систем в органах та установах системи правосуддя.

Методологічну основу дослідження становить сукупність загальнофілософських, загальнонаукових та спеціально-юридичних методів, які було використано в процесі дослідження, зокрема діалектичний метод, метод аналізу, системно-функціональний метод, формально-логічний метод, герменевтичний метод.

У процесі дослідження були використані такі методи, як аналіз наукових публікацій, методи машинного навчання, порівняльний аналіз алгоритмів для прогнозування навантаження, а також методи оцінки ефективності розроблених моделей на основі реальних даних мереж.

Наукова новизна кваліфікаційної роботи полягає в удосконаленні моделей прогнозування навантаження на основі штучного інтелекту та їх адаптації до особливостей українських телекомунікаційних мереж.

Практична значущість результатів полягає в можливості застосування розроблених моделей для підвищення ефективності управління трафіком, зменшення перевантажень та оптимізації ресурсів в телекомунікаційних компаніях, що працюють на території України.

Теоретична значущість кваліфікаційної роботи полягає в розвитку нових підходів до прогнозування навантаження в телекомунікаційних мережах з використанням штучного інтелекту. Практична значущість полягає в створенні інтелектуальної системи, що може бути використана для управління навантаженням в реальних телекомунікаційних мережах, що дозволяє покращити якість обслуговування користувачів та знизити витрати на експлуатацію мереж.

Структура кваліфікаційної роботи. Робота складається з вступу, трьох розділів, 9 підрозділів, загальних висновків, списку використаних джерел.

Повний обсяг дослідження становить 62 сторінки.

РОЗДІЛ 1

ТЕОРЕТИЧНІ ОСНОВИ ПРОГНОЗУВАННЯ НАВАНТАЖЕННЯ В ТЕЛЕКОМУНІКАЦІЙНИХ МЕРЕЖАХ

1.1. Вимоги до сучасних телекомунікаційних мереж

Ключовим інструментом, який визначає якість надання послуг, є угода про рівень обслуговування (SLA), що укладається між провайдером і споживачем. Загалом така угода охоплює як організаційно-економічні аспекти, так і технічні параметри мережевої продуктивності - зокрема швидкість передачі даних (постійна або змінна), надійність з'єднання, а також якість обслуговування трафіку. Всі ці показники зазвичай оцінюються оператором шляхом проведення тестувань [1].

До основних вимог, що висуваються до телекомунікаційних мереж, належать:

- продуктивність - швидкість реакції системи, пропускна здатність та затримки при передачі даних;
- можливість розширення - здатність без труднощів додавати нових користувачів, пристрої, застосунки чи сервіси;
- масштабованість - забезпечення розширення мережі без погіршення її ефективності;
- надійність, збереження та захист інформації - включає дублювання критичних елементів, створення резервних копій тощо;
- безпека передавання даних - використання спеціальних програмних та апаратних рішень для захисту інформації.

Важливою вимогою є масштабованість, тобто здатність мережі адаптуватися до зростання кількості користувачів і збільшення обсягів переданої інформації без зниження якості обслуговування. У цьому контексті важливою є можливість розширення, що дозволяє легко підключати нові пристрої, сервери, сервіси та користувачів без значного втручання в інфраструктуру або порушення

функціонування існуючих систем. Це особливо актуально в умовах стрімкого розвитку Інтернету речей (IoT), хмарних сервісів та мобільного зв'язку п'ятого покоління (5G).

Таблиця 1.1

Вимоги до якості послуг, що надаються мультисервісними мережами зв'язку

Тип інформації	Назва послуги	Тип з'єднання	Швидкість передачі / Обсяг даних	Допустима затримка	Джиттер	Імовірність втрати / помилки
Аудіо	Телефонія	Дуплекс	4–64 кбіт/с	150 мс (відмінна), <400 мс (допустима)	<1 мс	<3%
Відео	Відеоконференція	Дуплекс	384 кбіт/с	150 мс (відмінна), <400 мс (допустима)	<1 мс	<1%
	Передача голосових повідомлень	Симплекс	16–128 кбіт/с	<1 с (відтворення), <2 с (запис)	<10 с	<3%
	Звукове мовлення	Симплекс	4–32 кбіт/с	<10 с	<1 мс	<3%
Дані	Перегляд веб-сторінок	В цілому симплекс	—	<2 с (відмінна), <4 с (допустима)	НН	0
	Передача файлів великого обсягу	В цілому симплекс	10 кБ – 10 МБ	<15 с (відмінна), <60 с (допустима)	НН	0
	Передача нерухомих зображень	Симплекс	100 кБ	<15 с (відмінна), <60 с (допустима)	НН	0
	Доступ до електронної пошти	В цілому симплекс	10 кБ	<2 с (відмінна), <4 с (допустима)	НН	0
	Факс	В цілому симплекс	10 кБ	<30 с/сторінка	НН	10 BER

Не менш значущою вимогою є надійність - телекомунікаційні мережі повинні забезпечувати безперервність надання послуг навіть за умов збоїв або часткового пошкодження окремих компонентів. Для цього застосовуються

резервування каналів, дублювання вузлів, системи аварійного відновлення та автоматичного переключення. Одночасно з цим важливо забезпечити збереження даних та захист від їх спотворення, що досягається шляхом створення резервних копій, використання кодів виявлення і корекції помилок, а також контролю на фізичному та мережевому рівнях.

Особливу увагу сьогодні приділяють безпеці передавання інформації. Усі сучасні мережі повинні мати засоби захисту від несанкціонованого доступу, перехоплення даних, зловмисних атак, вірусів та інших кіберзагроз. Для цього використовуються сучасні шифрувальні протоколи, брандмауери, антивірусні системи, методи аутентифікації та авторизації користувачів. Забезпечення інформаційної безпеки стало одним із головних критеріїв якості телекомунікаційних послуг у XXI столітті.

Сучасні телекомунікаційні мережі формуються на основі потреб користувачів, технологічного прогресу, стандартів галузі та зростаючих обсягів трафіку. Якісна мережа повинна бути гнучкою, масштабованою, захищеною та здатною забезпечити високошвидкісний обмін інформацією з мінімальними затримками, гарантуючи стабільне функціонування широкого спектру послуг - від телефонії до потокового відео, хмарних обчислень і цифрових сервісів нового покоління.

Окрім вищезгаданих вимог, сучасні телекомунікаційні мережі повинні бути універсальними та адаптивними, тобто здатними працювати з різними типами пристроїв, платформ і технологій, що постійно змінюються. Наприклад, мережа повинна підтримувати як традиційні комп'ютери, так і мобільні гаджети, розумні телевізори, побутові пристрої, датчики IoT та інші елементи цифрової інфраструктури. Це передбачає підтримку широкого спектру протоколів, форматів даних і стандартів зв'язку, зокрема IPv6, LTE, 5G, Wi-Fi 6, Bluetooth та інші.

У сучасних умовах також надзвичайно актуальною стає енергоефективність телекомунікаційних мереж. Зростання кількості користувачів, обсягу переданої інформації та кількості мережевих пристроїв

призводить до значного споживання електроенергії. Тому розробники і оператори мереж впроваджують енергозберігаючі технології, оптимізують алгоритми обробки даних і використовують сучасне обладнання з мінімальним енергоспоживанням.

Ще одним важливим напрямком розвитку є інтелектуалізація мереж - впровадження елементів штучного інтелекту та машинного навчання для автоматичного керування трафіком, виявлення аномалій, прогнозування навантажень і оптимізації ресурсів. Інтелектуальні системи дозволяють адаптувати роботу мережі до змін у режимі реального часу, покращують якість обслуговування та знижують ризики збоїв або перевантажень.

В умовах цифрової трансформації суспільства важливо також забезпечити високу доступність телекомунікаційних послуг у різних регіонах, зокрема у сільській місцевості, гірських або віддалених районах. Це вимагає побудови гнучкої та розподіленої інфраструктури, використання супутникових технологій зв'язку, мобільних базових станцій і бездротових рішень нового покоління.

Сучасні телекомунікаційні мережі повинні бути не лише технічно досконалими, а й орієнтованими на майбутнє - здатними до постійного оновлення, масштабування, самоуправління і забезпечення високого рівня якості обслуговування користувачів в умовах динамічних змін технологічного середовища.

Ще одним критично важливим аспектом у розвитку телекомунікаційних мереж є забезпечення якості обслуговування (QoS – Quality of Service). У сучасних умовах користувачі очікують не лише швидкого, а й стабільного з'єднання без розривів, затримок або втрат даних. Це особливо важливо для реального часу – таких сервісів, як відеоконференції, IP-телефонія, онлайн-ігри, потокове відео. Якість обслуговування оцінюється за кількома параметрами: затримка, джиттер, втрати пакетів, пропускна здатність. Для кожного типу трафіку встановлюються різні пріоритети, що дозволяє мережі динамічно розподіляти ресурси й забезпечувати найвищу ефективність.

Угода про рівень обслуговування (SLA – Service Level Agreement) стала ще одним ключовим механізмом у сучасному телекомунікаційному середовищі. SLA – це договір між постачальником і споживачем послуг, у якому фіксуються всі ключові технічні і організаційні параметри: мінімально гарантована швидкість передачі даних, час доступності сервісу, максимально допустимі затримки, відсоток втрати пакетів, гарантії щодо відновлення роботи у разі аварій та інше. Такий підхід дозволяє не лише чітко визначати зобов'язання сторін, а й об'єктивно оцінювати якість наданих послуг, що особливо важливо для бізнесу та критичних інфраструктур.

Сучасні телекомунікаційні мережі дедалі частіше будуються за моделлю хмарних технологій, що дозволяє гнучко масштабувати ресурси, зменшувати витрати на інфраструктуру і забезпечувати високу доступність послуг незалежно від географічного розташування користувача. Хмарні сервіси підтримуються потужними центрами обробки даних, які потребують високошвидкісних і стабільних каналів зв'язку, розвиненої системи маршрутизації та ефективного керування навантаженням.

У зв'язку зі зростанням ризиків у цифровому середовищі особливої уваги набуває кібербезпека телекомунікаційних систем. Йдеться не лише про захист даних користувача, а й про безпеку критичних інфраструктур, урядових установ, енергетичних, фінансових і медичних систем. Телекомунікаційна мережа має бути здатною до виявлення і нейтралізації загроз у реальному часі, забезпечуючи при цьому неперервність роботи та недоторканність переданої інформації. Надійні засоби шифрування, системи виявлення вторгнень, мультифакторна автентифікація і регулярне оновлення програмного забезпечення - невід'ємні складові такої безпеки.

Підсумовуючи, можна зазначити, що вимоги до сучасних телекомунікаційних мереж формуються в умовах глобалізації, діджиталізації та безперервного технологічного прогресу. Високий рівень продуктивності, гнучкість, масштабованість, надійність, безпека та орієнтація на користувача - це ті основоположні принципи, які визначають напрям розвитку

телекомунікаційної інфраструктури сьогодення і майбутнього. Саме на їх основі формуються стратегічні рішення, інвестиційна політика і технічні стандарти, що дозволяють задовольнити потреби сучасного суспільства в надійних та ефективних засобах зв'язку.

1.2. Методи та моделі прогнозування в телекомунікаційних системах

У телекомунікаційних системах методи та моделі прогнозування відіграють надзвичайно важливу роль, оскільки дозволяють ефективно планувати розвиток мереж, оптимізувати ресурси, передбачати навантаження та запобігати потенційним збоєм. З огляду на стрімке зростання обсягів переданої інформації, кількості користувачів і рівня складності мережевих структур, традиційні підходи до управління мережею поступово замінюються на інтелектуальні прогностичні системи, які базуються на математичних, статистичних та машинних методах аналізу даних [1].

Одним із найпоширеніших методів прогнозування є регресійний аналіз, що дозволяє виявити залежність між показниками функціонування мережі (наприклад, трафіком, затримками, пропускнуою здатністю) та зовнішніми або внутрішніми факторами. Лінійні та нелінійні регресійні моделі дають змогу з достатньою точністю оцінювати майбутній стан системи за наявними історичними даними. Водночас у складніших випадках, коли залежності між змінними є багатовимірними або нестійкими, використовують нейромережеві моделі, які добре пристосовуються до динаміки реального часу.

Значного поширення набули авторегресивні моделі (ARIMA, SARIMA), які ефективно використовуються для прогнозування телекомунікаційного трафіку на основі часових рядів. Вони дозволяють враховувати сезонність, тренди, стохастичні коливання, а також вплив короткотермінових та довготермінових змін на навантаження мережі. Такі моделі особливо корисні для

планування ресурсів у пікові періоди, розміщення обладнання або побудови резервних каналів зв'язку [2].

Важливим інструментом також є імітаційне моделювання, яке дозволяє на основі певних сценаріїв створювати віртуальні копії мереж і оцінювати, як система функціонуватиме за різних умов. Імітаційні моделі враховують безліч параметрів - від кількості користувачів і типів трафіку до географічного розташування елементів мережі. Цей підхід широко використовується для тестування нових технологій (наприклад, впровадження 5G або SDN) без ризику для реального середовища.

У сучасних телекомунікаційних системах також активно впроваджуються методи машинного навчання - кластеризація, дерева рішень, підтримка векторів, глибоке навчання, які дозволяють не лише прогнозувати події, а й виявляти приховані закономірності, аномалії та потенційні загрози. Наприклад, на основі аналізу поведінки користувачів система може передбачити пікові навантаження або ймовірність відмови обладнання, що дає змогу вчасно вжити заходів щодо оптимізації або технічного обслуговування [3].

Окрему категорію становлять байєсівські методи прогнозування, які використовують апіорну інформацію та постійно оновлюють прогнози на основі нових даних. Це дозволяє адаптувати модель до змін у зовнішньому середовищі і підвищити її точність у довготривалому плануванні.

Також не можна не згадати про теорію масового обслуговування, яка використовується для моделювання процесів обробки запитів у мережі, черг, часу обслуговування тощо. Це дозволяє прогнозувати поведінку системи при зміні кількості клієнтів або навантаження, що важливо для управління якістю обслуговування (QoS) [4].

Загалом застосування методів і моделей прогнозування у телекомунікаціях дозволяє не лише підвищити ефективність функціонування мереж, а й забезпечити їхню гнучкість, адаптивність і здатність до самоуправління. З огляду на динамічність розвитку інформаційних технологій, роль прогнозування стає

дедалі важливішою у формуванні стратегій розвитку телекомунікаційних систем майбутнього.

У контексті практичного застосування методів прогнозування в телекомунікаційних системах важливо розглянути, як ці підходи реалізуються на рівні провайдерів та операторів мобільного зв'язку. Наприклад, великі телеком-компанії, як-от Vodafone, Київстар чи Lifecell, активно впроваджують аналітичні платформи, що базуються на Big Data та AI-технологіях для прогнозування навантажень у мережі, управління трафіком та забезпечення безперебійного доступу до послуг, особливо в години пік або в надзвичайних ситуаціях [5].

На глобальному рівні компанії на кшталт AT&T, Verizon або Huawei використовують комплексні системи моніторингу на основі штучного інтелекту, які в режимі реального часу збирають дані з мільйонів пристроїв, обробляють їх, і генерують прогнози щодо потенційних точок перевантаження, відмов або несанкціонованого доступу. Це дозволяє запроваджувати превентивне технічне обслуговування (predictive maintenance), знижуючи витрати та мінімізуючи ризики [6].

Особливої уваги заслуговує використання прогнозування у сфері мереж наступного покоління (5G та майбутнє 6G). Тут необхідно враховувати не лише технічні параметри трафіку, а й мобільність користувачів, зміну топології мережі, підключення великої кількості пристроїв Інтернету речей (IoT), що створює додаткове навантаження та потребує точного прогнозування. Наприклад, Self-Organizing Networks (SON) у 5G включають модулі прогнозування, які автоматично змінюють конфігурацію мережі для підтримки оптимального рівня обслуговування [7].

У перспективі, із розвитком хмарних технологій, віртуалізації мережевих функцій (NFV) та мережевої функціональності на основі програмного забезпечення (SDN), значення методів прогнозування тільки зростатиме. Ці інфраструктури є гнучкими та адаптивними, тому ефективність їхнього використання прямо залежить від здатності точно передбачити потреби користувачів і навантаження системи в конкретний момент часу.

Ще одним важливим напрямом використання методів прогнозування в телекомунікаційних системах є аналіз поведінки користувачів. Завдяки збиранню анонімізованих даних про дії абонентів у мережі - частоту користування певними сервісами, геолокацію, типи пристроїв - оператори можуть створювати індивідуальні профілі та прогнозувати потреби абонентів. Це дозволяє не лише оптимізувати мережеві ресурси, а й формувати персоналізовані пропозиції, що підвищує рівень задоволеності клієнтів та зменшує ризик відтоку [8].

У контексті кібербезпеки прогнозування також відіграє ключову роль. Сучасні системи виявлення загроз (IDS/IPS) дедалі частіше інтегрують прогностичні моделі, які виявляють аномалії в трафіку ще до того, як відбудеться атака. Це забезпечується за допомогою алгоритмів класифікації, кластеризації та нейронних мереж, які постійно навчаються на основі великого масиву подій, що відбулися в мережі [9].

У майбутньому прогнозування стане основою для автономного управління телекомунікаційними мережами, де ключові процеси - як-от маршрутизація, балансування навантаження, розподіл пропускну здатності - виконуватимуться без участі людини. Уже зараз компанії тестують системи, здатні автоматично реагувати на зміну мережевих умов відповідно до заздалегідь побудованих прогнозних сценаріїв [10].

Таким чином, сучасні телекомунікаційні системи переходять від реактивного управління до прогнозно-адаптивного підходу, де ключову роль відіграють передові математичні моделі, алгоритми машинного навчання та великі обсяги даних. Це не лише підвищує ефективність управління мережею, а й дозволяє створювати інноваційні послуги, що відповідають потребам як індивідуальних користувачів, так і бізнесу.

1.3. Використання штучного інтелекту для прогнозування навантаження

Сучасні телекомунікаційні системи функціонують в умовах постійного зростання обсягу даних, підключення нових пристроїв та зміни моделей поведінки користувачів. У таких умовах забезпечення стабільної роботи мережі стає дедалі складнішим завданням, що потребує не лише моніторингу в реальному часі, а й здатності прогнозувати майбутні навантаження. Одним із найефективніших інструментів для цього є штучний інтелект (ШІ), зокрема методи машинного навчання (ML) та глибокого навчання (DL) [11].

ШІ дозволяє аналізувати великі обсяги історичних даних про трафік, поведінку користувачів, часові патерни та технічні параметри мережі для побудови моделей, які можуть передбачати навантаження з високою точністю.

Найпоширенішими підходами є:

- лінійна регресія та ARIMA-моделі, що використовуються для базового часово-серійного прогнозування;
- нейронні мережі, зокрема LSTM (Long Short-Term Memory) - для обробки часових рядів з довготривалими залежностями;
- рекурентні нейронні мережі (RNN) - для прогнозування трафіку на основі поведінки користувачів;
- гібридні моделі, які поєднують статистичні методи і глибоке навчання, наприклад ARIMA+LSTM [12].

Приклади використання є наступні:

1. Мобільні оператори використовують ШІ для прогнозування пікових навантажень у густонаселених районах або під час масових заходів (концерти, свята). На основі цих даних автоматично переналаштовуються базові станції або додаються тимчасові ресурси (наприклад, мобільні вежі).

2. Хмарні провайдери застосовують ШІ для адаптивного розподілу ресурсів між користувачами - якщо прогнозується збільшення запитів у певному регіоні, система завчасно виділяє більше обчислювальної потужності.

3. Телекомунікаційні дата-центри використовують AI для балансування навантаження між серверами, зменшуючи час відгуку та енергоспоживання.

Переваги використання ШІ насамперед є:

- точність, тобто завдяки самонавчанню моделі постійно вдосконалюються та адаптуються до нових умов;
- швидкість прийняття рішень, тобто AI обробляє дані в режимі реального часу і миттєво видає прогноз;
- масштабованість, тобто моделі можуть застосовуватись у глобальних мережах без потреби повного переналаштування;
- оптимізація витрат, що дозволяє уникати перевитрат на інфраструктуру завдяки точному плануванню.

Хоча ШІ демонструє вражаючі результати, існують і певні труднощі. До них належать:

- необхідність у великій кількості якісних історичних даних;
- складність інтерпретації результатів складних моделей (так званий “чорний ящик”);
- ризик помилкового прогнозу у випадках незапланованих подій (техногенних катастроф, вірусних атак тощо) [13].

Штучний інтелект у прогнозуванні навантаження в телекомунікаційних системах також дозволяє забезпечити підвищену ефективність ресурсів, що є особливо важливим для сучасних мереж, які стикаються з величезними обсягами даних і постійно зростаючими вимогами до пропускну здатності. Завдяки методам ШІ можна передбачити, де і коли мережа може бути перевантажена, а також розподілити ресурси в реальному часі, щоб уникнути затримок та збоїв.

Одним із ключових напрямів є застосування передбачуваних моделей для оптимізації трафіку. Це дозволяє операторам мереж автоматично коригувати маршрути передачі даних, виявляти потенційні проблеми до їх виникнення та оперативно реагувати на зміни навантаження. Наприклад, в умовах великих заходів, коли десятки тисяч людей одночасно підключаються до мережі,

прогностичні моделі на основі ШІ дозволяють планувати підвищення пропускнуєї здатності в найпотрібніших зонах та уникати перевантажень.

Алгоритми машинного навчання здатні виявляти приховані патерни в трафіку, які не були очевидними для традиційних аналітичних підходів. Це особливо важливо в умовах динамічних змін у поведінці користувачів, таких як зміна інтенсивності трафіку в залежності від часу доби, місця розташування або популярних додатків. Завдяки постійному моніторингу і аналізу даних, моделі на основі ШІ можуть прогнозувати майбутнє навантаження і заздалегідь оптимізувати мережу для забезпечення стабільності роботи [14].

Особливо актуальним є впровадження інтелектуальних алгоритмів для адаптивного управління мобільними мережами. Наприклад, у мережах 5G ШІ може використовуватися для прогнозування поведінки користувачів на основі геолокаційних даних, історії їхніх переміщень та активності в мережі. Це дозволяє мережам самостійно переналаштовуватись і забезпечувати рівномірне розподілення навантаження без втручання людини. Також можна спрогнозувати, де будуть виникати найбільші навантаження (наприклад, в регіонах з високою щільністю населення), і вчасно вжити заходів для їх зниження.

Інтеграція ШІ з хмарними технологіями дозволяє обробляти величезні масиви даних і виводити прогнози для глобальних мереж. Хмарні платформи забезпечують необхідні потужності для реалізації складних алгоритмів і дозволяють масштабувати прогнози в залежності від потреби. Наприклад, у випадку аварійних ситуацій або непередбачуваних навантажень хмара може автоматично перенаправляти ресурси та оптимізувати використання мережевих елементів [15].

Прогнозування навантаження за допомогою ШІ також включає в себе аналіз та прогнозування трафіку в реальному часі. Ці моделі працюють на основі отримання даних з безлічі точок, включаючи мережеві елементи, користувацькі пристрої та зовнішні фактори (наприклад, погода або масові заходи). За допомогою цих даних модель прогнозує ймовірність появи високих навантажень у мережі та може динамічно змінювати поведінку мережі для оптимального

функціонування. Крім того, прогнози дозволяють виявляти аномалії або потенційні проблеми, такі як некоректний трафік, що може свідчити про напади або збої в роботі систем.

З розвитком мереж 5G і майбутніх поколінь 6G, прогнозування навантаження за допомогою штучного інтелекту набуває ще більшої значущості. Мережі нового покоління характеризуються високою швидкістю, низькою затримкою та підтримкою великої кількості підключених пристроїв (Інтернет речей, автономні транспортні засоби, розумні міста). Для ефективного управління такими мережами необхідно вміти прогнозувати навантаження з максимальною точністю і заздалегідь оптимізувати ресурси для забезпечення безперервної роботи. AI може використовуватися для адаптації до змінюваних умов, зокрема у разі масового підключення великої кількості пристроїв або появи нових послуг [16].

Узагальнюючи, можна сказати, що використання штучного інтелекту для прогнозування навантаження в телекомунікаційних системах є одним з найперспективніших напрямів сучасної інформатики й інженерії зв'язку. Його ефективна реалізація дозволяє забезпечити високу якість обслуговування, стабільність мережі та зниження операційних витрат.

РОЗДІЛ 2

ДОСЛІДЖЕННЯ МЕТОДІВ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ ДЛЯ ПРОГНОЗУВАННЯ МЕРЕЖЕВОГО НАВАНТАЖЕННЯ

2.1. Порівняльний аналіз методів штучного інтелекту для прогнозування телекомунікаційних навантажень

У сучасних телекомунікаційних мережах ефективне управління ресурсами значною мірою залежить від точності прогнозування навантажень. Швидке зростання обсягу даних, розширення мереж 5G, активне використання мобільних застосунків, потокових сервісів, інтернету речей (IoT) та віддаленої роботи створює постійно змінюване й складне середовище, що потребує інтелектуальних рішень для прогнозування мережевої активності. У цьому контексті методи штучного інтелекту (ШІ) демонструють велику ефективність, гнучкість і здатність адаптації до динамічних змін. Основна мета даного аналізу - порівняти найпоширеніші підходи, що застосовуються для прогнозування телекомунікаційних навантажень, оцінити їх переваги, недоліки, точність і практичну придатність у реальних умовах [17].

Насамперед варто відзначити класичні методи машинного навчання, які широко використовуються в телеком-галузі. Серед них найпопулярнішими є регресійні моделі, дерева рішень, метод опорних векторів (SVM), а також ансамблеві методи - такі як Random Forest та Gradient Boosting. Регресійні моделі дозволяють створювати лінійні або поліноміальні залежності між історичними даними про навантаження та прогнозованими значеннями. Їхня перевага полягає у простоті інтерпретації, однак вони мають обмежену здатність моделювати складні нелінійні взаємозв'язки, притаманні телекомунікаційним даним. Деревя рішень і Random Forest краще справляються з нелінійністю та дають точніші результати, але їх продуктивність може знижуватися за наявності шуму в даних. Крім того, ці методи потребують ретельного налаштування гіперпараметрів і попередньої обробки даних.

На відміну від класичних підходів, глибинне навчання (deep learning) забезпечує вищу гнучкість у роботі з великими обсягами даних і складними патернами. Зокрема, нейронні мережі, такі як багатошарові перцептрони (MLP), згорткові нейронні мережі (CNN) та рекурентні нейронні мережі (RNN), показують чудові результати у прогнозуванні тимчасових рядів, до яких належать телекомунікаційні навантаження. Особливо варто виділити архітектуру LSTM (Long Short-Term Memory) - різновид RNN, яка зберігає інформацію про попередні стани протягом довгого часу. LSTM і GRU (Gated Recurrent Unit) дозволяють ефективно моделювати довготривалі залежності, що критично важливо для точного прогнозування періодичності та пікових навантажень. Їх головним недоліком є висока обчислювальна складність, необхідність великих навчальних вибірок і тривалий час тренування моделей [18].

Останнім часом активного розвитку набули гібридні моделі, які поєднують переваги різних методів. Наприклад, поєднання LSTM з CNN дозволяє водночас виявляти просторові та часові патерни, що важливо для прогнозування трафіку в мережах із великою кількістю вузлів. Також популярними стали підходи, які поєднують нейромережі з традиційними статистичними моделями, такими як ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average). Така інтеграція дозволяє покращити стабільність прогнозів і знизити похибки. Однак розробка гібридних моделей вимагає значного досвіду в налаштуванні архітектури, а також великих обчислювальних ресурсів.

Окрему категорію становлять методи з використанням навчання з підкріпленням (reinforcement learning), які можуть адаптивно керувати ресурсами в реальному часі, реагуючи на зміну навантажень. У цих системах агент навчається шляхом взаємодії з навколишнім середовищем, отримуючи винагороду за прийняття оптимальних рішень. Наприклад, така система може навчитися динамічно розподіляти пропускну здатність мережі відповідно до зміни трафіку. Проте через складність реалізації та високу вимогливість до

даних, ці методи поки що використовуються переважно в експериментальних розробках [19].

Ще одним перспективним напрямом є використання трансформерів (transformers), які показали себе надзвичайно ефективними у задачах прогнозування часових рядів, зокрема у сфері фінансів і енергетики. Їхня здатність паралельно обробляти великі масиви даних і захоплювати довготривалі залежності робить трансформери привабливими для прогнозування телекомунікаційного трафіку, особливо у великих мережах із мільйонами користувачів. Наприклад, моделі типу Temporal Fusion Transformer (TFT) та Informer активно тестуються для цих завдань [20].

Якщо завдання полягає в побудові базової моделі для невеликої мережі з обмеженими даними, доцільно використовувати прості методи машинного навчання - регресії або дерева рішень. У випадках, коли необхідна висока точність у складних середовищах із великою варіативністю навантажень, краще надавати перевагу нейронним мережам, зокрема LSTM, GRU або трансформерам. Для задач із адаптивним управлінням ресурсами в режимі реального часу найбільш підходять підходи навчання з підкріпленням. У свою чергу, гібридні моделі є оптимальним рішенням для складних задач із вимогами до надійності та гнучкості, але їх реалізація потребує більше ресурсів і спеціалізованих знань.

Крім суто технічних аспектів, важливо враховувати й практичні виклики, що супроводжують впровадження систем на основі штучного інтелекту в телекомунікаційну інфраструктуру. Одним із ключових бар'єрів є якість і повнота вхідних даних. ШІ-моделі надзвичайно чутливі до вхідної інформації: пропуски в даних, шум, неправильне масштабування чи недостатній обсяг історичної інформації можуть істотно вплинути на точність прогнозів. Відтак, ефективна попередня обробка даних (data preprocessing) є обов'язковою умовою для досягнення високої продуктивності моделей [21].

Ще однією важливою проблемою є інтерпретованість моделей. Хоча нейромережі, зокрема LSTM чи трансформери, забезпечують високу точність,

вони є своєрідними “чорними скриньками” - складно зрозуміти, як саме модель приймає ті чи інші рішення. Для операторів телекомунікаційних мереж це створює складнощі в обґрунтуванні рішень, особливо в умовах аварійних ситуацій чи пікових навантажень. Тому в деяких випадках доцільніше використовувати інтерпретовані моделі, навіть якщо вони дещо поступаються у точності - наприклад, лінійні регресії або дерева рішень із візуалізацією важливості ознак.

Важливим аспектом також є масштабованість обраного рішення. Для великих операторів із мільйонами користувачів важливо, щоб модель могла обробляти великі обсяги даних у режимі реального часу. У цьому контексті великі переваги має використання хмарних платформ, які забезпечують гнучкість, масштабованість і можливість використання передових інструментів машинного навчання, таких як Google Cloud AI, Amazon SageMaker, Azure ML тощо. Такі платформи дозволяють будувати цілісні конвеєри обробки даних - від збору й очищення до тренування моделі, її валідації та розгортання в експлуатаційному середовищі [22].

У рамках практичних кейсів, світові телеком-гіганти вже впроваджують ІІІ для прогнозування навантажень. Наприклад, NTT Docomo в Японії застосовує гібридні моделі глибинного навчання для передбачення пікових навантажень у мегаполісах, що дає змогу своєчасно перерозподіляти ресурси. Huawei та Ericsson використовують AI-моделі для динамічного планування мережі та оптимізації розміщення базових станцій. AT&T впроваджує алгоритми навчання з підкріпленням для самонавчальних систем управління трафіком. Усі ці приклади свідчать про високий потенціал ІІІ у сфері телекомунікацій.

Крім комерційного застосування, наукова спільнота також активно досліджує цю тематику. У численних академічних роботах доведено ефективність поєднання LSTM з attention-механізмами, що покращує здатність моделі фокусуватись на релевантних моментах у часових рядах. Крім того, проводяться експерименти з використанням графових нейронних мереж (GNN), які дозволяють враховувати топологію мережі при прогнозуванні навантажень у

різних вузлах. Це особливо актуально для мобільних мереж нового покоління, де просторовий фактор відіграє значну роль.

Перспективи розвитку даної сфери також пов'язані з використанням федеративного навчання (federated learning), що дозволяє тренувати моделі на розподілених пристроях без необхідності передавати дані до центрального серверу. Такий підхід забезпечує високий рівень конфіденційності - критично важливий аспект у телекомунікаційній галузі, де обробляється персональна інформація користувачів [23].

У сучасних телекомунікаційних мережах ефективне прогнозування навантажень є ключовим фактором для забезпечення стабільної роботи та оптимального розподілу ресурсів. Використання методів штучного інтелекту дозволяє моделювати складні закономірності в трафіку, передбачати пікові навантаження та своєчасно реагувати на зміни. Для вибору оптимального алгоритму необхідно розглянути основні характеристики, переваги і недоліки різних підходів до машинного навчання і глибинного навчання. Нижче наведена таблиця 2.1, що узагальнює технічні особливості найпоширеніших методів, застосовуваних у цій галузі [24].

Таблиця 2.1

Основні характеристики методів ШІ для прогнозування телекомунікаційних навантажень

Метод	Тип моделі	Здатність до нелінійності	Час тренування	Вимоги до даних	Основна сфера застосування
Лінійна регресія	Класичний ML	Низька	Низький	Помірні	Просте прогнозування, базові задачі
Дерева рішень	Класичний ML	Середня	Середній	Помірні	Прогнозування з обмеженим шумом

Random Forest	Ансамблевий метод	Висока	Середній/високий	Високі	Задачі з нелінійною залежністю
SVM	Класичний ML	Висока	Високий	Помірні/високі	Класифікація та регресія
MLP (нейронна мережа)	Глибинне навчання	Висока	Високий	Високі	Прогнозування складних патернів
LSTM/GRU	Рекурентні нейронні	Дуже висока	Дуже високий	Дуже високі	Прогнозування часових рядів
Трансформери	Глибинне навчання	Дуже висока	Дуже високий	Дуже високі	Великомасштабне прогнозування
Навчання з підкріпленням	Інтелектуальне управління	Висока	Дуже високий	Дуже високі	Динамічне управління ресурсами

Розглянувши основні характеристики методів штучного інтелекту, можна зробити висновок, що кожен із них має свої сильні та слабкі сторони, які варто враховувати при виборі алгоритму для прогнозування телекомунікаційних навантажень. Прості моделі, такі як лінійна регресія, підходять для задач із незначною складністю та малим обсягом даних, забезпечуючи швидкість і прозорість результатів. Для більш складних сценаріїв із нелінійними залежностями кращими є ансамблеві методи або рекурентні нейронні мережі, що дозволяють враховувати часові ряди і динамічні зміни у трафіку. Глибинні архітектури, зокрема трансформери, демонструють високу точність при роботі з великими обсягами даних, однак потребують значних обчислювальних ресурсів і часу на навчання.

Вибір конкретного методу має базуватися на балансі між точністю прогнозу, швидкістю обробки та наявними ресурсами, а також на специфіці задачі і вимогах до масштабованості системи. У телекомунікаційній галузі

зростає популярність гібридних рішень, що поєднують різні підходи для досягнення оптимальних результатів [25].

Для повного розуміння ефективності різних методів штучного інтелекту важливо розглянути не лише їх технічні характеристики, а й переваги та недоліки з точки зору практичного застосування у телекомунікаційних системах. Це дозволяє зробити обґрунтований вибір алгоритму, який найкраще відповідатиме вимогам конкретного проекту, з урахуванням ресурсів, складності задачі та специфіки оброблюваних даних. У наступній таблиці 2.2 наведено детальний аналіз сильних і слабких сторін популярних методів, а також рекомендації щодо їх оптимального застосування.

Таблиця 2.2

Переваги та недоліки методів ШІ для телекомунікацій

Метод	Переваги	Недоліки	Рекомендації для застосування
Лінійна регресія	Простота, швидкість, інтерпретованість	Обмежена точність, неспроможність моделювати складні залежності	Для базових прогнозів з невеликою складністю
Дерева рішень	Інтуїтивність, здатність працювати з шумом	Схильність до перенавчання	Для середньої складності задач
Random Forest	Висока точність, стабільність	Високі обчислювальні ресурси	Для задач з великим обсягом даних
SVM	Ефективність на малих вибірках	Потребує налаштування ядра і параметрів	Для задач з малими вибірками даних
MLP	Гнучкість, можливість моделювання складних патернів	Тривале навчання, "чорна скринька"	Для складних задач з великим набором даних
LSTM/GRU	Відмінне прогнозування часових рядів	Висока складність, потреба у великих даних	Для прогнозування часових рядів

Трансформери	Потужність, обробка великих обсягів, довготривалі залежності	Дуже висока обчислювальна вартість	Для великих мереж і складних часових рядів
Навчання з підкріпленням	Адаптивність, динамічне управління	Складність реалізації, потреба у великій кількості даних	Для автоматичного управління ресурсами

Проаналізувавши переваги та недоліки основних методів штучного інтелекту для прогнозування телекомунікаційних навантажень, можна відзначити, що вибір алгоритму має ґрунтуватися на балансі між точністю прогнозу, складністю реалізації та ресурсними обмеженнями. Для простих і швидких рішень варто обирати легкі та інтерпретовані моделі, такі як лінійна регресія або дерева рішень. Якщо ж задача вимагає роботи з великими обсягами даних і складними залежностями, кращим вибором стануть ансамблеві методи або глибинні нейронні мережі, зокрема LSTM і трансформери. Навчання з підкріпленням актуальне для задач адаптивного управління, де система повинна самостійно реагувати на змінні умови [26].

Врахування специфіки конкретної телекомунікаційної мережі, а також можливостей апаратного забезпечення дозволить максимально ефективно застосувати штучний інтелект для покращення якості прогнозування і, відповідно, підвищення продуктивності мережі.

Отже, вибір конкретного методу ШІ для прогнозування телекомунікаційного навантаження має базуватися на цілях дослідження, доступності даних, обчислювальних можливостях та вимогах до точності. Подальший розвиток цієї галузі пов'язаний із інтеграцією різних інтелектуальних підходів, вдосконаленням алгоритмів, підвищенням якості вхідних даних і розвитком хмарних рішень, які дозволяють масштабувати аналітичні моделі для мереж будь-якого рівня складності.

2.2. Дослідження факторів впливу на характер мережевого навантаження

При перевантаженні мережі її продуктивність (кількість оброблених пакетів) наближається до нуля, а час затримки — до нескінченності. Зазвичай перевантаження виникає через коливання трафіку або вихід з ладу будь-якого з елементів мережі. Така ситуація може призвести до порушення зобов'язань щодо якості обслуговування існуючих з'єднань, а також до неможливості встановлення нових з'єднань з необхідним рівнем якості. У роботі [27] зазначено, що в умовах перевантаження продуктивність мережі може бути нижчою, ніж у випадку застосування механізмів динамічного керування доступом до ресурсів та контролю за їх параметрами.

Управління потоками даних передбачає використання системних методів і алгоритмів керування трафіком (Traffic Engineering, TE), спрямованих на оптимізацію роботи мережі [28]. TE включає комплекс взаємопов'язаних мережевих елементів, систему моніторингу стану мережі та інструменти конфігурації, що дають змогу завчасно, за допомогою прогнозування стану та тенденцій розвитку трафіку, запобігати можливим небажаним ситуаціям.

Головним завданням TE є ефективне управління пропускнуою здатністю мережі. Сучасні телекомунікаційні мережі використовують різноманітні методи TE, більшість з яких передбачають зовнішнє параметрування, тобто передачу параметрів трафіку безпосередньо алгоритмам керування. Деякі підходи, наприклад мультипротокольна комутація пакетів за мітками (MPLS), яка дозволяє інкапсулювати різні протоколи передачі даних і працює незалежно від механізмів передачі, підтримують модифікацію або заміну вбудованих алгоритмів керування [29].

Для ефективного управління ресурсами мережі застосовуються такі методи [7]:

- визначення профілю навантаження мережевої ланки на основі аналізу її пропускнуої здатності;

- прогнозування фрактального трафіку, що базується на оцінках статистичних характеристик другого порядку та властивості масштабної інваріантності, що дозволяє, використовуючи історичні дані, прогнозувати майбутні показники трафіку і можливі аномалії з урахуванням кратно-масштабних коефіцієнтів кореляції;

- динамічне керування розподілом навантаження віртуальних з'єднань із урахуванням фрактального характеру трафіку;

- методи перерозподілу пропускної здатності віртуальних з'єднань, що враховують пріоритети та конкуренцію між інтегрованими потоками даних при динамічному резервуванні ресурсів.

Більшість методів керування трафіком поділяються на алгоритми зі зворотним зв'язком (feedback) та без нього. Методики без зворотного зв'язку не враховують поточний стан мережі, приймаючи рішення про відкидання пакетів і планування роботи мережевих ділянок на основі заздалегідь заданих параметрів.

Здійснюють моніторинг виникнення перевантажень, інформують інші ділянки мережі про проблеми та впроваджують заходи для їх усунення. Моніторинг мережі включає збір таких показників [30]:

- відсоток пакетів, які не були оброблені через переповнення буферів;
- середня довжина черги;
- відсоток пакетів, що передані повторно через відсутність підтвердження отримання;
- середнє та середньоквадратичне відхилення часу затримки пакетів.

Зростання цих показників свідчить про збільшення навантаження або появу перевантаження. Алгоритми із явним зворотним зв'язком можуть надавати бінарну інформацію про наявність перевантаження або детальні дані про його рівень.

Проаналізувавши методи керування трафіком і забезпечення якості обслуговування (QoS) у TCP/IP мережах, можна відзначити, що ключовим завданням є ефективне управління пропускною здатністю, зокрема за допомогою

розподілу смуги пропускання. Алгоритми без зворотного зв'язку спрямовані на попередження перевантажень, тоді як виявлення і управління ними відбувається за допомогою алгоритмів із зворотним зв'язком, що враховують поточний стан мережі. Тому використання методів прогнозування мережевого трафіку в реальному часі у алгоритмах керування чергами може підвищити їх ефективність.

Розглянемо методи і моделі, які найчастіше застосовуються для прогнозування трафіку, та оціню їх придатність для реального часу.

Метод прогнозування - це сукупність операцій і прийомів, що дозволяють передбачити майбутній розвиток процесу, тобто послідовність дій для отримання прогнозу [31].

Прогностична модель - це функціональне представлення, яке адекватно описує процес, що досліджується, і служить основою для визначення його майбутніх значень.

За оцінками фахівців, існує близько 150 методів прогнозування, але на практиці використовують переважно 15-20 [10].

Загальна класифікація методів прогнозування поділяє їх на кількісні (формалізовані) і якісні (інтуїтивні).

Кількісні методи базуються на аналізі спостережень за зміною параметрів або статистично достовірних залежностях, що описують процес (наприклад, аналіз часових рядів, причинно-наслідкове моделювання). Вони застосовуються, якщо інформація про об'єкт прогнозування носить переважно кількісний характер, а вплив факторів можна описати математично.

Якісні методи ґрунтуються на експертних оцінках (наприклад, методи експертних оцінок, моделі очікувань споживача), використовуються у випадках, коли кількісні дані відсутні або мають якісний характер, а вплив факторів важко формалізувати.

Ці дві групи методів можна додатково поділити за принципом роботи і способом отримання прогнозованої інформації.

Кількісні методи діляться на екстраполяційні та моделювальні.

До екстраполяційних належать методи ковзного середнього, експоненціального згладжування, найменших квадратів, які широко застосовуються через простоту, низькі витрати і відсутність потреби в великій статистичній базі. Вони передбачають, що основні чинники впливу збержуться, а процес розвиватиметься за плавною математично описуваною траєкторією.

До моделювальних методів входять інформаційне моделювання (патентне, публікаційне), статистичне моделювання, логічне моделювання (наприклад, прогнозна аналогія, «дерево цілей»).

Дані мережевого трафіку можна розглядати як часовий ряд - послідовність значень, отриманих через рівні проміжки часу, що описує процес у часі. Методи прогнозування часових рядів почали застосовувати для аналізу мережевого трафіку відносно недавно [32].

Задача прогнозування часових рядів не є новою, але вона залишається актуальною, адже постійно з'являються нові алгоритми і методики прогнозування [12].

У дослідженнях, присвячених цій темі, найчастіше розглядають авторегресійні моделі прогнозування, а моделі на основі нейронних мереж використовують рідше. Крім того, існує велика кількість алгоритмів прогнозування часових рядів і їхніх варіацій, а вивчення кожного з них є досить складним і трудомістким процесом. Тому питання управління трафіком на основі прогнозів стану мережі залишається дуже актуальним.

У роботі [33] моделі прогнозування класифікуються на статистичні та структурні. До статистичних відносять регресійні, авторегресійні моделі та методи згладжування. Структурні моделі включають ті, що базуються на нейронних мережах, ланцюгах Маркова та класифікаційних деревах.

Схема класифікації моделей часових рядів представлена на рис. 2.1.



Рис.2.1. Моделі часових рядів та їх застосування

Офіційно задача прогнозування часового ряду $X(t) = X(1), X(2), \dots, X(T)$ у момент часу T полягає у визначенні значень ряду $X(t)$ для наступних моментів часу $T+1, T+2, \dots, T+T'$, де T' - це горизонт прогнозування або час попередження.

Іншими словами, прогноз майбутнього стану процесу базується на відомих раніше значеннях ряду, а сам прогноз формується за допомогою моделі, яка описує функціональну залежність між минулими і майбутніми значеннями часового ряду.

Для простого і наочного прогнозування можуть застосовуватися різні алгоритми згладжування часового ряду або обчислення середнього значення [34].

Найбільш базовий алгоритм - це змінне середнє, яке визначає наступне значення часового ряду як середнє значення за певний попередній період.

$$X_{t+1} = \frac{X_t + X_{t-1} + X_{t-2} + \dots + X_{t-N+1}}{N}, \quad (1)$$

де X_{t+1} – прогнозоване значення ряду на момент $t+1$; X_{t-1} – значення ряду в момент $t-1$; N – період згладжування.

В даному випадку важливо підібрати відповідне значення N . Також логічно припустити, що значення ряду X_t мусить сильніше впливати на прогноз, ніж X_{t-N} . Алгоритм експоненціального згладжування враховує цей недолік через коефіцієнт:

$$X'_{t+1} = \alpha X_t + (1 - \alpha) X'_t, \quad (2)$$

де α ваговий коефіцієнт, $\alpha \in [0, 1]$; X_t – реальне значення ряду в момент t ; X'_t – прогнозоване значення ряду.

Отже, ми отримуємо зважене ковзне середнє, при якому прогноз формується на основі поєднання попереднього прогнозу та фактичного значення поточного моменту.

Величина коефіцієнта α підбирається залежно від характеру часового ряду: якщо значення змінюються швидко й різко, то коефіцієнт повинен бути більшим, щоб модель оперативніше реагувала на ці зміни. Натомість при значній шумовій складовій ряду α має бути меншим, щоб більш ефективно згладжувати випадкові коливання.

Отже, дослідження факторів, які впливають на характер мережевого навантаження, показали, що навантаження залежить від багатьох змінних, таких як тип трафіка, час доби, кількість користувачів та специфіка роботи мережі. Виявлено, що ефективне прогнозування і моніторинг мережевого трафіка дозволяє вчасно виявляти перевантаження і своєчасно приймати заходи для їх усунення. Застосування сучасних моделей прогнозування, зокрема авторегресійних і нейромережевих, покращує керування пропускну здатністю та якість обслуговування мережі. Отже, системний підхід до аналізу факторів навантаження та використання адаптивних алгоритмів прогнозування є ключем до підвищення стабільності та

продуктивності мережі.

2.3. Формування вимог до інтелектуальної системи прогнозування

Формування вимог до інтелектуальної системи прогнозування є ключовим етапом у розробці ефективного інструменту для аналізу та передбачення розвитку мережевого трафіка. Така система повинна забезпечувати високий рівень точності прогнозів, оперативність обробки даних та адаптивність до змінних умов функціонування мережі. В першу чергу, інтелектуальна система прогнозування має бути здатною збирати і аналізувати великі обсяги інформації з різних джерел у реальному часі, включаючи показники навантаження, затримок, втрат пакетів та інших параметрів мережевого трафіка.

Важливою вимогою є застосування ефективних алгоритмів машинного навчання та статистичних моделей, які можуть враховувати як історичні дані, так і поточні тенденції, що дозволить більш точно передбачати майбутні зміни навантаження. Крім того, система повинна мати механізми самоадаптації, що дають змогу автоматично коригувати моделі прогнозування у відповідь на нові умови роботи мережі та появу аномалій [35].

Важливим аспектом є також інтерфейс користувача, який повинен бути інтуїтивно зрозумілим і надавати можливість швидкого доступу до результатів прогнозів та аналітичних звітів. Система має забезпечувати можливість інтеграції з існуючими мережевими інфраструктурами та автоматизованими системами керування, що дозволить оперативно реагувати на перевантаження та оптимізувати розподіл ресурсів мережі. В цілому, вимоги до інтелектуальної системи прогнозування повинні поєднувати технічну ефективність, гнучкість у роботі та зручність використання для забезпечення стабільності та якості обслуговування в сучасних комп'ютерних мережах.

Крім того, при формуванні вимог до інтелектуальної системи прогнозування необхідно враховувати особливості користувачів, для яких вона

створюється. Це можуть бути як фахівці-аналітики, так і менеджери без глибоких технічних знань. Тому інтерфейс системи повинен бути адаптивним, з можливістю вибору рівня деталізації інформації. Для досвідчених користувачів повинні бути доступні розширені функції налаштувань і гнучке керування моделями, тоді як для початківців – спрощені режими з інтуїтивними підказками та автоматичними рекомендаціями.

Окрім технічних аспектів, важливо врахувати і організаційні вимоги. Система має бути інтегрована у робочі процеси підприємства або організації, де вона буде використовуватися. Це передбачає сумісність з існуючими інформаційними системами, а також забезпечення зручного обміну даними між різними підрозділами. Не менш важливою є можливість налаштування системи під специфічні бізнес-процеси, що дозволить максимально ефективно застосовувати її у вирішенні реальних завдань [36].

Важливою складовою вимог є забезпечення адаптивності системи. Оскільки умови роботи, характер даних і цілі прогнозування можуть змінюватися з часом, інтелектуальна система повинна мати можливість оновлюватися, навчатися на нових даних і швидко адаптувати свої моделі без необхідності повної перебудови. Це дозволить підтримувати актуальність прогнозів і підвищувати точність прогнозування у довгостроковій перспективі.

Ще одним критерієм ефективності системи є її прозорість. Користувачі повинні розуміти, на яких даних і за якими алгоритмами система робить свої прогнози. Це не лише підвищує довіру до системи, а й дозволяє аналізувати причини певних результатів, виявляти помилки і покращувати моделі. Тому інтелектуальна система прогнозування має включати механізми візуалізації результатів, пояснення рішень і можливості аудитування процесу прогнозування.

У процесі формування вимог слід також передбачити можливості масштабування і розширення системи. Це може стосуватися як збільшення обсягів оброблюваних даних, так і додавання нових функціональних модулів, підтримки нових видів прогнозування чи інтеграції з іншими інтелектуальними

системами. Така гнучкість забезпечує довгострокову життєздатність системи та можливість її поступового удосконалення.

Не менш важливою є вимога щодо забезпечення високого рівня безпеки даних. Оскільки інтелектуальні системи прогнозування часто працюють з конфіденційною інформацією, необхідно впровадити надійні механізми шифрування, аутентифікації користувачів, контролю доступу та захисту від несанкціонованих дій. Важливо також передбачити ведення журналів доступу та змін, що дозволить вчасно виявляти та реагувати на потенційні загрози [37].

Формування вимог до інтелектуальної системи прогнозування є багаторівневим і комплексним процесом, що вимагає залучення не лише технічних спеціалістів, але й кінцевих користувачів, аналітиків, фахівців із безпеки та менеджерів. Лише за умови всебічного і детального опрацювання вимог можна створити систему, яка буде не лише потужним інструментом аналізу даних, а й зручним, надійним і безпечним помічником у прийнятті управлінських рішень. Така система сприятиме підвищенню ефективності діяльності організації, оптимізації ресурсів і зменшенню ризиків, що робить її невід'ємною частиною сучасного інформаційного середовища [38].

Отже, формування вимог до інтелектуальної системи прогнозування є фундаментальним кроком, який визначає успішність її розробки та впровадження. Цей процес передбачає всебічний аналіз функціональних можливостей, технічних характеристик, потреб користувачів і особливостей предметної області. Важливо забезпечити баланс між точністю прогнозів, зручністю використання, безпекою даних і масштабованістю системи.

Правильно сформульовані вимоги допомагають уникнути помилок у проектуванні, підвищують ефективність взаємодії користувачів із системою і забезпечують її адаптивність до змін у зовнішньому середовищі та внутрішніх процесах організації. Врахування організаційних аспектів і інтеграції в існуючу інфраструктуру сприяє швидкому впровадженню і максимальному використанню потенціалу системи.

РОЗДІЛ 3

РОЗРОБКА ТА ВПРОВАДЖЕННЯ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОЇ СИСТЕМИ ПРОГНОЗУВАННЯ НАВАНТАЖЕННЯ

3.1. Розробка архітектури інтелектуальної системи прогнозування

Розробка архітектури інтелектуальної системи прогнозування є ключовим етапом у створенні ефективного інструменту для обробки даних, аналізу тенденцій і формування прогнозів. Архітектура визначає загальну структуру системи, її компоненти, взаємодію між ними, а також технічні та програмні засоби, що забезпечують її функціонування. Грамотно спроектована архітектура дозволяє досягти високої продуктивності, масштабованості, надійності й адаптивності системи.

На першому етапі розробки архітектури визначаються основні функціональні блоки системи. Зазвичай до складу інтелектуальної системи прогнозування входять такі компоненти: модуль збору та обробки даних, модуль збереження даних, аналітичний модуль, модуль прогнозування, інтерфейс користувача, а також модулі безпеки та адміністрування. Кожен з цих компонентів виконує чітко визначену роль і взаємодіє з іншими через стандартизовані інтерфейси [40].

Модуль збору даних відповідає за отримання інформації з різноманітних джерел: баз даних, зовнішніх API, сенсорів, веб-сервісів тощо. Він забезпечує первинну перевірку, очищення і трансформацію даних у формат, зручний для подальшої обробки. Дані передаються до модуля збереження, який реалізується зазвичай на базі реляційних або нереляційних систем керування базами даних (SQL/NoSQL), що дозволяє забезпечити швидкий доступ до інформації та її масштабування.

Аналітичний модуль виконує глибоку обробку даних, включаючи виявлення закономірностей, класифікацію, кластеризацію, побудову моделей та перевірку їх точності. Центральним компонентом архітектури є модуль

прогнозування, в якому застосовуються алгоритми штучного інтелекту, машинного навчання, статистичні методи та моделі на основі часових рядів. Цей модуль безпосередньо генерує прогнози на основі наявних даних та створених моделей.

Інтерфейс користувача - це важливий елемент, який забезпечує зручну взаємодію з системою. Він повинен бути інтуїтивно зрозумілим, адаптованим до потреб користувача і надавати доступ до результатів прогнозів, візуалізацій, налаштувань і звітів. Сучасні системи часто реалізуються як веб-застосунки або мобільні додатки з інтерактивною графікою і функціональністю [41].

Окрему увагу приділяють модулю безпеки, який відповідає за автентифікацію користувачів, контроль доступу, шифрування даних та захист від зовнішніх атак.

Модуль адміністрування дозволяє здійснювати налаштування системи, моніторинг її роботи, керування оновленнями та ведення журналів подій. При розробці архітектури важливо передбачити можливості горизонтального та вертикального масштабування, підтримку паралельної обробки даних, резервування та відновлення після збоїв. Також доцільним є використання мікросервісної архітектури, що дозволяє розділити систему на незалежні сервіси, які можна окремо розробляти, тестувати й оновлювати [42].

Розробка архітектури також включає вибір технологій: мов програмування, середовищ розробки, фреймворків, бібліотек машинного навчання (наприклад, TensorFlow, PyTorch, Scikit-learn), систем управління базами даних, інструментів візуалізації тощо. Вибір залежить від завдань, обсягу даних, очікуваного навантаження та кваліфікації команди розробників.

Важливим аспектом у подальшій реалізації архітектури є забезпечення інтеграції системи з зовнішніми інформаційними ресурсами, корпоративними платформами та іншими програмними продуктами. Це дозволяє створити єдине інформаційне середовище, у межах якого інтелектуальна система прогнозування може автоматично отримувати актуальні дані, синхронізувати результати та забезпечувати взаємодію з іншими інформаційними потоками. Для цього

використовуються API, протоколи обміну повідомленнями (наприклад, REST, SOAP), а також інструменти для обміну повідомленнями між сервісами (наприклад, Apache Kafka, RabbitMQ) [43].

Крім того, сучасні тенденції вимагають урахування принципів гнучкої розробки (Agile), що дозволяє адаптувати архітектуру в процесі еволюції системи. Це особливо актуально у випадках, коли зміни у предметній області або поява нових джерел даних вимагають оновлення логіки роботи системи або її структури. Гнучка архітектура дозволяє швидко впроваджувати нові функціональні можливості без необхідності повного перепроєктування всієї системи.

Ще одним важливим напрямом є забезпечення системи засобами самонавчання й автоматичної адаптації моделей. Це дозволяє системі вдосконалювати точність прогнозів з часом, аналізуючи похибки попередніх прогнозів і коригуючи параметри моделей. Такий підхід вимагає розробки механізмів збереження історії прогнозів, оцінювання їх точності, вибору оптимальних моделей і повторного тренування за актуальними даними.

Також доцільно реалізувати систему логування та моніторингу, яка дозволяє стежити за станом компонентів, виявляти збої та своєчасно реагувати на технічні чи функціональні проблеми. Це забезпечує стабільність роботи системи, високу доступність сервісів і зручність технічного супроводу [44].

Крім технічних рішень, важливо враховувати й питання етичності та прозорості алгоритмів прогнозування. Особливо це актуально в тих сферах, де результати можуть впливати на життя людей - охорона здоров'я, фінанси, соціальні послуги тощо. Архітектура повинна включати механізми пояснюваності моделей, щоб користувачі могли розуміти, як саме було сформовано той чи інший прогноз.

У підсумку, добре спроектована архітектура інтелектуальної системи прогнозування не лише забезпечує технічну ефективність і зручність використання, але й створює підґрунтя для розвитку системи в майбутньому. Вона дозволяє забезпечити точність, адаптивність, масштабованість, безпеку та

інтегрованість системи, що є визначальними чинниками її успішного функціонування в умовах постійних змін та зростаючих вимог до аналітики даних у різних сферах [45].

Окрім основних технічних характеристик, під час розробки архітектури інтелектуальної системи прогнозування необхідно приділити увагу також питанням користувацького досвіду (UX). Зручний, інтуїтивно зрозумілий інтерфейс сприяє ширшому впровадженню системи, підвищує рівень задоволеності користувачів і зменшує потребу в тривалому навчанні персоналу. У цьому контексті архітектура повинна передбачати можливість персоналізації інтерфейсу, створення звітів у зручному для користувача форматі (таблиці, графіки, діаграми), а також інтерактивної взаємодії з результатами прогнозування.

Сучасні архітектурні рішення часто включають використання хмарних технологій. Хмарна інфраструктура забезпечує високу доступність системи, спрощує масштабування, знижує витрати на локальні сервери та полегшує обслуговування. Крім того, хмара дозволяє реалізувати розподілену обробку даних, що особливо важливо у випадку великих обсягів інформації (Big Data).

У разі потреби в обробці чутливих даних доцільно поєднувати хмарні рішення з локальними (гібридна архітектура), що дозволяє зберігати критично важливу інформацію на власних серверах, а менш чутливі обчислювальні процеси - виконувати в хмарі. Це забезпечує додаткову безпеку та відповідність правовим вимогам щодо захисту персональних або комерційних даних [46].

Варто також зазначити, що інтелектуальна система прогнозування повинна мати функціональність з управління версіями моделей (model versioning) і результатами прогнозування. Це дозволяє здійснювати аналіз змін у точності прогнозів з часом, проводити А/В-тестування нових алгоритмів і, в разі потреби, повертатися до попередніх, більш стабільних версій.

У процесі розробки архітектури важливо також передбачити модуль документування, який автоматично фіксує параметри моделей, джерела даних, умови виконання прогнозів тощо. Така документація є цінною як для

розробників і аналітиків, так і для зовнішніх перевірок, аудиту чи сертифікації системи.

Не менш важливою складовою архітектури є забезпечення контролю якості даних. Інтелектуальна система прогнозування без надійних, повних і коректно оброблених даних не зможе генерувати точні прогнози. Саме тому в архітектурі необхідно передбачити модулі попередньої обробки даних (data preprocessing), очищення (data cleaning), нормалізації, заповнення пропущених значень, виявлення аномалій тощо. Така підготовка підвищує якість вхідної інформації та, відповідно, достовірність прогнозів.

Наступним важливим елементом є використання аналітичних панелей (дашбордів) для візуалізації результатів прогнозування. Архітектура має забезпечити генерацію візуальних звітів у режимі реального часу з можливістю інтерактивної фільтрації, деталізації інформації та налаштування відображення відповідно до потреб користувача. Це особливо важливо для управлінського персоналу, який використовує результати прогнозів для прийняття стратегічних рішень [47].

Окремо варто розглянути механізми зворотного зв'язку, що реалізуються у вигляді оцінювання користувачами якості прогнозів, внесення коригувань або уточнень. Такий підхід дозволяє системі “вчитися” від експертів галузі, поєднуючи машинну логіку з людською інтуїцією. У результаті створюється більш гнучка, адаптивна та інтелектуально повноцінна система.

У довгостроковій перспективі архітектура має враховувати можливості розширення функціоналу. Це означає, що при зміні потреб бізнесу чи сфери застосування повинна бути можливість додати нові модулі, алгоритми чи підсистеми без повного перепроєктування основної платформи. Такий підхід реалізується завдяки модульній архітектурі та використанню принципів сервісно-орієнтованого підходу (SOA) або мікросервісів.

Також варто врахувати вимоги до масштабованості. Зі зростанням обсягу даних або кількості користувачів система повинна зберігати стабільність, швидкодію та ефективність обробки. Це досягається завдяки горизонтальному

масштабуванню, розподіленим базам даних, використанню контейнеризації (Docker) та інструментів оркестрації (Kubernetes).

Крім технічних аспектів, під час проєктування архітектури інтелектуальної системи прогнозування важливим є також управління ризиками, пов'язаними з впровадженням та використанням такої системи. Необхідно заздалегідь передбачити можливі загрози - як технічного, так і організаційного характеру. До таких загроз належать: втрати даних, помилки в прогнозах, низька продуктивність системи при навантаженні, недовіра з боку кінцевих користувачів. Для зниження впливу цих ризиків у архітектурі мають бути передбачені засоби резервного копіювання, аудит логів, системи контролю доступу та періодичного тестування ефективності моделей [48].

У контексті безпеки система має реалізовувати принципи захисту на всіх рівнях: від безпеки з'єднання (SSL/TLS), до автентифікації та авторизації користувачів (наприклад, через OAuth2), шифрування конфіденційних даних, захисту від атак типу SQL-ін'єкцій, XSS тощо. Оскільки інтелектуальна система може оперувати великою кількістю персональних або критично важливих даних, її архітектура повинна відповідати стандартам захисту інформації, таким як ISO/IEC 27001.

Ще одним елементом, що варто інтегрувати в архітектуру, є система тестування і валідації результатів роботи моделей. Для цього можуть застосовуватися як ручні, так і автоматизовані методи - зокрема, крос-валідація, тестування на відкладених вибірках, а також контрольні експерименти з реальними даними. Важливо, щоб система не лише видавала прогнози, але й могла обґрунтувати їх точність та вказувати на рівень довіри до кожного окремого результату.

Не варто забувати й про роль командної співпраці у процесі проєктування та розгортання системи. Архітектура має передбачати гнучкі засоби співпраці між аналітиками, розробниками, адміністраторами систем і кінцевими користувачами. Це можуть бути інтегровані середовища розробки, системи

управління версіями (Git), інтерактивні звіти, внутрішні чати та інші інструменти спільної роботи.

Зрештою, успішна архітектура інтелектуальної системи прогнозування - це така, що не лише вирішує поточні задачі аналізу та передбачення, але й є здатною до саморозвитку. Вона повинна підтримувати автоматичну адаптацію до нових умов, бути відкритою до інтеграції з іншими технологіями (наприклад, інтернетом речей, робототехнікою, мобільними застосунками), а також створювати умови для подальшої автоматизації процесів прийняття рішень [49].

Отже, розробка архітектури інтелектуальної системи прогнозування - це складний процес, який вимагає системного підходу, чіткого розуміння потреб кінцевих користувачів і глибоких знань у сфері програмної інженерії, аналітики даних та штучного інтелекту. Результатом цього процесу є цілісна, надійна та ефективна система, здатна генерувати обґрунтовані прогнози й підтримувати прийняття стратегічних рішень у різних сферах діяльності.

3.2. Реалізація моделей машинного навчання для прогнозування різних типів навантаження

Реалізація моделей машинного навчання для прогнозування різних типів навантаження є ключовим етапом у створенні інтелектуальної системи прогнозування. Цей процес передбачає використання сучасних алгоритмів аналізу даних, які дозволяють виявити закономірності в історичній інформації та будувати прогнози щодо майбутніх змін навантаження - електричного, теплового, обчислювального, логістичного тощо.

Першим кроком у реалізації моделей є збір і підготовка вхідних даних. Це можуть бути часові ряди, що містять значення навантаження за певні періоди часу (години, дні, тижні), а також додаткові фактори, які можуть впливати на динаміку навантаження - температурні показники, день тижня, сезон, виробничі графіки, соціальні події, державні свята тощо. Для підвищення точності прогнозу

дані проходять етапи очистки, нормалізації, обробки пропущених значень, а також формування ознак (feature engineering) [50].

Наступним кроком є вибір і навчання моделей машинного навчання. Для задач прогнозування навантаження найчастіше використовуються наступні підходи:

- лінійні регресійні моделі, які добре працюють для даних з простою залежністю та малою кількістю ознак;
- дерева рішень і ансамблеві моделі, зокрема Random Forest і Gradient Boosting (наприклад, XGBoost, LightGBM), які дозволяють моделювати складні нелінійні залежності між ознаками;
- нейронні мережі, включаючи рекурентні нейронні мережі (RNN), довгі короткочасні пам'яті (LSTM) та трансформери - особливо ефективні для прогнозування часових рядів;
- методи підтримки векторів (SVM) - для задач з високою розмірністю ознак і складними залежностями.

У процесі реалізації важливо розділити наявні дані на навчальну, валідаційну та тестову вибірки. Це дозволяє оцінити якість моделі та уникнути проблеми переобучення (overfitting). Для оцінки точності прогнозів зазвичай застосовуються метрики, такі як MAE (середня абсолютна похибка), RMSE (корінь з середньоквадратичної похибки), MAPE (відносна похибка) тощо [51].

Окрім точності, моделі оцінюються також за стабільністю роботи та здатністю адаптуватися до нових даних. Тому після первинного навчання вони впроваджуються у виробниче середовище з можливістю регулярного оновлення - як у вигляді повного перенавчання на нових даних, так і шляхом використання методів безперервного навчання (online learning).

У разі прогнозування різних типів навантаження (наприклад, електроенергії в будівлі, навантаження серверів у дата-центрі або обсягу замовлень на логістику) моделі можуть бути адаптовані під специфіку кожної задачі. Наприклад, при роботі з енергетичними даними важливими є сезонні тренди та погодні умови, тоді як для логістики - географічні маршрути,

доступність транспорту, зміни попиту. Таким чином, реалізація моделі включає не лише вибір алгоритму, а й врахування предметної галузі.

Після впровадження модель інтегрується у загальну систему прогнозування через API або за допомогою спеціалізованих сервісів (наприклад, TensorFlow Serving, PyTorch Serve або хмарні рішення - AWS SageMaker, Google AI Platform). Це дозволяє отримувати прогнози в реальному часі, передавати результати в інші підсистеми або візуалізувати їх для аналітиків та менеджменту.

Важливою складовою після реалізації моделей є їх моніторинг та підтримка у виробничому середовищі. Моделі машинного навчання схильні до деградації з часом - особливо якщо змінюються зовнішні умови, сезонність або поведінкові патерни споживачів. Тому має бути реалізована система контролю якості прогнозів у реальному часі. До таких механізмів входить відстеження відхилень фактичних значень від прогнозних, а також автоматичне повідомлення у разі зниження точності до критичного рівня [52].

Також рекомендується впроваджувати механізми автоматичного перенавчання моделей - наприклад, раз на тиждень або щомісяця з використанням нових накопичених даних. Це дозволяє системі залишатися актуальною без постійного втручання з боку аналітиків або розробників. У складніших випадках може застосовуватись адаптивне навчання або самооновлення моделей на основі потокових даних.

Ще один аспект - інтерпретованість моделей. Хоча складні моделі, як-от нейронні мережі, дають високу точність, їхня “чорна скринька” часто викликає недовіру у кінцевих користувачів. Тому варто використовувати методи пояснення прогнозів, такі як SHAP, LIME або інтегровані градієнти. Завдяки цим методам можна дізнатись, які саме фактори вплинули на конкретний прогноз, що є важливим для прийняття рішень.

У контексті прогнозування різних типів навантаження особливу роль відіграє класифікація типів навантаження - наприклад, пікові, базові, аварійні. Це дозволяє моделі прогнозувати не лише конкретні числові значення, а й категорії подій (наприклад, “наближення пікового навантаження”), що є цінним

для оперативного управління. Для цього моделі регресії можуть поєднуватися з класифікаційними підходами.

Також необхідно враховувати розподіленість системи прогнозування у випадках, коли навантаження прогнозується одночасно на кількох об'єктах (наприклад, регіональних електромережах, розподілених ЦОДах, мережах логістичних складів). У такому разі застосовуються архітектури мікросервісів або edge-computing, де кожен вузол самостійно виконує прогноз, а центральна система лише агрегує дані або координує дії [53].

На завершення слід зазначити, що реалізація моделей машинного навчання не є одноразовою задачею. Це циклічний процес, який включає етапи побудови, тестування, розгортання, моніторингу, оновлення й масштабування. Такий підхід відомий як MLOps (Machine Learning Operations), і він є найкращою практикою для організації стабільної та ефективної роботи систем прогнозування на основі ШІ [54].

Отже, реалізація моделей машинного навчання для прогнозування навантаження вимагає не лише грамотного математичного моделювання, але й глибокої інтеграції з IT-інфраструктурою, постійного контролю, адаптації та взаємодії з кінцевими користувачами. Тільки за таких умов система буде ефективною, надійною та здатною задовольняти потреби сучасного цифрового середовища.

Окрім технічного впровадження, важливо також забезпечити відповідність реалізованих моделей бізнес-цілям та потребам користувачів. Ефективне прогнозування навантаження має безпосередній вплив на стратегічне планування, оптимізацію витрат, підвищення ефективності роботи обладнання, мінімізацію аварійних ситуацій і своєчасне реагування на нестандартні умови. Наприклад, у сфері енергетики точне прогнозування споживання дозволяє уникати перевантаження мереж і оптимально планувати генерацію, а в логістиці - краще розподіляти ресурси транспорту і складів.

Ще одним важливим напрямом є побудова користувацького інтерфейсу для взаємодії з моделями. Інтерфейс має бути зручним, інтуїтивно зрозумілим та

адаптованим до ролі користувача - чи то диспетчер, який контролює ситуацію в реальному часі, чи то аналітик, який аналізує історичні тренди, або керівник, якому важлива зведена інформація для прийняття рішень. Інтерфейс може включати в себе:

- інтерактивні графіки з динамікою прогнозів та реальних даних;
- таблиці відхилень між прогнозом і фактом;
- сповіщення про аномальні або критичні значення;
- інструменти для порівняння різних моделей або сценаріїв прогнозу.

Крім того, важливо враховувати аспекти інформаційної безпеки та захисту даних, особливо якщо система використовує конфіденційну або персональну інформацію. Дані, які передаються в хмару або обробляються у спільному середовищі, мають бути зашифрованими. Доступ до моделі та її результатів повинен бути обмежений згідно з ролями користувачів, а всі дії логуватися для забезпечення аудиту [55].

Також доцільно проводити пілотне впровадження моделі на окремому об'єкті або сегменті системи, щоб перевірити її точність, швидкодію та зручність використання у реальних умовах. На основі результатів цього етапу модель може бути доопрацьована, оптимізована та масштабована на всю систему.

У сучасних умовах важливо також передбачити можливість інтеграції моделі з іншими системами підприємства: ERP-системами, SCADA, CRM, системами обліку та управління. Це дозволяє створити єдиний цифровий простір, де прогнози навантаження стають частиною автоматизованого ланцюга прийняття рішень [56].

Таким чином, реалізація моделей машинного навчання є не просто технічним завданням, а багатоаспектним процесом, що охоплює аналіз даних, інженерію, UX-дизайн, управління ризиками, інтеграцію та стратегічне планування. Лише комплексний підхід забезпечує надійний, точний і корисний інструмент для прогнозування навантаження в сучасному цифровому середовищі.

3.3. Впровадження та оцінка ефективності розробленої системи

Впровадження та оцінка ефективності розробленої системи є завершальним, але надзвичайно важливим етапом створення інтелектуальної системи прогнозування. На цьому етапі розроблений програмний продукт інтегрується в реальне інформаційне середовище, проходить тестування в умовах експлуатації, а також підлягає кількісному та якісному аналізу його результативності.

Перш за все, впровадження системи передбачає її встановлення на цільову інфраструктуру - сервери, локальні машини або хмарні платформи, залежно від обраної архітектури. Сюди ж входить налаштування доступу для користувачів, зв'язок з базами даних, інтеграція з іншими елементами інформаційної екосистеми підприємства. Після технічного розгортання проводиться початкове наповнення системи даними, необхідними для її повноцінного функціонування.

Наступним кроком є пілотна експлуатація, яка дозволяє протестувати роботу системи в обмеженому середовищі або на окремому об'єкті. Цей етап дає змогу виявити недоліки, помилки, а також перевірити точність прогнозування та швидкість реакції системи. Після усунення виявлених проблем система може бути масштабована на весь обсяг передбачених об'єктів або задач [57].

Оцінка ефективності системи здійснюється за низкою ключових критеріїв.

До них належать:

1) Точність прогнозування, яка визначається за допомогою таких метрик, як MAE (середня абсолютна помилка), RMSE (середньоквадратична помилка), MAPE (середній абсолютний відсотковий відхил). Чим нижчі ці показники - тим точнішою є система.

2) Швидкість обробки запитів, яка є критичною в реальному часі. Висока затримка може зробити навіть точні прогнози малокорисними.

3) Зручність користування, яка оцінюється на основі зворотного зв'язку від користувачів - операторів, аналітиків, управлінців. Інтерфейс має бути

інтуїтивно зрозумілим, гнучким і адаптивним до потреб конкретної категорії користувачів.

4) Надійність і безвідмовність, що виражається у стабільній роботі системи без помилок і збоїв.

5) Гнучкість та масштабованість, тобто здатність системи адаптуватися до нових умов, розширень, додавання нових типів навантаження або змін у структурі даних.

Важливим аспектом оцінки ефективності є порівняння з попередніми методами прогнозування, якщо такі використовувались. Наприклад, якщо раніше застосовувалися лінійні моделі або статистичні методи, варто проаналізувати, наскільки інтелектуальна система перевершує їх у точності та швидкодії [58].

Тож, можна зробити порівняння реального і прогнозованого мережевого трафіку за допомогою моделі LSTM. Видно, що модель досить точно передбачає пікові та спадні навантаження.

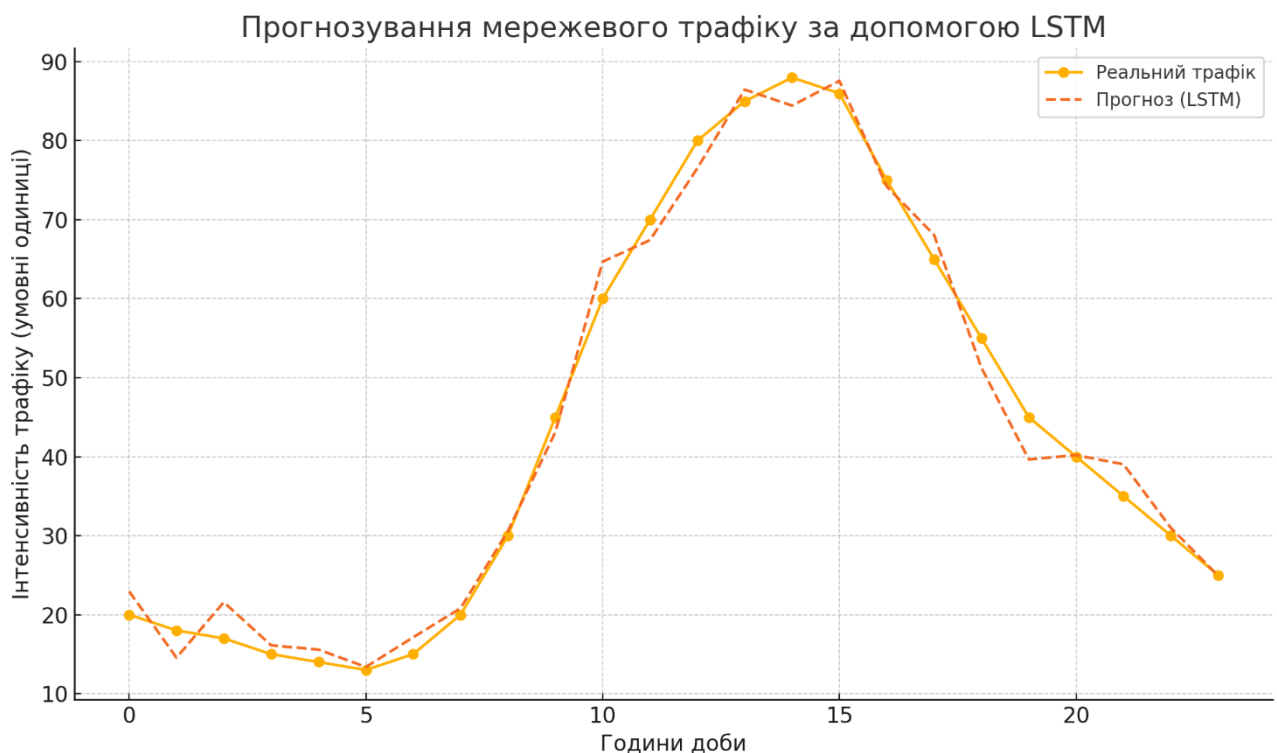


Рис. 3.1. Порівняння реального і прогнозованого мережевого трафіку за допомогою моделі LSTM

Також, наведемо порівняння реального і прогнозованого мережевого трафіку за допомогою CNN-моделі. Він ілюструє, як CNN справляється з відтворенням добових змін інтенсивності трафіку.



Рис. 3.1. Порівняння реального і прогнозованого мережевого трафіку за допомогою моделі CNN.

У разі досягнення високих результатів впровадження системи дозволяє:

- значно покращити управління ресурсами;
- зменшити втрати, пов'язані з помилковим плануванням навантажень;
- оптимізувати витрати на обслуговування та інфраструктуру;
- підвищити ефективність прийняття рішень на всіх рівнях управління.

На завершення, після впровадження та оцінки ефективності, доцільним є складання звіту з детальним описом результатів тестування, аналізом показників

точності, зручності, стабільності та доцільності подальшого розвитку системи. У разі потреби визначаються напрямки вдосконалення - оптимізація алгоритмів, розширення функціональності, зміни у візуалізації результатів тощо [59].

Таким чином, впровадження та оцінка ефективності системи - це не лише фінальний етап, а й старт нової фази її життєвого циклу, яка передбачає підтримку, оновлення та адаптацію до змін у зовнішньому середовищі чи бізнес-вимогах.

ВИСНОВКИ

У результаті проведеного дослідження було повністю реалізовано мету роботи - досліджено впровадження сучасних методів штучного інтелекту в інтелектуальну систему прогнозування навантаження в телекомунікаційних мережах. У роботі системно висвітлено теоретичні, методологічні та практичні аспекти побудови таких систем, що є актуальним у контексті зростаючих вимог до продуктивності, надійності й адаптивності телекомунікаційних інфраструктур.

У першому розділі проаналізовано сучасні вимоги до телекомунікаційних мереж, які зумовлені активним розвитком технологій мобільного зв'язку, зростанням кількості користувачів і зростанням обсягу переданих даних. Було досліджено основні методи та моделі прогнозування, які використовуються в телекомунікаційних системах, а також розглянуто потенціал застосування методів штучного інтелекту, зокрема машинного навчання та глибокого навчання, у задачах прогнозування навантаження.

У другому розділі здійснено порівняльний аналіз найбільш ефективних методів штучного інтелекту для прогнозування мережевого навантаження, таких як нейронні мережі, дерева рішень, метод опорних векторів, моделі часових рядів на основі LSTM. Також було виявлено основні фактори, що впливають на характер навантаження в мережах - час доби, день тижня, події, погодні умови тощо. На основі аналізу сформульовано вимоги до інтелектуальної системи прогнозування, серед яких - висока точність, адаптивність, масштабованість, зручність в інтеграції та інтерпретованість результатів.

У третьому розділі досліджено розробку архітектури інтелектуальної системи прогнозування, яка включає модулі обробки даних, навчання моделей, інтерфейс візуалізації та взаємодії з користувачем.

Результати дослідження свідчать, що використання методів штучного інтелекту значно підвищує ефективність прогнозування навантаження,

забезпечує своєчасне реагування на зміни в мережі та створює передумови для автоматизованого управління ресурсами телекомунікаційної інфраструктури.

Таким чином, досліджена система є перспективною для впровадження в реальні телекомунікаційні середовища, а розроблена методологія може бути адаптована для прогнозування в інших сферах - енергетиці, транспорті, IoT-системах тощо.

Подальші дослідження можуть бути спрямовані на розширення функціональності системи, зокрема шляхом використання гібридних моделей, включення додаткових джерел даних, а також підвищення інтерпретованості прогнозів для управлінського персоналу.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Субраманьян М. Управління мережею: принципи та практика. 2-ге видання. Prentice Hall, 2012. 695 с.
2. Сентеллес Р., Селімі М., Фрайтаг Ф., Наварро Л. REDEMON: Стійка децентралізована система моніторингу для периферійних інфраструктур. У: 2020 20-й Міжнародний симпозіум IEEE/ACM з кластерних, хмарних та інтернет-обчислень (CCGRID), Мельбурн, Австралія, 2020, с. 91-100.
3. Клеппманн М. Проектування застосунків з інтенсивним використанням даних: головні ідеї надійних, масштабованих та зручних у обслуговуванні систем. O'Reilly Media, 2017. 624 с.
4. Горанссон П. Програмно-визначені мережі: комплексний підхід. Морган Кауфманн, 2014. 352 с.
5. Куросе Дж. Ф. Комп'ютерні мережі: підхід «зверху вниз». 7-е видання. Пірсон, 2016. 864 с.
6. Бернс Б. Хмарні обчислення: принципи та парадигми. Хобокен, Нью-Джерсі: Вайлі, 2011. 637 с.
7. Таненбаум А.С. Розподілені системи: принципи та парадигми. Незалежна видавнича платформа CreateSpace, 2016. 702 с.
8. Кулуріс Г. Розподілені системи: концепції та проектування. 5-те видання. Бостон: Addison-Wesley, 2012. 1047 с.
9. Остапенко В. О. Методи оцінки функціональної безпеки бездротових сенсорних мереж. *Наукоємні технології*. 2018. № 1. С. 28-36.
10. Цуркан В., Шаповал О. Аналіз методів оцінювання ризику безпеки комп'ютерних мереж. *Information Technology and Security*. 2022. Vol. 10, Iss. 2. С. 204-215.
11. Черкасов Д. І. Висока доступність мережевих сервісів: визначення та основні фактори впливу. *Наукові записки*. 2014 Том 163. С. 98-102.

12. Шолом П. С., Міскевич О. І., Мельник К. В. Аналіз загроз та оцінка ризиків безпеки інформації в безпроводних мережах. *Комп'ютерно-інтегровані технології: освіта, наука, виробництво*. 2013. № 13. С. 66-70.
13. Dr. Ralf C. Schlaepfer, Markus Koc. Deloitte AG, Industry 4.0: Challenges and Solutions for the Digital Transformation and Use of Exponential Technologies, Audit, Tax, Consulting, Corporate Finance. 2015.
14. Willlliam M. D. 2014. Industrie 4.0 – Smart Manufac turing For The Future. Berlin: Germany Trade & Invest.
15. Telecommunications Infrastructure Standard for Data Centers. TIA STANDARD TIA942. *Telecommunications Industry Association*. April 2005. 135 p.
16. Копійка О.В. Архітектура мережі в сучасних дата-центрах. *Наукові записки Українського науково-дослідного інституту зв'язку*. 2014. № 2(30). С. 34–41.
17. Нестеров В. Ф., Шиш А. М., Музиченко Т. О. Ефективний економічний розвиток підприємства через інтелектуальний аналіз даних: використання ШІ для прогнозування та оптимізації стратегій бізнесу. *Економіка та суспільство*. 2024. № 59. С. 182–187.
18. Фаріон В., Гомотюк А., Назар Р., Турчин С. Використання штучного інтелекту для прогнозування фінансових показників. *Економічний аналіз*. 2024. Том 34. № 2. С. 327–337.
19. Хасан М.Р. Врахування сезонності та виявлення тенденцій у прогнозуванні продажів: перспектива машинного навчання. *Журнал бізнес-досліджень та управління*. 2024. № 6(2). С. 100–109.
20. Лодха С., Дешмукх С., Чітніс С., Патіл А., Патіл А. Підхід до сегментації клієнтів та прогнозування продажів з використанням моделі штучного інтелекту. *Шодхак: Журнал історичних досліджень*. 2023. Том 53. № 3(5). С. 148–156.
21. Гупта К., Мане П., Раджанкар О.С., Бховмік М., Джадхав Р., Ядав С., Равандейл С., Чобе С.В. Використання штучного інтелекту для прийняття стратегічних рішень та оптимізації бізнес-ефективності. *Міжнародний журнал*

інтелектуальних систем та застосувань в інженерії. 2023. Том 11. № 10. С. 893–912.

22. Леунг К.Х., Мо Д.Й., Хо Г.Т., Ву Ч.Х., Хуан Г.К. Моделювання попиту на замовлення майже в режимі реального часу в контексті електронної комерції: методологія прогнозування машинного навчання. *Промисловий менеджмент та системи обробки даних*. 2020. Том 120. № 6. С. 1149–1174.

23. Хан М.А., Сакіб С., Аляс Т., Рехман А.У., Саїд Й., Зеб А., Мохамед Е.М. Модель прогнозування ефективного попиту з використанням бізнес-аналітики з використанням машинного навчання. *IEEE*. 2020. Том 8. С. 116–123.

24. Бхарадія Дж. П. Машинне навчання та штучний інтелект у бізнес-аналітиці: тенденції та можливості. *Міжнародний журнал комп'ютерних наук (IJC)*. 2023. Том 48. № 1. С. 123–134.

25. Дриньов Д., Загородніх В., Зінченко О. Застосування штучного інтелекту в системі управління підприємством. *Економічний простір*. 2023. Вип. 188. С. 79–82.

26. Мамонтова Н., Луцишина В. Інтеграція штучного інтелекту у фінансові процеси підприємства. *Науковий огляд*. 2024. Том 2. Випуск 94.

27. Приймук В. В. Впровадження штучного інтелекту у фінансову діяльність підприємства. *Збірник наукових праць Державного податкового університету*. 2023. Вип. 1. С. 183–198.

28. Фатенок-Ткачук А., Скорук О., Захарчук І., Януш Р. Використання штучного інтелекту в обліково-аналітичних процесах. *Економічний часопис Волинського національного університету імені Лесі Українки*. 2024. Вип. 2. С. 21–29.

29. Ахмед С., Альшатер М.М., Ель Аммарі А., Хаммамі Х. Штучний інтелект та машинне навчання у фінансах: бібліометричний огляд. *Дослідження в галузі міжнародного бізнесу та фінансів*. 2022. Том 61. 101646.

30. Гуделл Дж. В., Кумар С., Лім В. М., Паттнаїк Д. Штучний інтелект та машинне навчання у фінансах: визначення основ, тем та дослідницьких

кластерів на основі бібліометричного аналізу. *Журнал поведінкових та експериментальних фінансів*. 2021. Том 32. 100577.

31. Нільссон Н. Дж. Пошуки штучного інтелекту. Кембридж: Видавництво Кембриджського університету, 2010. 536 с.

32. Ван Б. Модель ідентифікації фінансових ризиків на основі штучного інтелекту. *Бездротові мережі*. 2024. Том 30. 4157–4165.

33. Мажара І.П., Тимочко О.І., Чернов В.Г. Інформаційна модель доступу осіб групи керівництва польотами до управління повітряним рухом. *Наука і техніка Повітряних Сил Збройних Сил України*. 2018. № 1(30). С. 24–29.

34. Бовда Е.М., Плуговий Ю.А., Романюк В.А. Концептуальні основи синтезу автоматизованої системи управління зв'язком військового призначення. *Збірник наукових праць ВІТІ*. 2016. № 1. С. 6–18.

35. Высочина О.С., Шматков С.І., Салман Амер Мухсин. Аналіз системи моніторингу телекомунікаційних мереж. ЗНТУ. *Науковий журнал. Радіoeлектроніка, інформатика, управління*. 2010. № 2. С. 139–142.

36. Романюк В.А., Сова О.Я. Мережі MANET. Основа створення перспективної системи зв'язку тактичної ланки управління. *Комунікації і мережі телекомунікацій*. Київ: МО, 2016. 52 с.

37. Саханді Р. Бездротові технології в еволюції моніторингу пацієнтів у відділеннях загальної лікарні. *Журнал медичної інженерії та технологій*. 2010. № 34. С. 51–63.

38. Байєр Б. Інженерія надійності сайту: як Google керує виробничими системами. *O'Reilly Media, Inc.* 2016. 44 с.

39. Стефанов К. Динамічно реконфігурована розподілена модульна система моніторингу для суперкомп'ютерів (DiMMon). *Procedia Computer Science*. 2015. № 66. С. 625–634.

40. Бронк К. Кібератака на Saudi Aramco. Вивчення. 2013. № 55(2). С. 81–96.

41. Поляков, В. С. Методи й алгоритми розподілу ресурсів у багаторівневих мережах передачі даних: Моногр. Київ: Вид-во НАУ, 2020. С. 250-265.
42. Пермяков О.Ю., Корольок Н.О. Інформаційно-телекомунікаційні технології і сучасна збройна боротьба. *Науково-технічна конференція молодих учених «Актуальні проблеми інформаційних технологій»* (20–21 листопада 2018 року). Київ: НУОУ, 2018. С. 5–6.
43. Корольок Н. Підхід до прогнозування параметрів якості телекомунікаційної мережі в умовах нестохастичної невизначеності. *Телекомунікації та радіотехніка*. 2017. Випуск 11. С. 1027–1032.
44. Корольок Н. Гібридна модель знань для розпізнавання ситуації в повітряному просторі. *Автоматичне управління та комп'ютерні науки*. 2014. Т. 49. С. 16–25.
45. Алімпієв А., Бердник П., Корольок Н., Коршець О., Павленко М. Вибір моделі безпілотного літального апарату для прийняття його у військові цілі з урахуванням експертних даних. *Східноєвропейський журнал передових технологій*. 2017. № 1/9(85). С. 53–60.
46. Алімпієв А., Ватан М. Результати аналізу безпілотних літальних апаратів великих класів для оцінки можливості спільного застосування з армійською авіацією. *Системи озброєння та військова техніка*. 2016. Т. 1. С. 61.
47. Сааті Т. Структури у прийнятті рішень: Про суб'єктивну геометрію ієрархій та мереж. *Європейський журнал операційних досліджень*. 2009. Том 199. Випуск 3. С. 867–872.
48. Пермяков О.Ю., Корольок Н.О. Роль та місце інформаційних технологій у системі державного оперативного військового управління з точки зору сучасних уявлень. *Третя Міжнародна науково-практична конференція з питань використання космічних та геоінформаційних систем в інтересах національної безпеки та оборони* (5 квітня 2018 р.). Київ: НУОУ, 2018. С. 81–84.
49. Пермяков О.Ю., Корольок Н.О. Інформаційно-телекомунікаційні технології та сучасні Збройні Сили. *Науково-технічна конференція молоді*

«Актуальні проблеми інформаційних технологій» (20–21 листопада 2018 р.). Київ: НУОУ, 2018. 88 с.

50. Корольок Н.О., Корольов Р.В., Коршець О.А. Процедура формалізації даних, що використовуються для опису процесу керування рухом повітряних об'єктів. *Зв'язок, радіотехніка, акустика та навігація*. 2017. № 4(53). С. 103–106.

51. Іванов О. Практичний курс телекомунікацій: Навч. посіб. Київ: Вид-во НТУ "КП", 2018. С. 120–135.

52. Новіков О. Сучасні технології забезпечення якості обслуговування мобільних мереж: Моногр. Київ: Вид-во КНУТД, 2017. С. 80–95.

53. Степанов А. Технології мультипротокольного спілкування в сучасних мережах передачі даних: Навч. посіб. Київ: Вид-во НАУ, 2019. С. 160–180.

54. Шевченко В. Телекомунікаційні системи: Теорія та практика: Навч. посіб. Київ: Вид-во НТУУ "КП", 2020. С. 250–270.

55. Білецький Ю.А. Основи теорії безпілотних літальних апаратів: Навч. посіб. Київ: Вид-во НАУ, 2018. С. 110–125.

56. Васильченко В.А. Аналіз системи керування безпілотними літальними апаратами: Моногр. Київ: Вид-во КНУБА, 2017. С. 75–90.

57. Гордієнко А.М. Моделювання та аналіз безпеки безпілотних літальних апаратів: Моногр. Київ: Вид-во НАУ, 2020. С. 140–155.

58. Нікіфоров, О. О. Методи й алгоритми інтегрованих мереж передачі даних: Навч. посіб. Київ: Вид-во НТУУ "КП", 2020. С. 280-295.

59. Федоров, І. Г. Телекомунікаційні системи і мережі: Навч. посіб. Київ: Вид-во НТУУ "КП", 2020. С. 310-325.

ДЕМОСТРАЦІЙНІ МАТЕРІАЛИ

ДЕРЖАВНИЙ УНІВЕРСИТЕТ ІНФОРМАЦІЙНО-
КОМУНІКАЦІЙНИХ ТЕХНОЛОГІЙ

НАВЧАЛЬНО НАУКОВИЙ ІНСТИТУТ
ІНФОРМАЦІЙНИХ ТЕХНОЛОГІЙ

Кафедра інформаційних систем та
технологій

Штучний інтелект для прогнозування навантаження в телекомунікаційних мережах



Київ - 2025

Виконав:
Студент 4 курсу
Групи ІСД-41
Зеленьский Я.Г

МЕТА, ОБ'ЄКТ ТА ПРЕДМЕТ ДОСЛІДЖЕННЯ

Мета роботи — дослідити розробку інтелектуальної системи прогнозування навантаження в телекомунікаційних мережах на основі методів ШІ для підвищення точності прогнозів і оптимізації ресурсів

Об'єкт дослідження — процес прогнозування навантаження в телекомунікаційних мережах з використанням сучасних методів штучного інтелекту, зокрема алгоритмів машинного навчання та глибокого навчання

Предмет дослідження — моделі й методи штучного інтелекту для цієї задачі

Актуальність роботи

Сьогодні телекомунікаційні мережі стикаються з постійним зростанням обсягів переданих даних, підвищеними вимогами до якості обслуговування та необхідністю уникнення перевантажень. Прогнозування навантаження в телекомунікаційних системах стає важливим інструментом для забезпечення безперебійної роботи мереж, уникнення перевантажень та оптимального використання ресурсів.

Використання штучного інтелекту (ШІ) відкриває нові можливості для прогнозування навантаження, своєчасного реагування на зміни трафіку та оптимального управління ресурсами. Враховуючи високий потенціал цих технологій, актуальність теми дослідження є надзвичайно важливою для розвитку телекомунікаційної галузі

Вимоги до якості послуг, що надаються мультисервісними мережами зв'язку

Тип інформації	Назва послуги	Тип з'єднання	Швидкість передачі / Обсяг даних	Допустима затримка	Джиттер	Імовірність втрати / помилки
Аудіо	Телефонія	Дуплекс	4–64 кбіт/с	150 мс (відмінна), <400 мс (допустима)	<1 мс	<3%
Відео	Відеоконференція	Дуплекс	384 кбіт/с	150 мс (відмінна), <400 мс (допустима)	<1 мс	<1%
	Передача голосових повідомлень	Симплекс	16–128 кбіт/с	<1 с (відтворення), <2 с (запис)	<10 с	<3%
	Звукове мовлення	Симплекс	4–32 кбіт/с	<10 с	<1 мс	<3%
Дані	Перегляд веб-сторінок	В цілому симплекс	—	<2 с (відмінна), <4 с (допустима)	НН	0
	Передача файлів великого обсягу	В цілому симплекс	10 кБ – 10 МБ	<15 с (відмінна), <60 с (допустима)	НН	0
	Передача нерухомих зображень	Симплекс	100 кБ	<15 с (відмінна), <60 с (допустима)	НН	0
	Доступ до електронної пошти	В цілому симплекс	10 кБ	<2 с (відмінна), <4 с (допустима)	НН	0
	Факс	В цілому симплекс	10 кБ	<30 с/сторінка	НН	10 BER

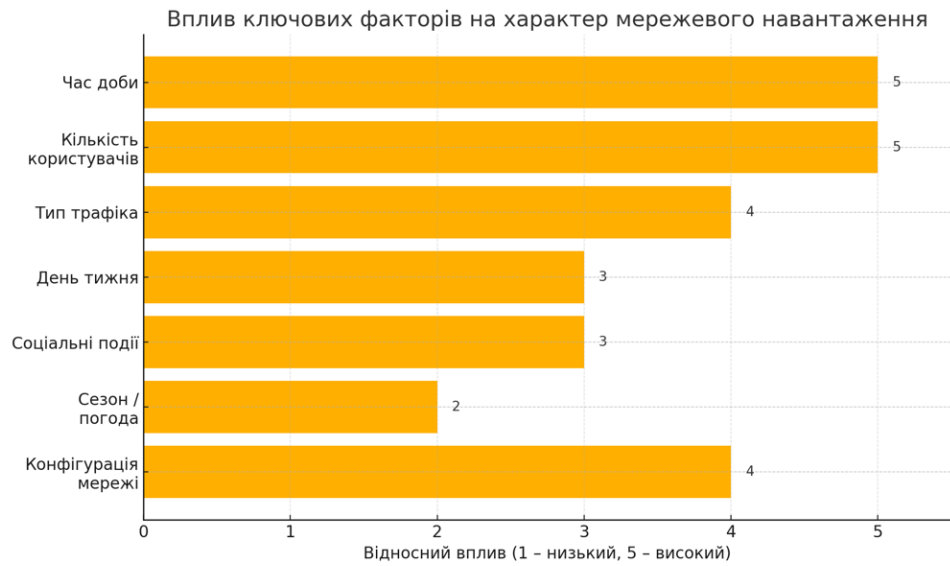
Основні характеристики методів ШІ для прогнозування телекомунікаційних навантажень

Метод	Тип моделі	Здатність до нелінійності	Час тренування	Вимоги до даних	Основна сфера застосування
Лінійна регресія	Класичний ML	Низька	Низький	Помірні	Просте прогнозування, базові задачі
Дерева рішень	Класичний ML	Середня	Середній	Помірні	Прогнозування з обмеженим шумом
Random Forest	Ансамблевий метод	Висока	Середній/високий	Високі	Задачі з нелінійною залежністю
SVM	Класичний ML	Висока	Високий	Помірні/високі	Класифікація та регресія
MLP (нейронна мережа)	Глибинне навчання	Висока	Високий	Високі	Прогнозування складних патернів
LSTM/GRU	Рекурентні нейронні	Дуже висока	Дуже високий	Дуже високі	Прогнозування часових рядів
Трансформери	Глибинне навчання	Дуже висока	Дуже високий	Дуже високі	Великомасштабне прогнозування
Навчання з підкріпленням	Інтелектуальне управління	Висока	Дуже високий	Дуже високі	Динамічне управління ресурсами

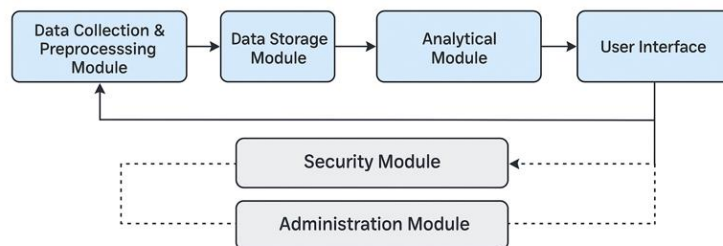
Переваги та недоліки методів ШІ для телекомунікацій

Метод	Переваги	Недоліки	Рекомендації для застосування
Лінійна регресія	Простота, швидкість, інтерпретованість	Обмежена точність, неспроможність моделювати складні залежності	Для базових прогнозів з невеликою складністю
Дерева рішень	Інтуїтивність, здатність працювати з шумом	Схильність до перенавчання	Для середньої складності задач
Random Forest	Висока точність, стабільність	Високі обчислювальні ресурси	Для задач з великим обсягом даних
SVM	Ефективність на малих вибірках	Потребує налаштування ядра і параметрів	Для задач з малими вибірками даних
MLP	Гнучкість, можливість моделювання складних патернів	Тривале навчання, “чорна скринька”	Для складних задач з великим набором даних
LSTM/GRU	Відмінне прогнозування часових рядів	Висока складність, потреба у великих даних	Для прогнозування часових рядів
Трансформери	Потужність, обробка великих обсягів, довготривалі залежності	Дуже висока обчислювальна вартість	Для великих мереж і складних часових рядів
Навчання з підкріпленням	Адаптивність, динамічне управління	Складність реалізації, потреба у великій кількості даних	Для автоматичного управління ресурсами

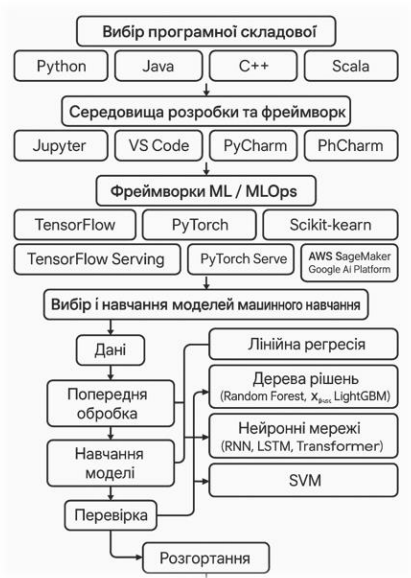
Ключові фактори впливу на характер мережевого навантаження



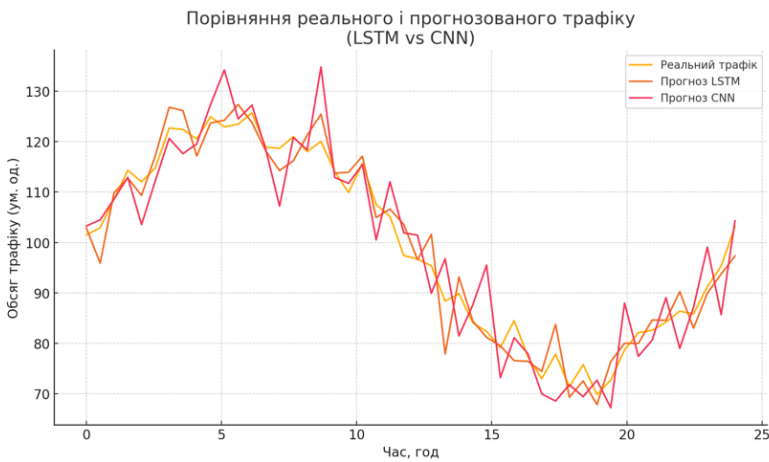
Основні функціональні блоки системи прогнозування



Вибір програмної складової й моделей ML



Порівняння реального і прогнозованого
Трафіку (LSTM vs CNN)



Модель	MAE	MAPE %
LSTM	4.22	4.07
CNN	5.59	5.43

Метрики точності

Висновки

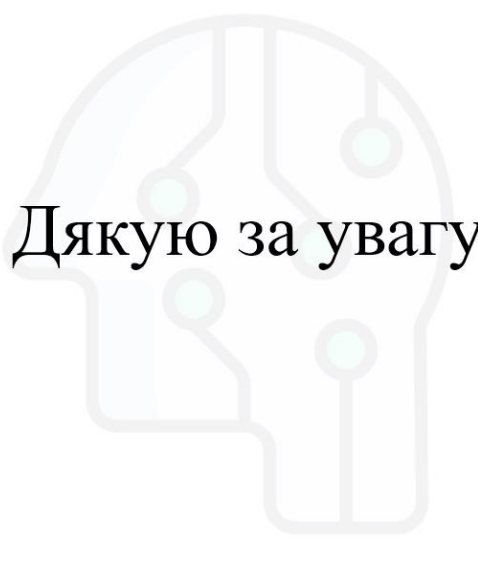
У роботі системно висвітлено теоретичні, методологічні та практичні аспекти побудови таких систем, що є актуальним у контексті зростаючих вимог до продуктивності, надійності й адаптивності телекомунікаційних інфраструктур.

Проаналізовано сучасні вимоги до телекомунікаційних мереж. Було досліджено основні методи та моделі прогнозування, які використовуються в телекомунікаційних системах, а також розглянуто потенціал застосування методів штучного інтелекту, зокрема машинного навчання та глибокого навчання, у задачах прогнозування навантаження.

Здійснено порівняльний аналіз найбільш ефективних методів штучного інтелекту для прогнозування мережевого навантаження, таких як нейронні мережі, дерева рішень, метод опорних векторів, моделі часових рядів на основі LSTM. Також було виявлено основні фактори, що впливають на характер навантаження в мережах - час доби, день тижня, події, погодні умови тощо. На основі аналізу сформульовано вимоги до інтелектуальної системи прогнозування, серед яких - висока точність, адаптивність, масштабованість, зручність в інтеграції та інтерпретованість результатів.

Досліджено розробку архітектури інтелектуальної системи прогнозування, яка включає модулі обробки даних, навчання моделей, інтерфейс візуалізації та взаємодії з користувачем.

Результати дослідження свідчать, що використання методів штучного інтелекту значно підвищує ефективність прогнозування навантаження, забезпечує своєчасне реагування на зміни в мережі та створює передумови для автоматизованого управління ресурсами телекомунікаційної інфраструктури.



Дякую за увагу!