

Міністерство освіти і науки України
Харківський національний університет радіоелектроніки

Факультет кібербезпеки
(повна назва)

Кафедра інформаційно-мережної інженерії
(повна назва)

КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА
Пояснювальна записка

рівень вищої освіти другий (магістерський)
Дослідження шляхів застосування ШІ для прогнозування якісних показників
роботи телекомунікаційної мережі
(тема)

Виконав:
здобувач 2 року навчання,
групи ІМІм-24-2
Катерина Бедрата
(власне ім'я, прізвище)

Спеціальність 172 Електронні комунікації та
радіотехніка
(код і повна назва спеціальності)

Тип програми освітньо-наукова
(освітньо-професійна або освітньо-наукова)

Освітня програма Інформаційно-мережна
інженерія
(повна назва освітньої програми)

Керівник: доц. Андрій Костромицький
(посада, власне ім'я, прізвище)

Допускається до захисту

Завідувач кафедри

Микола Москалець
(підпис) (власне ім'я, прізвище)

2026 р.

Не містить відомостей заборонених до відкритого публікування

Здобувач _____ / Катерина Бедрата /
(підпис) (прізвище та ініціали)

Керівник _____ / Андрій Костромицький /
(підпис) (прізвище та ініціали)

Харківський національний університет радіоелектроніки

Факультет _____ кібербезпеки _____
Кафедра _____ інформаційно-мережної інженерії _____
Рівень вищої освіти _____ другий (магістерський) _____
Спеціальність _____ 172 Електронні комунікації та радіотехніка _____
(код і повна назва)
Тип програми _____ освітньо-наукова _____
(освітньо-професійна або освітньо-наукова)
Освітня програма _____ інформаційно-мережна інженерія _____
(повна назва)

ЗАТВЕРДЖУЮ:

Зав. кафедри _____
(підпис)
« _____ » _____ 20 ____ р.

ЗАВДАННЯ
НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ

здобувачеві _____ Бедраті Катерині Денисівні _____
(прізвище, ім'я, по батькові)

1. Тема роботи Дослідження шляхів застосування ШІ для прогнозування якісних показників роботи телекомунікаційної мережі

затверджена наказом університету від 23 березня 2026 р. № 232 Ст

2. Термін подання студентом роботи до екзаменаційної комісії 27 травня 2026 р.

3. Вихідні дані до роботи _____

Провести аналіз алгоритмів та методів штучного інтелекту в телекомунікаціях для прогнозування якісних показників мережі.

Створити телекомунікаційну мережу з 50 користувачами/абонентами та 1 точкою доступу/ базовою станцією для прогнозування якісних показників в середовищі OMNeT++.

4. Перелік питань, що потрібно опрацювати в роботі _____

Вступ

1. Використання штучного інтелекту в телекомунікаціях

2. Алгоритми та методи штучного інтелекту в телекомунікаціях

3. Прогнозування QoS у безпроводових мережах

Висновки

5. Перелік графічного матеріалу із зазначенням креслеників, схем, плакатів, комп'ютерних ілюстрацій (п.5 включається до завдання за рішенням випускової кафедри) _____

Слайди у форматі Power Point (назва та мета роботи, використання штучного інтелекту в телекомунікаціях, прогнозування якісних показників мережі, алгоритми прогнозування QoS, прогнозування якісних показників в OMNeT++, висновки)

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№	Назва етапів роботи	Терміни виконання етапів роботи	Примітка
1	Ознайомлення із завданням. Уточнення ТЗ.	23.03.2026	вик.
2	Підбір літератури за темою роботи	23.03. - 25.03.2026	вик.
3	Використання штучного інтелекту в телекомунікаціях	26.03. - 29.03.2026	вик.
4	Алгоритми та методи штучного інтелекту в телекомунікаціях	30.03. - 05.04.2026	вик.
5	Прогнозування QoS у безпроводових мережах	06.04. - 24.05.2026	вик.
6	Оформлення презентаційного матеріалу, підготовка до захисту у ЕК	25.05.2026	вик.

Дата видачі завдання 23 березня 2026 р.

Здобувач _____ Катерина Бедрата
(підпис)

Керівник роботи _____ доц. Андрій Костромицький
(підпис) (посада, власне ім'я, прізвище)

РЕФЕРАТ

Пояснювальна записка: 62 с., 11 рис., 15 джерел, 4 додатки.

Мета роботи – дослідження можливостей застосування технологій штучного інтелекту для прогнозування якісних показників роботи телекомунікаційної мережі.

Об'єкт дослідження:

- телекомунікаційна мережа з технологією Wi-Fi, яка базується на стандартах сімейства IEEE 802.11;
- мобільна мережа, яка працює за стандартом мобільного зв'язку четвертого покоління (4G LTE).

У роботі досліджено можливості застосування технологій штучного інтелекту для прогнозування якісних показників роботи телекомунікаційних мереж. Проаналізовано сучасні підходи до використання методів машинного навчання для обробки мережових даних та оцінювання параметрів якості обслуговування (QoS). Розглянуто основні переваги та обмеження застосування ШІ у сфері телекомунікацій.

У практичній частині роботи виконано моделювання безпроводової мережі в середовищі OMNeT++ із використанням фреймворку INET Framework. Проведено симуляцію мережевого трафіку, зібрано статистичні дані щодо основних QoS-показників, зокрема затримки, пропускну здатності та втрат пакетів. На основі отриманих даних реалізовано прогнозування затримки мережі засобами Python із використанням методів аналізу часових рядів.

ПРОГНОЗУВАННЯ, ЯКІСНІ ПОКАЗНИКИ, ТЕЛЕКОМУНІКАЦІЙНА МЕРЕЖА, QOS, WI-FI, 4G LTE, OMNET++

THE ABSTRACT

Explanatory note: 62 p., 11 fig, 15 sources, 4 app.

The purpose of the work is to study the possibilities of using artificial intelligence technologies to predict the quality indicators of the operation of a telecommunication network.

Object of the research:

- a telecommunication network with Wi-Fi technology, which is based on the IEEE 802.11 family of standards;
- a mobile network operating according to the fourth generation mobile communication standard (4G LTE).

The work explores the possibilities of using artificial intelligence technologies to predict the quality indicators of the operation of telecommunication networks. Modern approaches to the use of machine learning methods for processing network data and evaluating quality of service (QoS) parameters are analyzed. The main advantages and limitations of the use of AI in the field of telecommunications are considered.

In the practical part of the work, a wireless network was simulated in the OMNeT++ environment using the INET Framework. Network traffic was simulated, and statistical data on the main QoS indicators, including delay, throughput, and packet loss, was collected. Based on the obtained data, network delay prediction was implemented using Python tools using time series analysis methods.

FORECASTING, QUALITY INDICATORS, TELECOMMUNICATION NETWORK, QOS, WI-FI, 4G LTE, OMNET++

ЗМІСТ

ПЕРЕЛІК СКОРОЧЕНЬ.....	8
ВСТУП.....	9
1 ВИКОРИСТАННЯ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ В ТЕЛЕКОМУНІКАЦІЯХ ...	10
1.1 Штучний інтелект: застосування, переваги та недоліки	10
1.2 Оптимізація мереж: розподіл ресурсів, управління трафіком	15
1.3 Прогнозування навантаження в телекомунікаційних мережах	17
1.4 Аналіз даних та передбачення в телекомунікаціях	18
1.5 Автоматизоване управління мережею з використанням штучного інтелекту	19
1.6 Покращення клієнтського досвіду в телекомунікаціях з використанням штучного інтелекту.....	21
1.7 Приклади практичного застосування ШІ в телекомунікаціях	22
2 АЛГОРИТМИ ТА МЕТОДИ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ В ТЕЛЕКОМУНІКАЦІЯХ	24
3 ПРОГНОЗУВАННЯ QOS У БЕЗПРОВОДОВИХ МЕРЕЖАХ	27
3.1 Прогнозування якісних показників мережі.....	27
3.2 Алгоритми прогнозування QoS.....	29
3.3 Програмні середовища для прогнозування якісних показників мережі	32
3.4 Прогнозування якісних показників в OMNeT++.....	33
ВИСНОВКИ.....	45
ПЕРЕЛІК ПОСИЛАНЬ	46
ДОДАТОК А КОД ПРОГНОЗУВАННЯ ЗАТРИМКА ПЕРЕДАЧІ ПАКЕТІВ...	48
ДОДАТОК Б ПУБЛІКАЦІЯ СТАТТІ ЗА ТЕМОЮ РОБОТИ (СЕРТИФІКАТ) .	50
ДОДАТОК В ПУБЛІКАЦІЯ ТЕЗ ЗА ТЕМОЮ РОБОТИ	51
ДОДАТОК Г СЛАЙДИ ПРЕЗЕНТАЦІЇ.....	56

ПЕРЕЛІК СКОРОЧЕНЬ

- 4G – 4th Generation – четверте покоління мобільного радіозв'язку;
- 5G – 5th Generation – п'яте покоління мобільного радіозв'язку;
- 6G – 6th Generation – шосте покоління мобільного радіозв'язку;
- AI – Artificial Intelligence – штучний інтелект;
- AIOps – Artificial Intelligence for IT Operations – штучний інтелект для ІТ-операцій;
- BTS – Base Transceiver Station – базова станція;
- IP – Internet Protocol – інтернет протокол;
- IoT – Internet of Things – інтернет речей;
- IT – Information Technology – інформаційні технології;
- LSTM – Long Short-Term Memory – нейронна мережа з довгою короткостроковою пам'яттю;
- NED – Network Description Language – декларативна мова для опису структури, топології та параметрів мереж;
- QoS – Quality of Service – якість обслуговування;
- SMS – Short Message Service – служба коротких повідомлень;
- SON – Self-Organizing Network – самоорганізована мережа;
- UE – User Equipment – пристрій користувача;
- ШІ – штучний інтелект.

ВСТУП

У сучасному світі телекомунікації є основою функціонування глобального інформаційного суспільства. Стрімкий розвиток телекомунікаційних технологій, зростання кількості користувачів і сервісів, а також постійне збільшення об'ємів передавання даних зумовлюють підвищені вимоги до якості функціонування мереж і забезпечення стабільної якості обслуговування (Quality of Service, QoS). Сучасні телекомунікаційні мережі характеризуються високою складністю та динамічністю, що ускладнює процеси їх ефективного управління.

Традиційні методи моніторингу та аналізу мережевих показників, які здебільшого базуються на статистичних підходах, не завжди дозволяють оперативно реагувати на зміни навантаження та часто виявляють проблеми вже після їх виникнення. У зв'язку з цим виникає потреба у впровадженні більш ефективних інструментів прогнозування стану мережі та попередження можливих збоїв.

Особливої актуальності набуває використання технологій штучного інтелекту (ШІ), зокрема методів машинного навчання, які здатні обробляти великі об'єми телекомунікаційних даних, виявляти приховані закономірності та прогнозувати зміни параметрів мережі. Це відкриває нові можливості для підвищення ефективності управління мережею, оптимізації її роботи та покращення якості телекомунікаційних послуг.

Метою даного дослідження є аналіз основних напрямів застосування штучного інтелекту в телекомунікаційній галузі, а також визначення його переваг і перспектив розвитку у контексті прогнозування якісних показників роботи мереж.

1 ВИКОРИСТАННЯ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ В ТЕЛЕКОМУНІКАЦІЯХ

1.1 Штучний інтелект: застосування, переваги та недоліки

Телекомунікаційна галузь, як і більшість сучасних сфер діяльності, характеризується активним впровадженням технологій штучного інтелекту з метою підвищення ефективності функціонування систем та якості обслуговування користувачів. На рис. 1.1 представлено основні напрямки застосування штучного інтелекту в телекомунікаційній галузі [1], що відображають сучасні тенденції розвитку мереж і підходів до їх управління. Така структура демонструє, що штучний інтелект інтегрується практично в усі аспекти функціонування телекомунікаційних систем.

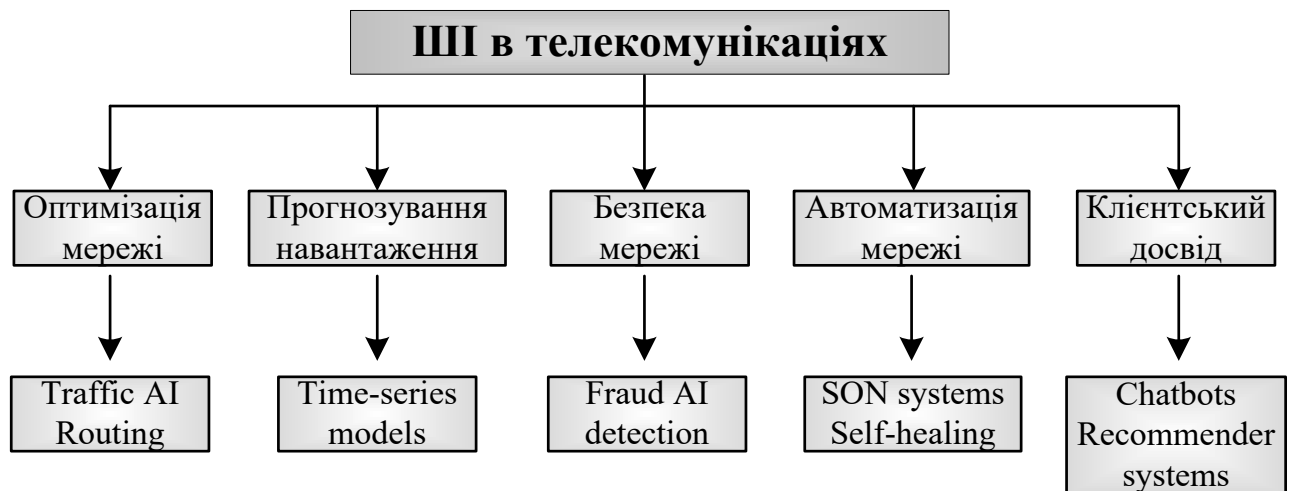


Рисунок 1.1 – Застосування ШІ в телекомунікаціях

Перший напрямок – оптимізація мережі – передбачає використання алгоритмів штучного інтелекту для покращення маршрутизації трафіку та підвищення ефективності використання ресурсів мережі. Зокрема, технології на основі ШІ дозволяють адаптивно керувати потоками даних (Traffic AI Routing), зменшуючи затримки та підвищуючи пропускну здатність [1].

Другим важливим напрямком є прогнозування навантаження. Завдяки моделям часових рядів (Time-series models) можливо аналізувати історичні дані та передбачати майбутні зміни в трафіку. Це дозволяє операторам мережі заздалегідь реагувати на пікові навантаження та уникати перенавантажень системи [1].

Не менш значущим є застосування штучного інтелекту у сфері безпеки мереж. Інтелектуальні системи здатні виявляти аномалії та потенційні загрози, зокрема шахрайські дії (Fraud AI detection), що значно підвищує рівень захищеності телекомунікаційної інфраструктури [1].

Окремий напрямок становить автоматизація мереж, яка включає використання самоорганізованих систем (SON systems) та механізмів самовідновлення (Self-healing). Це дозволяє мінімізувати втручання людини, скоротити час усунення несправностей і забезпечити безперервність надавання послуг [1].

Нарешті, важливу роль відіграє покращення клієнтського досвіду. Використання чат-ботів і рекомендаційних систем (Chatbots, Recommender systems) дозволяє персоналізувати взаємодію з користувачами, підвищити якість обслуговування та оперативність реагування на запити клієнтів [1].

Таким чином, наведена схема наочно демонструє комплексний характер впровадження штучного інтелекту в телекомунікаціях і підкреслює його ключову роль у підвищенні ефективності, надійності та якості роботи сучасних мереж.

Застосування штучного інтелекту в телекомунікаційних мережах відкриває широкі можливості для підвищення ефективності їх функціонування та якості обслуговування користувачів. Інтелектуальні методи аналізу даних дозволяють значно покращити процеси управління мережею, забезпечуючи більш точне та своєчасне прийняття рішень.

Однією з ключових переваг є підвищення якості обслуговування (QoS). Завдяки використанню алгоритмів машинного навчання можливо здійснювати прогнозування таких параметрів, як затримка, джитер, втрата пакетів і

пропускна здатність. Це дозволяє завчасно реагувати на потенційні проблеми та підтримувати стабільний рівень якості сервісів.

Важливою перевагою є здатність до раннього виявлення аномалій та збоїв у мережі. Системи штучного інтелекту можуть аналізувати великі об'єми даних у реальному часі та виявляти відхилення від нормального функціонування. Це дає змогу оперативно ідентифікувати перевантаження, збої обладнання або кібератаки, що значно підвищує надійність мережі [2].

Ще однією суттєвою перевагою є автоматизація процесів управління телекомунікаційною мережею. Інтелектуальні системи здатні самостійно приймати рішення щодо маршрутизації трафіку, балансування навантаження та оптимізації використання ресурсів. Це зменшує потребу у втручанні людини та знижує ймовірність помилок, пов'язаних із людським фактором [2].

Крім того, застосування штучного інтелекту сприяє ефективнішому використанню мережевих ресурсів. Завдяки прогнозуванню навантаження та адаптивному управлінню ресурсами можна зменшити перевантаження каналів зв'язку, оптимізувати використання пропускної здатності та підвищити загальну продуктивність мережі.

Не менш важливою є можливість прогнозування майбутнього стану мережі. Використовуючи історичні дані та методи аналізу часових рядів, системи штучного інтелекту можуть передбачати зміни у навантаженні, виникнення затримок або інші проблеми. Це дозволяє здійснювати проактивне управління мережею та запобігати деградації якості обслуговування [2].

Ще однією перевагою є підвищення надійності та стійкості телекомунікаційної інфраструктури. Інтелектуальні алгоритми здатні швидко реагувати на зміну умов роботи мережі, перенаправляти трафік у разі відмови вузлів та забезпечувати безперервність у наданні послуг [2].

Таким чином, використання штучного інтелекту в телекомунікаційних мережах дозволяє не лише покращити якість обслуговування користувачів, але й забезпечити більш ефективне, гнучке та надійне управління мережевими

ресурсами, що є особливо важливим у сучасних умовах стрімкого розвитку цифрових технологій.

Незважаючи на високу ефективність методів штучного інтелекту у прогнозуванні якісних показників роботи телекомунікаційних мереж, їх застосування супроводжується рядом технічних, економічних та організаційних труднощів. Дані обмеження необхідно враховувати при проектуванні та впровадженні інтелектуальних систем управління мережею.

Однією з основних проблем є високі вимоги до обчислювальних ресурсів. Алгоритми машинного навчання, особливо методи глибокого навчання, потребують значних обчислювальних потужностей, включаючи використання спеціалізованих графічних або тензорних процесорів, великих об'ємів оперативної пам'яті та значного енергоспоживання. Це суттєво ускладнює їх впровадження у реальних телекомунікаційних системах, особливо на периферійних вузлах мережі, де ресурси є обмеженими [3].

Ще одним важливим обмеженням є необхідність використання великих об'ємів даних для навчання моделей. Ефективна робота алгоритмів штучного інтелекту потребує наявності значних масивів історичних даних мережевого трафіку, параметрів якості обслуговування та журналів подій. Однак на практиці часто виникають проблеми, пов'язані з відсутністю якісних датасетів, складністю збору даних у реальному часі, а також наявністю шумів і прогалин у зібраній інформації [3].

Суттєвим недоліком є також проблема інтерпретованості моделей, відома як проблема «чорної скриньки». Багато сучасних моделей штучного інтелекту, зокрема нейронні мережі, не дозволяють чітко пояснити причини прийняття тих чи інших рішень. Це ускладнює довіру до отриманих результатів, особливо в критично важливих телекомунікаційних системах, де необхідна висока надійність і передбачуваність функціонування [3].

Крім того, застосування складних моделей може призводити до додаткових затримок при обробці даних. Незважаючи на можливість роботи в режимі реального часу, використання ресурсоємних алгоритмів здатне

знижувати швидкодію системи та збільшувати латентність. Це є критичним для сучасних мереж, зокрема мереж п'ятого покоління, систем реального часу та автоматизованого управління мережею [4].

Важливим фактором є також складність інтеграції технологій штучного інтелекту у вже існуючі телекомунікаційні інфраструктури. Впровадження таких рішень часто потребує модернізації мережевого обладнання, адаптації програмного забезпечення та інтеграції з чинними протоколами. Усе це вимагає значних фінансових витрат і часу на реалізацію [4].

Окрему увагу слід приділити проблемам безпеки. Системи штучного інтелекту можуть бути вразливими до різних типів атак, таких як отруєння даних (data poisoning), підробка вхідних сигналів або маніпуляції з моделями. У телекомунікаційних мережах це може призвести до некоректного прогнозування, порушення стабільності роботи мережі або навіть витоку конфіденційної інформації [4].

Ще одним недоліком є ризик перенавчання моделей. У таких випадках модель демонструє високу точність на навчальних даних, але значно гірші результати на нових або реальних даних. Це зазвичай пов'язано з надмірною складністю моделі або недостатньою різноманітністю навчального набору даних, що негативно впливає на точність прогнозування показників якості мереж [4].

Також слід враховувати високу вартість впровадження технологій штучного інтелекту. Вона включає витрати на придбання обладнання, розробку та навчання моделей, оплату праці кваліфікованих спеціалістів, а також подальшу технічну підтримку систем. Для невеликих телекомунікаційних операторів такі витрати можуть бути економічно невиправданими.

Нарешті, ефективність моделей штучного інтелекту значною мірою залежить від якості вхідних даних. У разі використання неповних, зашумлених або неактуальних даних модель може генерувати неточні або навіть хибні прогнози, що негативно впливає на процес управління телекомунікаційною

мережею. На рис. 1.2 коротко визначено переваги, недоліки та перспективи розвитку ШІ.



Рисунок 1.2 – ШІ в телекомунікаціях

1.2 Оптимізація мереж: розподіл ресурсів, управління трафіком

Штучний інтелект відіграє важливу роль у оптимізації телекомунікаційних мереж. Сучасні мережі обслуговують мільйони користувачів, тому ефективний розподіл ресурсів є критично важливим [5].

Алгоритми машинного навчання дозволяють автоматизувати процес управління мережевими ресурсами та підвищити ефективність функціонування мережі. З їхньою допомогою можна оптимально розподіляти пропускну здатність між користувачами та сервісами залежно від поточного навантаження, автоматично регулювати маршрутизацію пакетів даних, а також зменшувати затримки, втрати пакетів і перенавантаження мережеских вузлів. Завдяки аналізу історичних та поточних даних алгоритми здатні прогнозувати зміни трафіку та заздалегідь адаптувати параметри мережі для підтримання її стабільної роботи [5].

Одним із практичних прикладів є використання систем штучного інтелекту для аналізу мережевого трафіку в реальному часі. Такі системи можуть виявляти перенавантажені сегменти мережі та автоматично перенаправляти потоки даних альтернативними маршрутами. Це дозволяє уникати перенавантаження окремих вузлів, знижуючи затримки передачі інформації та підвищуючи загальну продуктивність мережі. Подібний підхід особливо актуальний для мереж 5G, хмарних сервісів та систем Інтернету речей (IoT), де кількість підключених пристроїв постійно зростає.

Для оптимізації телекомунікаційних мереж використовуються різні методи штучного інтелекту. Нейронні мережі застосовуються для прогнозування навантаження та аналізу складних закономірностей у мережевому трафіку. Алгоритми навчання з підкріпленням (Reinforcement Learning) дозволяють системі самостійно знаходити найефективніші стратегії маршрутизації та управління ресурсами в умовах постійних змін мережевого середовища. Методи кластеризації використовуються для групування користувачів, сервісів або мережевих вузлів з метою більш раціонального розподілу ресурсів та оптимізації обслуговування [5].

Додатково штучний інтелект використовується для прогнозування пікових навантажень, автоматичного масштабування мережевих ресурсів, виявлення несправностей обладнання та підвищення рівня кібербезпеки. Інтелектуальні системи можуть швидко виявляти аномальну активність, попереджати операторів про потенційні проблеми та автоматично вживати заходів для мінімізації ризиків.

Результатом впровадження методів штучного інтелекту в оптимізацію телекомунікаційних мереж є підвищення швидкості передачі даних, зменшення затримок, скорочення кількості збоїв, ефективніше використання мережевої інфраструктури та покращення якості обслуговування користувачів. У перспективі розвиток таких технологій стане основою для створення автономних мереж нового покоління, здатних самостійно адаптуватися до змін і забезпечувати максимально ефективну роботу.

1.3 Прогнозування навантаження в телекомунікаційних мережах

Одним із важливих напрямків застосування штучного інтелекту в телекомунікаційних мережах є прогнозування навантаження мережі. У сучасних умовах телекомунікаційні оператори стикаються з постійним зростанням кількості користувачів, збільшенням об'ємів даних, які передаються, та нерівномірним розподілом трафіку протягом доби. У зв'язку з цим виникає необхідність завчасного прогнозування змін у навантаженні мережі для забезпечення стабільної роботи інфраструктури та підтримання належного рівня якості обслуговування користувачів [5].

Для прогнозування навантаження оператори використовують історичні дані, які містять інформацію про кількість активних користувачів, об'єми мережевого трафіку, тривалість сеансів зв'язку та періоди пікової активності. Аналіз таких даних дозволяє виявляти закономірності у поведінці користувачів та визначати часові проміжки, коли навантаження на мережу суттєво зростає. Це особливо актуально для мобільних операторів, інтернет-провайдерів та дата-центрів [5].

Алгоритми машинного навчання здатні прогнозувати навантаження на мережу з високою точністю, що дає можливість заздалегідь підготувати телекомунікаційну інфраструктуру до періодів підвищеної активності користувачів. Завдяки таким прогнозам оператори можуть уникати перенавантаження мережевих вузлів, своєчасно розширювати пропускну здатність каналів зв'язку та більш ефективно використовувати наявне обладнання. Це дозволяє зменшити ризик збоїв у роботі мережі та забезпечити безперервність надання послуг [5].

Для прогнозування навантаження застосовуються різні методи штучного інтелекту. Моделі часових рядів дозволяють аналізувати зміни навантаження в часі та прогнозувати майбутні значення на основі попередніх даних. Глибокі нейронні мережі, зокрема моделі LSTM, ефективно працюють із великими масивами даних та здатні враховувати складні часові залежності. Алгоритми

регресії також використовуються для оцінювання впливу різних факторів на рівень мережевого навантаження та побудови моделей, які прогнозуються [5].

Практичним прикладом використання штучного інтелекту є автоматичне масштабування мережевих ресурсів під час масових заходів, святкових днів або великих спортивних подій, коли значно зростає кількість користувачів у певних регіонах. У таких випадках система може автоматично збільшувати пропускну здатність мережі, перенаправляти трафік або активувати додаткові ресурси для забезпечення стабільної роботи телекомунікаційної інфраструктури. Це підвищує ефективність управління мережею та покращує якість надання послуг користувачам.

1.4 Аналіз даних та передбачення в телекомунікаціях

Телекомунікаційні мережі щоденно генерують величезні об'єми даних, пов'язаних із передачею трафіку, роботою мережевого обладнання, поведінкою користувачів та якістю надання послуг. Обробка таких масивів інформації традиційними методами є складною та потребує значних часових ресурсів. Саме тому штучний інтелект відіграє важливу роль в аналізі телекомунікаційних даних, оскільки дозволяє швидко обробляти великі об'єми інформації, виявляти приховані закономірності та прогнозувати можливі проблеми в роботі мережі [6].

Одним із ключових завдань аналізу даних за допомогою штучного інтелекту є виявлення аномалій у роботі мережі. Алгоритми машинного навчання можуть аналізувати параметри функціонування мережі та визначати відхилення від нормального режиму роботи. Це дозволяє своєчасно виявляти перенавантаження, підозрілу активність, нестандартні зміни трафіку або потенційні кіберзагрози, що сприяє підвищенню безпеки та стабільності мережі [6].

Ще одним важливим напрямком є прогнозування відмов обладнання. Штучний інтелект аналізує технічні показники роботи серверів,

маршрутизаторів, базових станцій та іншого мережевого обладнання, зокрема температуру, рівень навантаження, кількість помилок та інші параметри. На основі цих даних система може передбачити можливі технічні несправності та завчасно попередити операторів про необхідність технічного обслуговування або заміни обладнання [6].

Важливе значення також має аналіз поведінки користувачів. Алгоритми штучного інтелекту можуть досліджувати активність абонентів, визначати популярні сервіси, часові періоди найбільшого навантаження та особливості використання мережі. Це дозволяє операторам краще розуміти потреби користувачів, адаптувати тарифні плани та покращувати якість обслуговування [6].

Завдяки використанню технологій Big Data та машинного навчання телекомунікаційні оператори отримують можливість швидко виявляти несправності, аналізувати сигнали мережі, здійснювати постійний моніторинг якості обслуговування та прогнозувати технічні збої ще до того, як вони вплинуть на кінцевих користувачів. Це дозволяє підвищити ефективність роботи телекомунікаційної інфраструктури, знизити витрати на обслуговування та забезпечити стабільне надання послуг.

1.5 Автоматизоване управління мережею з використанням штучного інтелекту

Штучний інтелект відкриває нові можливості для створення самоорганізуючих мереж (Self-Organizing Networks, SON), які здатні автоматично адаптуватися до змін умов функціонування без постійного втручання людини. У сучасних телекомунікаційних системах, особливо в мережах мобільного зв'язку, кількість обладнання, користувачів і об'єм даних, який передається, постійно зростає, що ускладнює ручне управління мережею. Саме тому впровадження інтелектуальних механізмів автоматизації стає важливим напрямком розвитку телекомунікаційної інфраструктури [7].

Однією з основних функцій самоорганізуючих мереж є автоматичне налаштування параметрів мережі. Алгоритми штучного інтелекту можуть аналізувати поточний стан мережі, рівень навантаження, якість сигналу та інші технічні показники, після чого автоматично коригувати параметри роботи базових станцій, маршрутизаторів або каналів зв'язку. Це дозволяє підтримувати оптимальний рівень продуктивності мережі та покращувати якість обслуговування користувачів [7].

Ще однією важливою можливістю є автоматичне виявлення та усунення несправностей. Інтелектуальні системи здатні постійно моніторити стан мережевого обладнання, виявляти відхилення від нормального режиму роботи та оперативно реагувати на можливі збої. У деяких випадках система може самостійно усувати проблеми шляхом переналаштування обладнання або перенаправлення трафіку, що значно скорочує час простою мережі [7].

Штучний інтелект також використовується для оптимізації роботи базових станцій. Система може аналізувати кількість активних користувачів у певному регіоні, рівень навантаження на станції та параметри сигналу, після чого автоматично змінювати режими роботи обладнання. Наприклад, у періоди низької активності окремі елементи мережі можуть переходити в енергозберігаючий режим, а під час пікових навантажень – активувати додаткові ресурси.

Основними перевагами автоматизованого управління мережею є зменшення витрат на технічне обслуговування, підвищення стабільності функціонування мережі та швидке реагування на зміну навантаження. Автоматизація дозволяє знизити потребу в ручному адмініструванні та мінімізувати вплив людського фактора на роботу мережі.

Такі самоорганізуючі системи вже активно впроваджуються в мережах четвертого та п'ятого покоління (4G і 5G), де вони забезпечують більш ефективне управління ресурсами, покращують якість зв'язку та створюють основу для подальшого розвитку автономних телекомунікаційних мереж майбутнього.

1.6 Покращення клієнтського досвіду в телекомунікаціях з використанням штучного інтелекту

Штучний інтелект також активно використовується для покращення взаємодії телекомунікаційних операторів із клієнтами. У сучасних умовах високої конкуренції між провайдерами зв'язку важливим фактором є не лише якість мережевих послуг, а й рівень обслуговування користувачів. Технології штучного інтелекту дозволяють автоматизувати комунікацію з клієнтами, підвищити швидкість реагування на запити та забезпечити більш персоналізований підхід до обслуговування [7].

Одним із найбільш поширених напрямів є використання чат-ботів для підтримки клієнтів. Такі системи здатні автоматично відповідати на типові запитання користувачів, надавати інформацію щодо тарифів, перевірки балансу, підключення додаткових послуг або налаштування обладнання. Крім того, чат-боти можуть допомагати у вирішенні технічних проблем, що значно скорочує час очікування відповіді та підвищує ефективність обслуговування [7].

Ще одним важливим напрямком є формування персоналізованих тарифних пропозицій. Алгоритми штучного інтелекту аналізують історію використання послуг, об'єми споживання трафіку, тривалість дзвінків та інші параметри поведінки клієнтів. На основі отриманих даних система може пропонувати користувачам індивідуальні тарифні плани, додаткові послуги або спеціальні акції, які найбільше відповідають їхнім потребам [7].

Штучний інтелект також використовується для аналізу рівня задоволеності користувачів. Системи можуть обробляти відгуки клієнтів, звернення до служби підтримки, оцінки сервісу та інші джерела інформації для визначення основних проблем, з якими стикаються користувачі. Це дозволяє операторам своєчасно вдосконалювати свої послуги та підвищувати рівень лояльності клієнтів [7].

Додатково алгоритми штучного інтелекту можуть аналізувати поведінку абонентів і прогнозувати ймовірність їхнього відтоку до інших операторів. На основі таких прогнозів компанії можуть завчасно пропонувати спеціальні умови, бонуси або індивідуальні пропозиції для утримання клієнтів.

Результатом використання штучного інтелекту у сфері клієнтського обслуговування є значне скорочення часу обробки звернень, підвищення рівня задоволеності користувачів, зменшення навантаження на операторів кол-центрів та покращення загальної якості взаємодії між телекомунікаційними компаніями та їхніми клієнтами.

1.7 Приклади практичного застосування ШІ в телекомунікаціях

Одним із яскравих прикладів застосування штучного інтелекту в телекомунікаціях є діяльність компанії Vodafone, яка впровадила AI-чатбота TOVi для обслуговування клієнтів. Дана система автоматично обробляє запити користувачів, надає консультації, допомагає керувати тарифними планами та підключати додаткові послуги. Використання такого рішення дозволяє значно зменшити навантаження на контакт-центри та підвищити швидкість обслуговування [8].

Компанія AT&T застосовує штучний інтелект для боротьби з шахрайством у телекомунікаційних мережах. Використовуючи спеціалізовані AI-платформи для аналізу великих масивів даних, оператор здатен виявляти підозрілі дії в реальному часі. Завдяки впровадженню таких технологій вдалося знизити кількість випадків шахрайства приблизно на 80%, що суттєво підвищило рівень безпеки мережі [8].

Іншим прикладом є діяльність компанії Airtel, яка використовує штучний інтелект для виявлення спаму та фішингових повідомлень. Розроблена система аналізує SMS-трафік і здатна блокувати до двох мільйонів небажаних повідомлень щодня, що забезпечує додатковий захист користувачів від кіберзагроз [8].

Компанія SK Telecom активно застосовує алгоритми штучного інтелекту для оптимізації роботи мереж п'ятого покоління. Завдяки використанню інтелектуальних моделей для управління радіомережами вдалося досягти підвищення швидкості передачі даних на 24% та зменшення затримки сигналу на 20%, що значно покращує якість обслуговування користувачів [8].

Ще один приклад демонструє компанія Bharti Airtel, яка впровадила систему прогнозування аварій у мережі. Штучний інтелект аналізує технічні параметри та виявляє потенційні збої ще до їх виникнення, автоматично повідомляючи операторів. Це дозволило зменшити кількість відмов мережі приблизно на 80% і підвищити її надійність [8].

Фінська компанія Elisa використовує AI-чатбота Annika для автоматизації обслуговування клієнтів. Завдяки цьому рішення автоматизовано до 70% запитів користувачів, що не лише знижує витрати на обслуговування, але й підвищує рівень задоволеності клієнтів за рахунок швидкого реагування на їхні потреби [8].

Важливу роль у розвитку інтелектуальних телекомунікаційних систем відіграє компанія Nokia, яка розробила AI-екосистему AVA. Дана платформа надає операторам можливість автоматизувати управління мережею, прогнозувати навантаження та оптимізувати використання ресурсів [8].

2 АЛГОРИТМИ ТА МЕТОДИ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ В ТЕЛЕКОМУНІКАЦІЯХ

Традиційні методи аналізу вже не забезпечують необхідної точності та швидкості обробки інформації, особливо в умовах зростання навантаження та складності мережевої інфраструктури. У зв'язку з цим особливого значення набувають методи штучного інтелекту, які дозволяють автоматизувати процеси аналізу, виявляти приховані закономірності та приймати обґрунтовані рішення на основі великих масивів даних. До основних таких методів належать машинне навчання, нейронні мережі, навчання з підкріпленням, аналіз великих даних та підхід AIOps, які забезпечують підвищення ефективності функціонування телекомунікаційних систем і якості надання послуг [9].

Машинне навчання є одним із ключових напрямів розвитку штучного інтелекту, що широко застосовується в телекомунікаційних мережах для аналізу та прогнозування їхніх параметрів. Воно базується на використанні алгоритмів, які здатні навчатися на основі історичних даних та виявляти приховані закономірності. У сфері телекомунікацій машинне навчання використовується для прогнозування трафіку, оцінки показників якості обслуговування (QoS), виявлення аномалій, а також оптимізації розподілу мережевих ресурсів. Його застосування дозволяє підвищити ефективність управління мережею та забезпечити більш стабільну роботу сервісів [9].

Нейронні мережі є підвидом методів машинного навчання, що імітують принципи роботи людського мозку. Вони складаються з взаємопов'язаних штучних нейронів, які обробляють інформацію та здатні моделювати складні нелінійні залежності. У телекомунікаціях нейронні мережі застосовуються для прогнозування навантаження мережі, аналізу часових рядів, визначення затримок передачі даних та виявлення аномалій. Особливо ефективними є рекурентні нейронні мережі, зокрема LSTM, які добре працюють із часовими

залежностями та дозволяють отримувати точні прогнози в умовах динамічних змін мережевого середовища [9].

Методи навчання з підкріпленням (Reinforcement Learning) є підходом, при якому модель навчається шляхом взаємодії з середовищем та отримання винагороди за правильні дії. У телекомунікаційних мережах цей підхід використовується для динамічного управління ресурсами, оптимізації маршрутизації та балансування навантаження. Алгоритми Reinforcement Learning здатні адаптуватися до змін у мережі в реальному часі, обираючи найбільш ефективні стратегії передачі даних, що дозволяє підвищити продуктивність та зменшити затримки [10].

Аналіз великих даних (Big Data Analytics) відіграє важливу роль у сучасних телекомунікаційних системах, оскільки мережі генерують величезні об'єми інформації. Використання технологій обробки великих даних дозволяє збирати, зберігати та аналізувати інформацію про мережевий трафік, поведінку користувачів і стан обладнання. Це дає змогу виявляти закономірності, прогнозувати навантаження, оптимізувати роботу мережі та підвищувати якість обслуговування. Поєднання Big Data з алгоритмами штучного інтелекту значно розширює можливості аналітики та прийняття рішень [10].

AIOps (Artificial Intelligence for IT Operations) є сучасним підходом до автоматизації управління IT- та телекомунікаційними системами на основі штучного інтелекту. Він передбачає використання алгоритмів машинного навчання та аналізу даних для моніторингу, виявлення аномалій, прогнозування збоїв і автоматичного реагування на інциденти. У телекомунікаціях AIOps дозволяє значно скоротити час виявлення та усунення проблем, підвищити надійність мережі та оптимізувати операційні витрати. Завдяки цьому підходу забезпечується більш ефективне та автономне управління складними мережними інфраструктурами [10].

В табл. 2.1 зведено дані: основні задачі, переваги, недоліки та область застосування кожного з методів штучного інтелекту в телекомунікаціях, які наведені вище.

Таблиця 2.1 – Порівняльна таблиця методів ШІ в телекомунікаціях

Метод ШІ	Основна задача	Переваги	Недоліки	Область застосування
Машинне навчання	аналіз даних і прогнозування	висока точність прогнозів	потребує великих даних	мережеве навантаження, прогнозування QoS, відмови і збої у мережі, поведінка користувачів
Нейронні мережі	аналіз складних патернів	висока точність, ефективні для великих мереж	складність навчання, потребують багато даних	мережеве навантаження та трафік, прогнозування QoS, ймовірності збоїв і відмов обладнання, перенавантаження у мережі, аномалій та кіберзагроз
Reinforcement Learning	оптимізація мереж	автоматична адаптація	довгий процес навчання	динамічна оптимізація мереж (маршрутизація, розподіл ресурсів), адаптивне керування трафіком
Big Data Analytics	аналіз великих об'ємів даних	масштабованість	високі вимоги до інфраструктури	аналіз великих об'ємів даних, виявлення закономірностей, прогнозування навантаження та аномалій, сегментація користувачів
AIOps	автоматичне управління мережею	швидке виявлення збоїв	складна інтеграція	прогнозування інцидентів і збоїв, автоматичне виявлення аномалій, оптимізація роботи мереж і систем, проактивний моніторинг та самовідновлення

3 ПРОГНОЗУВАННЯ QOS У БЕЗПРОВОДОВИХ МЕРЕЖАХ

3.1 Прогнозування якісних показників мережі

Прогнозування якісних показників обслуговування у безпроводових телекомунікаційних мережах є важливим завданням для забезпечення стабільної роботи мережі, підвищення її продуктивності та ефективного використання ресурсів. Особливої актуальності це набуває в умовах постійного зростання об'ємів мережевого трафіку, збільшення кількості користувачів та ускладнення сучасної мережевої інфраструктури. Для підтримання високого рівня якості обслуговування необхідно завчасно прогнозувати такі ключові показники, як затримка передачі даних, пропускна здатність мережі та рівень втрат пакетів [11].

Затримка передачі даних (Delay/Latency) – це час, необхідний для передачі пакета даних від джерела до кінцевого отримувача через телекомунікаційну мережу. Даний показник вимірюється в мілісекундах (мс) і є одним із ключових параметрів оцінювання якості обслуговування (QoS). Затримка включає час обробки пакета на мережевому обладнанні, час передачі каналом зв'язку, час маршрутизації та можливі затримки в чергах. Низький рівень затримки є особливо важливим для сервісів реального часу, таких як відеоконференції, онлайн-ігри, IP-телефонія та системи дистанційного керування. Висока затримка може призводити до погіршення якості зв'язку та зниження продуктивності мережі [11].

Пропускна здатність (Throughput/Bandwidth) – це максимальний об'єм даних, який може бути переданий через мережу за певний проміжок часу. Зазвичай вона вимірюється в біт/с, Кбіт/с, Мбіт/с або Гбіт/с. Пропускна здатність характеризує ефективність використання мережевих ресурсів та визначає, скільки інформації мережа здатна передати без перенавантаження. На

цей показник впливають характеристики обладнання, тип каналу зв'язку, рівень навантаження мережі та якість сигналу. Висока пропускна здатність забезпечує швидке передавання великих об'ємів інформації та покращує якість роботи мережевих сервісів [11].

Рівень втрат пакетів (Packet Loss Rate) – це показник, який відображає відсоток пакетів даних, що були втрачені під час передачі мережею та не досягли кінцевого отримувача. Він вимірюється у відсотках (%) або як відношення кількості втрачених пакетів до загальної кількості переданих пакетів. Втрати пакетів можуть виникати через перенавантаження мережі, помилки передачі, несправності обладнання або проблеми з маршрутизацією. Високий рівень втрат пакетів негативно впливає на якість потокового відео, голосового зв'язку та передачі критично важливих даних. Мінімізація цього показника є важливою умовою забезпечення стабільної та надійної роботи телекомунікаційної мережі [11].

Джитер (Jitter) – це показник, який характеризує коливання затримки під час передачі пакетів даних у телекомунікаційній мережі. Іншими словами, джитер відображає різницю в часі доставки послідовних пакетів до отримувача. Даний параметр зазвичай вимірюється в мілісекундах (мс) і є важливим показником якості обслуговування (QoS), особливо для сервісів, що працюють у режимі реального часу [11].

У стабільній мережі пакети даних повинні надходити через приблизно однакові проміжки часу. Якщо інтервали між доставкою пакетів змінюються нерівномірно, виникає джитер. Основними причинами цього явища можуть бути перенавантаження мережі, нестабільність каналів зв'язку, помилки маршрутизації, різні маршрути проходження пакетів або недостатня пропускна здатність мережі.

Високий рівень джитера негативно впливає на якість голосового зв'язку, відеоконференцій, онлайн-трансляцій та інших мультимедійних сервісів. Наприклад, під час VoIP-дзвінків високий джитер може спричиняти затримки звуку, переривання розмови або погіршення якості передачі голосу [11].

Для зменшення джитера в телекомунікаційних мережах застосовують механізми буферизації, оптимізацію маршрутизації, пріоритезацію трафіку та інтелектуальні алгоритми управління мережею. Прогнозування джитера за допомогою методів штучного інтелекту дозволяє завчасно виявляти потенційні проблеми та підтримувати стабільну якість передачі даних [11].

3.2 Алгоритми прогнозування QoS

Машинне навчання вже успішно застосовується для прогнозування показників якості обслуговування (QoS) у безпроводових мережах. Для цього використовуються як класичні алгоритми регресії та ансамблеві моделі, так і сучасні нейронні мережі, здатні враховувати часові залежності в даних. Зокрема, алгоритм Random Forest ефективно працює з нелінійними даними та характеризується стійкістю до шумів, що робить його придатним для аналізу параметрів мережі. Водночас нейронні мережі, зокрема моделі LSTM, демонструють високу ефективність під час обробки часових рядів, таких як мережевий трафік, затримка передачі даних та інші динамічні показники QoS [12].

Random Forest є одним із найбільш ефективних алгоритмів машинного навчання, що належить до методів ансамблевого навчання. Його основна ідея полягає у побудові великої кількості рішень у вигляді дерев (decision trees), кожне з яких навчається на випадковій підмножині даних, після чого результати об'єднуються для отримання більш точного та стабільного прогнозу. Такий підхід дозволяє зменшити ризик перенавчання та підвищити узагальнюючу здатність моделі [12].

У телекомунікаційних мережах Random Forest широко застосовується для прогнозування показників якості обслуговування (QoS), таких як затримка, пропускна здатність і втрата пакетів. Алгоритм аналізує різноманітні параметри мережі, зокрема навантаження, кількість користувачів, характеристики каналів зв'язку та інші фактори, що впливають на продуктивність системи. На основі

цього він формує точні прогнози, які можуть використовуватися для оптимізації роботи мережі [12].

Однією з важливих переваг Random Forest є його стійкість до шумів і неповних даних. Оскільки кожне дерево будується на різних підмножинах даних і ознак, модель залишається ефективною навіть у випадку наявності неточностей у вхідній інформації. Крім того, алгоритм добре працює з великою кількістю змінних і не потребує складної попередньої обробки даних.

Random Forest також активно використовується для задач класифікації в телекомунікаціях, зокрема для виявлення аномалій, визначення типів трафіку та виявлення потенційних загроз. Його здатність оцінювати важливість ознак дозволяє визначити, які параметри найбільше впливають на стан мережі, що є корисним для подальшої оптимізації [12].

Таким чином, алгоритм Random Forest є надійним і універсальним інструментом для аналізу та прогнозування в телекомунікаційних мережах. Його використання забезпечує високу точність результатів, стійкість до помилок у даних та ефективну підтримку прийняття рішень у процесах управління мережею [12].

Neural Networks (нейронні мережі) є одним із базових та найбільш потужних інструментів штучного інтелекту, які широко застосовуються для аналізу складних даних і моделювання нелінійних процесів. Вони побудовані за аналогією з біологічною нервовою системою та складаються з великої кількості взаємопов'язаних елементів – штучних нейронів, організованих у шари. Кожен нейрон обробляє вхідну інформацію та передає результат далі, що дозволяє мережі поступово формувати складні залежності між вхідними та вихідними даними [13].

У телекомунікаційних мережах нейронні мережі застосовуються для вирішення широкого спектра задач, пов'язаних із прогнозуванням та оптимізацією роботи системи. Зокрема, вони використовуються для прогнозування мережевого трафіку, оцінки показників якості обслуговування (QoS), аналізу затримок передачі даних, а також для виявлення аномалій у

роботі мережі. Завдяки здатності ефективно працювати з великими об'ємами даних, нейронні мережі дозволяють отримувати більш точні результати порівняно з традиційними статистичними методами [13].

Однією з ключових переваг нейронних мереж є їх здатність до самонавчання та адаптації до змін у середовищі. Під час навчання мережа автоматично налаштовує вагові коефіцієнти зв'язків між нейронами, що дозволяє їй поступово покращувати точність прогнозів. Це особливо важливо для телекомунікаційних систем, де параметри мережі постійно змінюються під впливом навантаження, кількості користувачів та інших факторів [13].

Існує декілька типів нейронних мереж, які застосовуються у телекомунікаціях. Наприклад, прямі (feedforward) нейронні мережі використовуються для базових задач прогнозування та класифікації, рекурентні нейронні мережі – для аналізу часових рядів, а згорткові нейронні мережі – для обробки структурованих даних. Вибір конкретної архітектури залежить від характеру задачі та типу вхідних даних [13].

Разом з тим, нейронні мережі мають і певні обмеження, зокрема потребу у великих об'ємах навчальних даних та значних обчислювальних ресурсах. Крім того, результати їх роботи не завжди легко інтерпретувати, що може ускладнювати використання у критично важливих системах [13].

Таким чином, нейронні мережі є потужним інструментом для аналізу та прогнозування в телекомунікаційних мережах. Їх застосування дозволяє підвищити точність оцінювання параметрів мережі, забезпечити адаптивність системи та покращити якість обслуговування користувачів.

LSTM (Long Short-Term Memory) є одним із найефективніших типів рекурентних нейронних мереж, призначених для обробки та аналізу послідовних даних, зокрема часових рядів. Основною особливістю LSTM є здатність зберігати інформацію протягом тривалого часу, що дозволяє враховувати довгострокові залежності між даними. Це досягається завдяки спеціальній структурі нейронів, яка включає механізми «забування», «запам'ятовування» та «оновлення» інформації [14].

У телекомунікаційних мережах LSTM широко застосовується для прогнозування показників якості обслуговування (QoS), таких як затримка, джитер, пропускна здатність та рівень втрат пакетів. Завдяки здатності аналізувати історичні дані та виявляти часові залежності, ця модель дозволяє будувати точні прогнози майбутнього стану мережі. Це особливо важливо в умовах динамічного навантаження та постійної зміни параметрів мережевого трафіку [14].

Однією з ключових переваг LSTM є її стійкість до проблеми зникнення або вибуху градієнтів, яка характерна для класичних рекурентних нейронних мереж. Завдяки цьому модель здатна ефективно навчатися навіть на довгих послідовностях даних, що робить її придатною для аналізу складних телекомунікаційних процесів [14].

Крім того, LSTM може використовуватися для виявлення аномалій у мережі, прогнозування перенавантажень та оптимізації використання ресурсів. Наприклад, на основі аналізу попередніх значень трафіку модель може передбачити пікові навантаження та дозволити системі заздалегідь вжити заходів для їхнього балансування [14].

Таким чином, застосування LSTM у телекомунікаційних мережах забезпечує високоточне прогнозування та ефективне управління мережевими ресурсами, що сприяє підвищенню стабільності, надійності та якості надання послуг.

3.3 Програмні середовища для прогнозування якісних показників мережі

Моделювання та симуляція телекомунікаційних мереж є важливим інструментом для дослідження та прогнозування показників якості обслуговування (QoS). Вони дозволяють відтворювати поведінку реальних мереж у контрольованому середовищі, аналізувати вплив різних факторів на продуктивність системи та оцінювати ефективність алгоритмів управління мережею без необхідності використання реальної інфраструктури.

Одним із найпоширеніших програмних середовищ для мережевого моделювання є OMNeT++. Цей інструмент дозволяє створювати детальні моделі телекомунікаційних систем, включаючи безпроводові та проводові мережі, та аналізувати такі показники, як затримка, пропускна здатність, втрати пакетів і джитер. Завдяки модульній архітектурі OMNeT++ зручно використовувати для дослідження алгоритмів маршрутизації та методів оптимізації QoS [15].

Також широко застосовується симулятор NS-3, який є потужним інструментом для моделювання мережевих протоколів та оцінки їх продуктивності. NS-3 дозволяє проводити детальний аналіз роботи мережі на різних рівнях моделі OSI, що робить його особливо корисним для дослідження сучасних технологій, таких як 4G, 5G та IoT-мережі [15].

Для більш складного аналізу та прогнозування QoS часто використовуються гібридні підходи, де результати симуляції поєднуються з методами машинного навчання. Наприклад, дані, отримані в OMNeT++ або NS-3, можуть використовуватися для навчання моделей штучного інтелекту, таких як нейронні мережі або алгоритми Random Forest, що дозволяє підвищити точність прогнозування параметрів мережі [15].

Окреме місце займають платформи для обробки великих даних, такі як Apache Spark, які дозволяють аналізувати великі об'єми мережевих даних у реальному часі. Їх використання є особливо актуальним для операторів мобільного зв'язку, де необхідно швидко обробляти інформацію про мільйони користувачів [15].

3.4 Прогнозування якісних показників в OMNeT++

OMNeT++ є модульним середовищем для моделювання дискретних подій, яке широко застосовується для дослідження комп'ютерних мереж, систем зв'язку та розподілених обчислювальних систем. Воно розроблене як відкрите програмне забезпечення та забезпечує гнучкі інструменти для

створення, тестування й візуалізації складних симуляційних моделей, що дозволяє ефективно аналізувати поведінку мережевих систем у різних умовах.

Для дослідження використовуватиметься OMNeT++ через свої наявні переваги, а також завдяки інтеграції з MATLAB, що дозволить отримати графіки спрогнозованих якісних показників для аналізу роботи телекомунікаційної мережі, яка досліджується. Також для аналізу результатів часто використовують Python – для обробки .ves та .sca файлів, що теж підходить для даного дослідження.

Об'єктом дослідження будуть слугувати:

– телекомунікаційна мережа з технологією Wi-Fi, яка базується на стандартах сімейства IEEE 802.11. Зображення телекомунікаційної мережі представлено на рис. 3.1 та на рис. 3.2 (спрощений варіант мережі для побудови в середовищі OMNeT++). Мережа складається з 50 користувачів (в якості користувачів можуть слугувати комп'ютери, ноутбуки, планшети, мобільні телефони, Wi-Fi камери) та 1 точки доступу (Wi-Fi маршрутизатора);

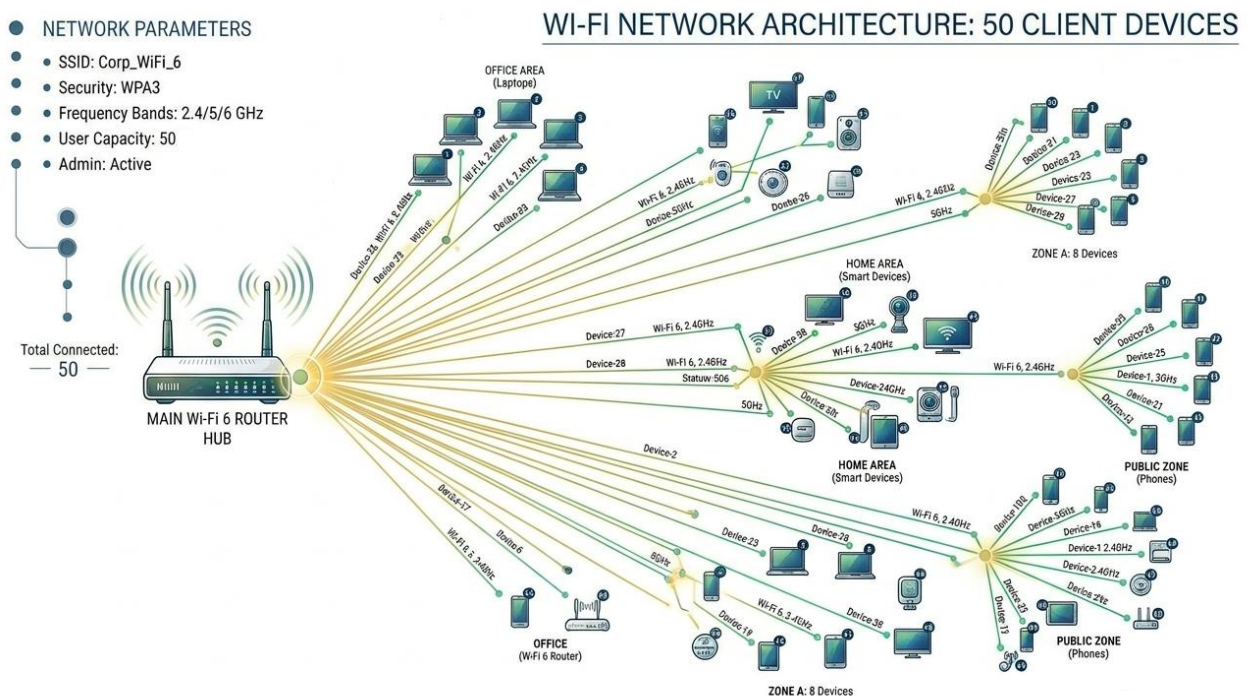


Рисунок 3.1 – Архітектура мережі Wi-Fi

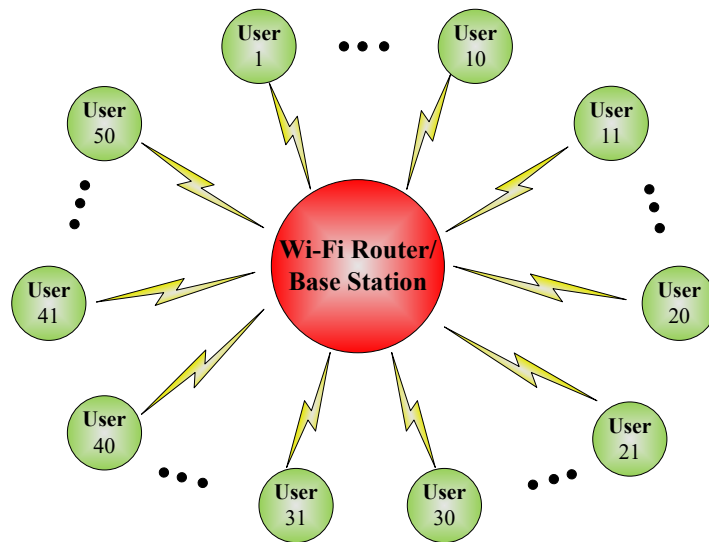


Рисунок 3.2 – Спрощене представлення мережі

– мобільна мережа, яка працює за стандартом мобільного зв'язку четвертого покоління (4G LTE). Зображення мобільної мережі представлено на рис. 3.3 та на рис. 3.2 (спрощений варіант мережі для побудови в середовищі OMNeT++). Мережа складається з 50 користувачів (в якості користувачів можуть слугувати планшети, мобільні телефони) та 1 базової станції для передачі даних.

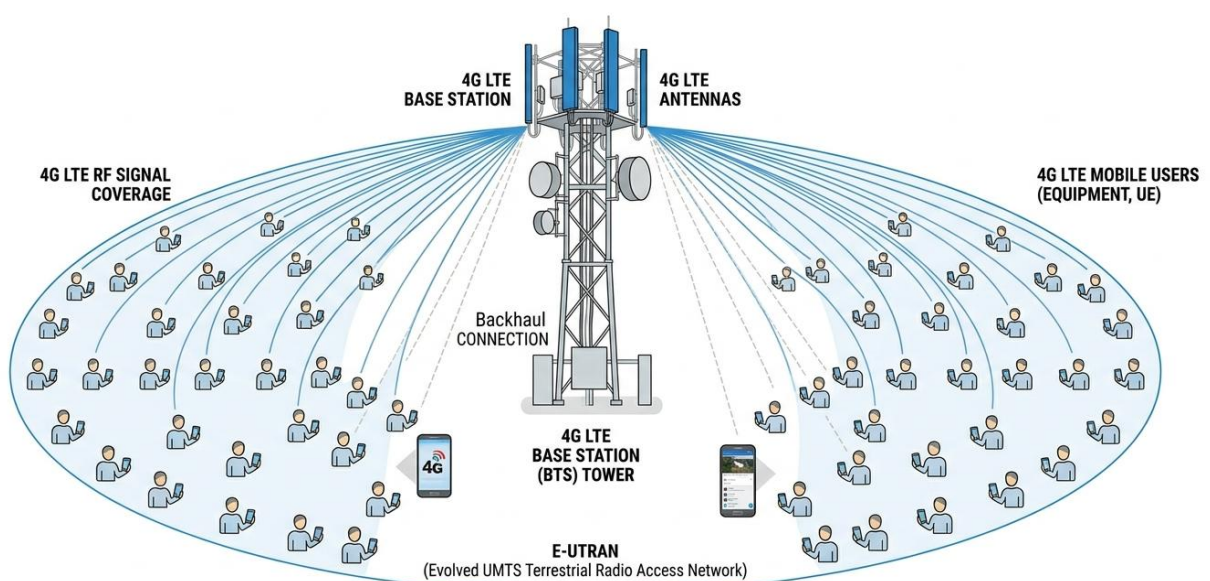


Рисунок 3.3 – Архітектура мережі 4G LTE

Вище було згадано, що рис. 3.2 – спрощений варіант мережі для побудови в середовищі OMNeT++ і через принцип роботи обох мереж він підходить для обох варіанті з візуальної точки зору, різницю складатиме саме програмний код роботи обох мереж в середовищі OMNeT++.

3.4.1 Дослідження телекомунікаційної мережі за технологією Wi-Fi

Представимо код, який створює базову топологію мережі за технологією Wi-Fi у середовищі OMNeT++, що складається з однієї точки доступу (маршрутизатора) та 50 пристроїв користувачів. Точка доступу виконує функції маршрутизації та забезпечує підключення пристроїв користувачів до мережі, тоді як вузли моделюють користувачів, які генерують мережевий трафік.

Нижче представлено код файла .ned Wi-Fi:

```
network WifiNetwork
{
    submodules:
        host[50]: WirelessHost;
        ap: AccessPoint;
}
```

Код описує структуру мережі в середовищі моделювання OMNeT++ мовою NED (Network Description Language). Він визначає мережу Wi-Fi, яка складається з безпроводових вузлів та точки доступу. Ключове слово `network` використовується для створення нового мережевого сценарію або топології в OMNeT++. Розділ `submodules` містить перелік усіх вузлів (модулів), які входять до складу мережі. Створюється масив із 50 безпроводових вузлів типу `WirelessHost`. `WirelessHost` – готовий модуль із бібліотеки `INET`, який моделює безпроводовий пристрій (наприклад ноутбук, смартфон або IoT-пристрій).

Створюється один модуль типу `AccessPoint` з ім'ям `ap`. Точка доступу (`Access Point`): забезпечує зв'язок між безпроводовими пристроями; виконує роль центрального вузла Wi-Fi мережі; приймає та пересилає трафік від клієнтів.

Нижче представлено код файла omnetpp.ini:

```
network = WifiNetwork
sim-time-limit = 100s
*.host[*].numApps = 1
*.host[*].app[0].typename = "UdpBasicApp"
*.host[*].app[0].destAddresses = "host[0]"
*.host[*].app[0].messageLength = 1024B
*.host[*].app[0].sendInterval = exponential(0.1s)
*.ap.wlan[0].typename = "Ieee80211Nic"
```

Цей код є конфігураційним файлом (omnetpp.ini) для моделювання мережі в OMNeT++. Він задає параметри симуляції та поведінку вузлів мережі, розділ загальних налаштувань симуляції. Вказується мережа WifiNetwork, яка буде запускатися. Тривалість симуляції – 100 секунд. Кожен вузол host має одну мережеву програму і на всіх вузлах запускається застосунок UdpBasicApp, який генерує UDP-трафік. Усі вузли надсилають пакети до вузла host[0]. Розмір кожного пакета – 1024 байти. Інтервал між відправленням пакетів випадковий та описується експоненціальним розподілом із середнім значенням 0.1 секунди. Точка доступу (ap) використовує Wi-Fi мережевий інтерфейс стандарту IEEE 802.11.

Результати дослідження представлені на графіках (рис. 3.4-3.5), які відображають зміну двох важливих показників якості обслуговування телекомунікаційної мережі в часі – пропускної здатності (Throughput) (рис. 3.4) та втрати пакетів (Packet Loss) (рис. 3.5).

На початку симуляції пропускна здатність коливається в межах приблизно 5-6 Мбіт/с, що свідчить про стабільну передачу даних. У проміжку приблизно від 35 до 50 одиниць часу спостерігається помітне зниження пропускної здатності до значень близько 3.5-4 Мбіт/с. Це може бути пов'язано зі: збільшенням навантаження на мережу; перевантаженням каналу; виникненням затримок або втрат пакетів; обмеженнями пропускної здатності точки доступу.

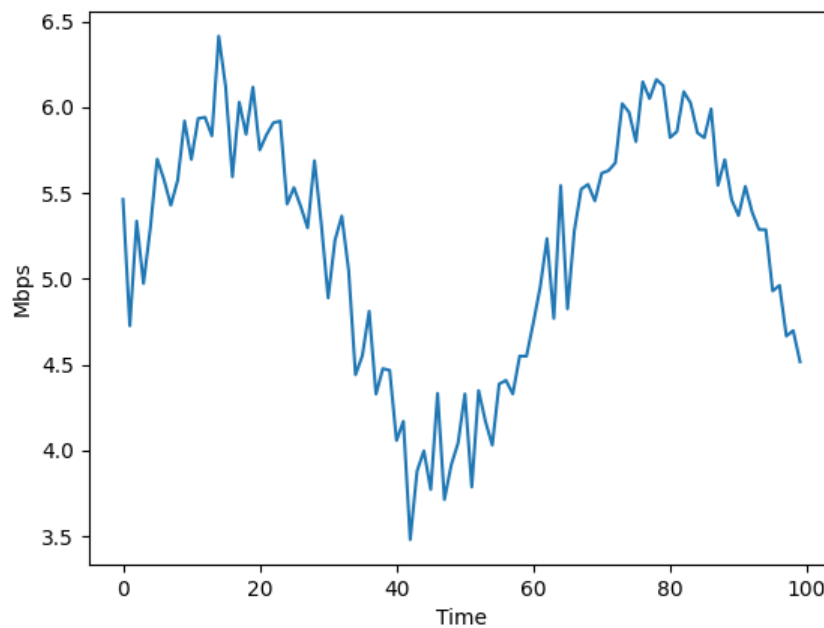


Рисунок 3.4 – Пропускна здатність мережі

Після цього показник поступово зростає та стабілізується на рівні близько 6 Мбіт/с, що свідчить про відновлення нормальної роботи мережі. Наприкінці симуляції знову спостерігається незначне зниження пропускної здатності.

Таким чином, графік показує динамічний характер навантаження мережі та зміну ефективності передачі даних у різні моменти часу.

Значення втрати пакетів (рис. 3.5) коливаються приблизно в межах 2-9% (0.02–0.09), тобто втрати пакетів мають нестабільний характер. Періодичні піки свідчать про моменти погіршення роботи мережі, які можуть бути викликані: перевантаженням мережі; конфліктами під час передавання даних; недостатньою пропускною здатністю; нестабільністю безпроводового каналу.

Особливо помітно, що в окремі моменти часу втрати пакетів збільшуються одночасно зі зниженням пропускної здатності (рис. 3.4), що свідчить про періодичне перенавантаження мережі.

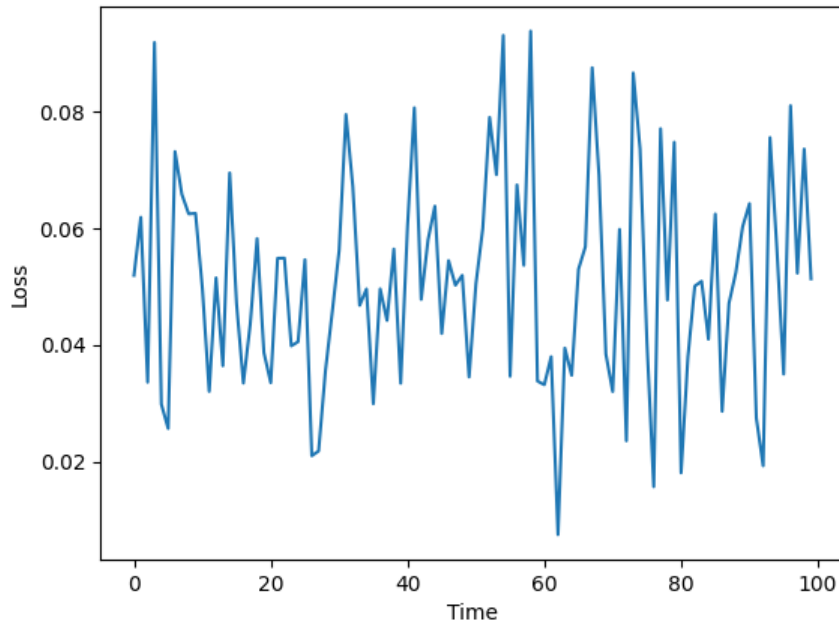


Рисунок 3.5 – Втрата пакетів в мережі

Для даної телекомунікаційної мережі дослідимо прогнозування затримки передачі даних (Delay Prediction) на наступні 20 часових кроків (20 секунд). Програмний код для даного дослідження представлений в Додатку А.

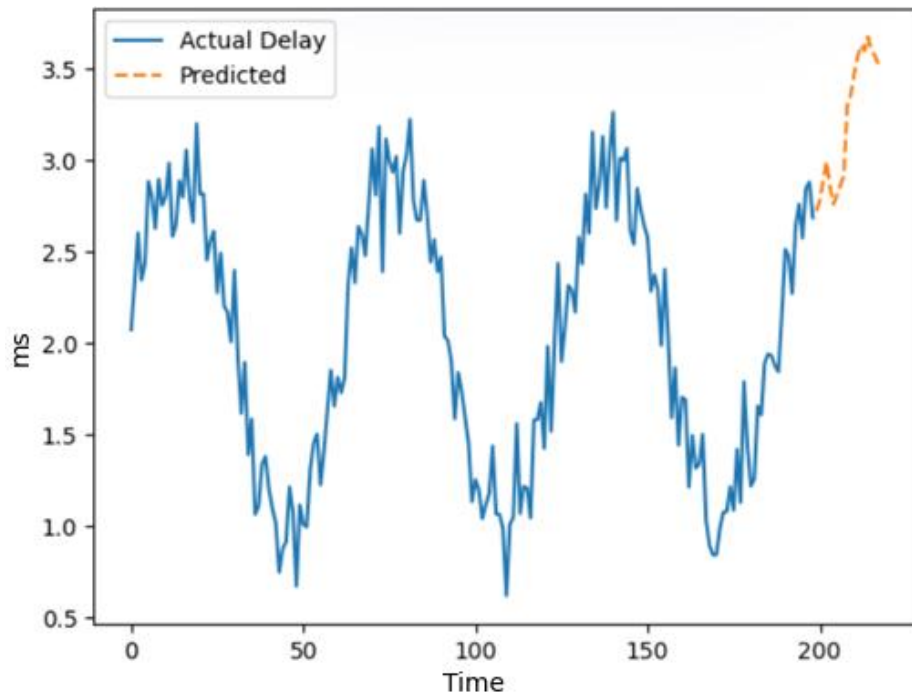


Рисунок 3.6 – Затримки передачі даних

Графік містить дві лінії:

- синя суцільна лінія (Actual Delay) – реальні значення затримки, отримані під час симуляції. Вона демонструє хвилюподібну зміну затримки у часі. Це свідчить про те, що навантаження на мережу є динамічним і періодично змінюється. Значення затримки коливаються приблизно в межах від 0.7 до 3.2 секунд;

- помаранчева пунктирна лінія (Predicted) – прогнозовані значення затримки на майбутні 20 кроків (секунд).

З графіка видно, що прогнозована затримка поступово зростає та наприкінці прогнозу значення delay перевищують рівень 3.5.

Це може свідчити про:

- збільшення навантаження на мережу;
- можливе перевантаження каналів;
- погіршення QoS;
- ризик виникнення затримок під час передавання даних.

3.4.2 Дослідження мобільної мережі 4G LTE

Представимо код, який створює базову топологію мережі LTE/4G у середовищі OMNeT++, що складається з однієї базової станції та 50 абонентських пристроїв. Базова станція виконує функції маршрутизації та забезпечує підключення пристроїв користувачів до мережі, тоді як абонентські вузли моделюють мобільних користувачів або IoT-пристрої, які генерують мережевий трафік.

Нижче представлено код файла .ned LTE/4G:

```
network Lte4GNetwork
{
  submodules:
    enb: Router {
      @display("p=300,200;i=device/antennatower");
    }
}
```

```

ue[50]: StandardHost {
    @display("i=device/wifilaptop");
}
}

```

На початку коду оголошується нова мережева топологія з назвою `Lte4GNetwork`. У середовищі OMNeT++ ключове слово `network` використовується для створення повної мережевої моделі, яка об'єднує всі вузли, канали та елементи інфраструктури. У цьому випадку моделюється стільникова мережа LTE/4G.

Розділ `submodules` визначає всі вузли, які входять до складу мережі. Тут задаються: базова станція та пристрої користувачів. Створюється модуль `enb`, який виконує роль базової станції. Для LTE використовують `eNB` (`eNodeB`), а для 5G використовується `gNB` (`gNodeB`).

Візуалізація базової станції `@display("p=300,200;i=device/antennatower")`. Це параметр графічного відображення в OMNeT++, де:

- `p=300,200` – координати на екрані;
- `i=device/antennatower` – іконка антени.

У Qtenv базова станція буде відображатися в центрі топології.

Створюється масив із 50 пристроїв користувачів (User Equipment, UE) `ue[50]: StandardHost`. Кожен UE у графічному інтерфейсі буде відображатися як ноутбук: `@display("i=device/wifilaptop")`. Така модель використовується для дослідження продуктивності мережі, зокрема для аналізу показників якості обслуговування (QoS), моделювання мережевого навантаження, збору статистичних даних щодо затримки передачі пакетів (`delay`) та джитеру (`jitter`), а також для подальшого прогнозування поведінки мережі за допомогою алгоритмів машинного навчання, зокрема LSTM-мереж. LSTM прогноз.

На рис. 3.7 -3.8. представлено результати моделювання показників Delay та Jitter, отриманих у процесі симуляції LTE/5G мережі в середовищі OMNeT++.

Графік Delay (рис. 3.7) демонструє зміну затримки передачі пакетів у часі. По осі X відкладено часові інтервали моделювання (Time), а по осі Y — значення затримки в мілісекундах (ms). Аналіз графіка показує циклічний характер зміни затримки: значення коливаються приблизно в межах від 0.9 мс до 3.2 мс. Періоди зростання затримки можуть свідчити про збільшення мережевого навантаження, накопичення пакетів у чергах маршрутизаторів або підвищення активності користувачів. Найбільші пікові значення спостерігаються в інтервалах приблизно 30–50, 150–170 та 270–290, що може вказувати на тимчасове перенавантаження мережі. Після пікових навантажень затримка знижується, що свідчить про стабілізацію роботи мережі після зменшення інтенсивності трафіку.

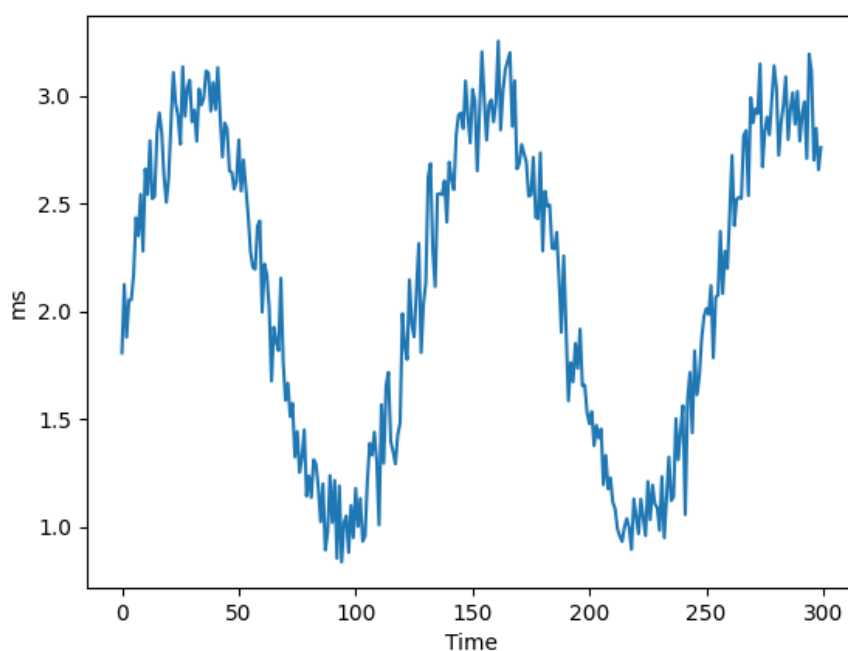


Рисунок 3.7 – Затримки передачі пакетів

Графік Jitter (рис. 3.8) відображає варіацію затримки пакетів у часі. Значення джитеру змінюються в межах приблизно від 0,02 мс до 0,17 мс, при цьому середній рівень коливається близько 0,1 мс. Значні коливання jitter характерні для мереж із нерівномірним трафіком, особливо для сервісів реального часу, таких як VoIP або відеостримінг. Пікові значення можуть бути

наслідком нестабільного розподілу ресурсів радіоканалу, повторної передачі пакетів або зміни умов каналу зв'язку.

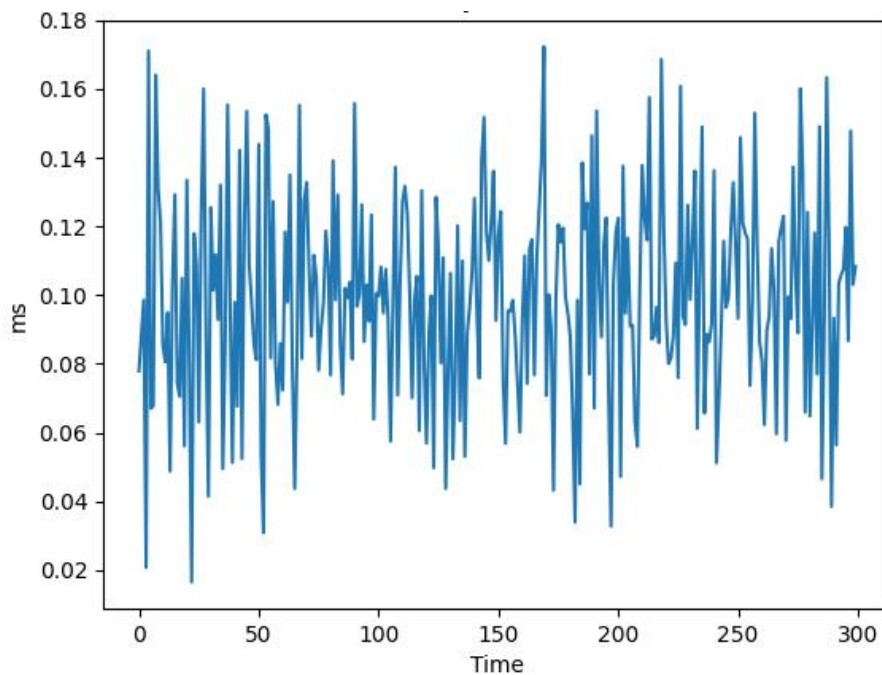


Рисунок 3.8 – Джитер

Загалом результати свідчать, що мережа функціонує в допустимих межах QoS, проте періодично виникають пікові навантаження, які впливають на затримку та стабільність передачі даних. Отримані дані є доцільними для подальшого використання в моделях прогнозування, зокрема LSTM, для передбачення деградації якості обслуговування та своєчасного реагування на потенційні перенавантаження мережі.

На рис. 3.9 представлено результати прогнозування затримки передачі даних за допомогою моделі LSTM на 20 часових кроків (20 секунд) уперед. По осі X відображено кількість прогнозованих часових кроків (Time), а по осі Y – прогнозовані значення затримки (Delay Forecast).

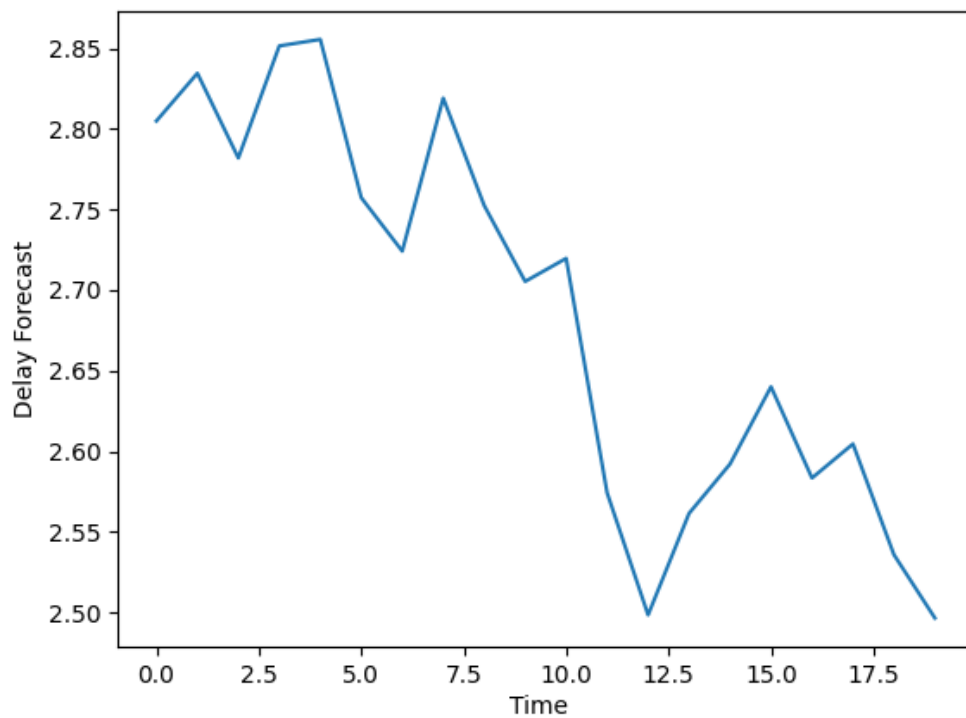


Рисунок 3.9 – LSTM прогноз

На початкових етапах прогнозу значення затримки знаходяться в межах 2,80-2,85 мс, що свідчить про відносно стабільний стан мережі. Починаючи приблизно з 5-10 секунди спостерігається поступове зниження показника затримки, а після 10-ї секунди відбувається більш різкий спад до значення близько 2,50 мс. Надалі графік демонструє незначні коливання затримки в межах 2,50-2,64 мс, що може свідчити про стабілізацію мережевого навантаження після періоду активного трафіку. Отримані результати дозволяють зробити висновок, що модель LSTM здатна прогнозувати майбутню поведінку мережі та виявляти можливі зміни показників QoS, що є важливим для своєчасного реагування на перевантаження мережі та оптимізації її роботи. Оскільки в даному випадку використано спрощену модель, графік демонструє загальний принцип прогнозування, який у реальних умовах може бути доповнений більшою кількістю параметрів і точнішими даними з файлів OMNeT++ (.vec).

ВИСНОВКИ

В кваліфікаційній роботі було проведено комплексний аналіз застосування технологій штучного інтелекту в телекомунікаційній галузі. Розглянуто основні напрямки використання інтелектуальних систем, зокрема оптимізацію мережевих ресурсів, прогнозування навантаження, аналіз даних, автоматизоване управління мережею та покращення клієнтського досвіду. Детально досліджено сучасні методи штучного інтелекту, серед яких машинне навчання, нейронні мережі, навчання з підкріпленням, аналіз великих даних і підхід AIOps. Визначено їх ключові переваги, недоліки та сфери застосування в телекомунікаційних системах.

У ході виконання кваліфікаційної роботи було досліджено можливості застосування технологій штучного інтелекту для прогнозування якісних показників роботи телекомунікаційної мережі. Проведений аналіз показав, що використання методів машинного навчання дозволяє ефективно прогнозувати зміни параметрів QoS, зокрема затримки передачі даних, та своєчасно виявляти можливі перенавантаження мережі.

Практична частина роботи полягала у створенні моделі безпроводової мережі в середовищі OMNeT++, налаштуванні генерації мережевого трафіку та отриманні статистичних даних щодо функціонування мережі. У результаті симуляції були побудовані графіки пропускної здатності, втрат пакетів і затримки, що дозволило проаналізувати поведінку мережі в умовах змінного навантаження.

На основі отриманих даних було реалізовано модель прогнозування затримки мережі засобами Python. Результати прогнозування продемонстрували можливість передбачення майбутнього стану мережі та виявлення потенційних перенавантажень до моменту погіршення якості обслуговування.

ПЕРЕЛІК ПОСИЛАНЬ

1. IBM Institute for Business Value. AI in Telecommunications. IBM Research, 2024.
2. Ericsson Research. AI Agents and Network Architecture. Ericsson White Paper, 2024.
3. Zhu F. Liquid Neural Networks: Next-Generation AI for Telecom. arXiv, 2025.
4. Vemuri N., Thaneeru N., Tatikonda V. AI-Driven Predictive Maintenance in the Telecommunications Industry. Journal of Science & Technology, 2022.
5. Challita U., Ryden H., Tullberg H. When Machine Learning Meets Wireless Cellular Networks: Deployment, Challenges, and Applications. arXiv, 2019.
6. Ali S. 6G White Paper on Machine Learning in Wireless Communication Networks. arXiv, 2020.
7. Asadi S.S. The Role of Artificial Intelligence and Machine Learning in Transforming Telecommunications: Opportunities, Challenges, and Future Directions. Computers & Information Science Journal, 2025.
8. Telcos that deployed AI aren't just cutting costs — they're building autonomous networks that fix themselves. [Електронний ресурс] – URL: https://www.businessaistrategy.com/telecommunications?utm_source=chatgpt.com
9. Pininti S. Revolutionizing Telecom with AI and ML. ResearchGate, 2025.
10. MoldStud Research. Telecommunications and Machine Learning: Enhancing Network Performance. 2024.
11. Computer Networking: A Top-Down Approach / James F. Kurose, Keith W. Ross. – 8th ed. – Pearson, 2021. – 864 p.
12. Chen C., Xu Y., Zhao J., Chen L., Xue Y. Combining Random Forest and Graph WaveNet for Spatial-Temporal Data Prediction // Intelligent and Converged Networks. – 2022. – Vol. 3, No. 4. – P. 364–377. DOI: 10.23919/ICN.2022.0024.

13. Zhang Y., Wang X., Liu J. A Deep Learning Approach for Network Traffic Prediction Using Recurrent Neural Networks // IEEE Access. – 2021. – Vol. 9. – P. 64895–64908.
14. Hochreiter S., Schmidhuber J. Long Short-Term Memory // Neural Computation. – 1997. – Vol. 9, No. 8. – P. 1735–1780.
15. Varga A., Hornig R. An Overview of the OMNeT++ Simulation Environment // Proceedings of the 1st International Conference on Simulation Tools and Techniques for Communications, Networks and Systems (SIMUTools). – 2008. – Article No. 60.