ВСТУП

Актуальність теми. Стрімке поширення мобільних пристроїв та невпинне зростання попиту на високошвидкісний зв'язок зумовили необхідність пошуку нових підходів до оцінки та оптимізації продуктивності мереж. Традиційні методи моніторингу, що базуються на статичних метриках та періодичному ручному тестуванні, стають дедалі менш адекватними в умовах зростаючої складності інфраструктури 5G. Сучасні мережі потребують переходу від реактивного управління до проактивного, що стає можливим завдяки інтеграції технологій штучного інтелекту (ШІ). Здатність ШІ аналізувати великі масиви даних у реальному часі дозволяє не лише виявляти аномалії, а й прогнозувати піки навантаження, забезпечуючи стабільну якість обслуговування.

Мета роботи полягає у розробленні та дослідженні моделі продуктивності мереж мобільного зв'язку з інтеграцією технологій штучного інтелекту для підвищення їхньої технічної ефективності, надійності та автоматизації управління ресурсами.

Завдання роботи:

1. Проаналізувати архітектуру, принципи функціонування та еволюцію мереж мобільного зв’язку від 1G до 5G.
2. Дослідити теоретичні основи та класифікувати методи штучного інтелекту, що застосовуються у сфері телекомунікацій.
3. Розробити концептуальну архітектуру моделі дослідження продуктивності з використанням AI-компонентів.
4. Провести експериментальне дослідження впливу алгоритмів ШІ на ключові показники ефективності мережі та виконати статистичний аналіз результатів.
5. Сформулювати стратегічні рекомендації щодо впровадження інтелектуальних систем в інфраструктуру мобільних операторів.

Об’єкт дослідження – процеси забезпечення продуктивності та управління ресурсами у сучасних мережах мобільного зв’язку (4G LTE та 5G NR).

Предмет дослідження – технічні показники продуктивності (затримка, пропускна здатність, енергоефективність) та методи машинного і глибинного навчання для їх оптимізації.

Методи дослідження базуються на теорії телекомунікацій, алгоритмах машинного навчання (SVM, Random Forest) та глибинного навчання (CNN, RNN) для аналізу трафіку. Для перевірки гіпотез та оцінки достовірності результатів експерименту використано методи математичної статистики, зокрема t-тести та дисперсійний аналіз (ANOVA).

Наукова новизна отриманих результатів полягає у розробленні адаптивної моделі, яка завдяки інтелектуальному ядру забезпечує перехід до безперервної предиктивної аналітики стану мережі, дозволяючи прогнозувати перевантаження та здійснювати автономну оптимізацію ресурсів у реальному часі.

Практичне значення роботи полягає у можливості використання запропонованих рішень для покращення ключових KPI мобільних мереж: збільшення пропускної здатності, мінімізації затримок та підвищення енергоефективності інфраструктури. Розроблені рекомендації можуть бути використані операторами для створення автономних мереж, здатних до самодіагностики та самовідновлення.

1. АРХІТЕКТУРА, ФУНКЦІОНУВАННЯ ТА ПАРАМЕТРИ СУЧАСНИХ МЕРЕЖ МОБІЛЬНОГО ЗВ’ЯЗКУ

1.1. Архітектура та еволюція мереж мобільного зв’язку

За останні кілька десятиліть ландшафт мобільного зв'язку зазнав разючої трансформації, зумовленої технологічними інноваціями, які постійно розширювали можливості та охоплення бездротових мереж. Від перших днів аналогової передачі голосу до сучасної ери високошвидкісного широкосмугового мобільного Інтернету, кожне покоління мобільних мереж впроваджувало значні досягнення, які змінили те, як люди спілкуються, обмінюються інформацією та отримують доступ до цифрових послуг. Ця еволюція відображає постійні зусилля щодо покращення чіткості голосу, збільшення пропускної здатності даних та підтримки зростаючого спектру мультимедійних програм. Розуміння архітектури та розвитку цих мереж розкриває складну взаємодію технологій, стандартів та інфраструктури, що лежать в основі безперебійного мобільного досвіду, яким ми насолоджуємося сьогодні. У цьому розділі досліджуються ключові етапи цієї еволюції, зосереджуючись на переході від 1G до 2G, переході від 2G до 3G та появі 4G LTE, ілюструючи, як кожен етап сприяв формуванню сучасного бездротового зв'язку [1].

Шлях мобільного зв'язку розпочався з мереж першого покоління (1G), які спиралися на аналогові технології, призначені переважно для передачі голосу. Перехід від 1G до 2G ознаменував собою кардинальний зсув до цифрового зв'язку, фундаментально змінивши якість та безпеку бездротових дзвінків.

Для досягнення наднадійного та високошвидкісного зв'язку мережі 5G використовують розширений спектр частот та інноваційні архітектурні рішення. Основні технологічні складові, такі як масивні антенні системи, точне спрямування сигналу та створення віртуальних логічних мереж, візуалізовано на рисунку 1.1. Зокрема, сегментація (Network Slicing) дозволяє адаптувати ресурси під конкретні сценарії: від автономного транспорту до масових підключень IoT.

Таблиця 1.1.

Порівняльна характеристика поколінь мереж мобільного зв'язку (1G–5G)

Характеристика	1G (First Generation)	2G (Second Generation)	3G (Third Generation)	4G (Fourth Generation)	5G (Fifth Generation)
Період розгортання	1980-ті (1979–1984)	1990-ті (1991)	2000-ні (1998–2001)	2010-ті (2008–2010)	2020-ті (2019–...)
Тип сигналу	Аналоговий	Цифровий	Цифровий (Broadband)	Повністю IP (All-IP)	Повністю IP + Cloud
Основні стандарти	AMPS, NMT, TACS	GSM, CDMA (IS-95), D-AMPS	UMTS (WCDMA), CDMA2000, EV-DO	LTE, LTE-Advanced, WiMAX	5G NR (New Radio)
Пікова швидкість даних	2.4 Кбіт/с	14.4 – 64 Кбіт/с (до 384 Кбіт/с з EDGE)	2 Мбіт/с – 42 Мбіт/с (HSPA+)	100 Мбіт/с – 1 Гбіт/с	10 Гбіт/с – 20 Гбіт/с
Частотний спектр	800–900 МГц	850, 900, 1800, 1900 МГц	1.6–2.5 ГГц	2–8 ГГц	Sub-6 ГГц та mmWave (>24 ГГц)
Ширина каналу	30 кГц	200 кГц (GSM)	1.25–5 МГц	5–20 МГц (до 100 МГц з CA)	До 100 МГц (Sub-6), до 400 МГц (mmWave)
Метод доступу (Multiplexing)	FDMA	TDMA, CDMA	CDMA (W-CDMA)	OFDMA (Downlink), SC-FDMA (Uplink)	OFDMA, BDMA (Beam Division)
Комутація	Комутація каналів (Circuit Switching)	Комутація каналів + Пакетна (для GPRS)	Пакетна комутація (Packet Switching)	Пакетна комутація (Packet Switching)	Пакетна комутація (Packet Switching)
Затримка (Latency)	N/A (висока)	300–1000 мс	100–500 мс	30–50 мс	< 1 мс (теоретична), ~10 мс (реальна)
Основні послуги	Тільки голосові дзвінки	Голос, SMS, MMS, простий WAP-інтернет	Відеодзвінки, мобільний інтернет, TV	HD-стрімінг, IP-телефонія, онлайн-ігри	IoT, AR/VR, розумні міста, автономний транспорт

На відміну від аналогових сигналів, які були схильні до шуму та перешкод, цифрові сигнали забезпечували чіткішу якість голосу, зменшуючи спотворення та покращуючи взаємодію з користувачем. Цей зсув також сприяв розвитку технології Глобальної системи мобільного зв'язку (GSM), цифрового стандарту, який не тільки покращив чіткість голосу, але й запровадив концепцію SIM-карт, що дозволило користувачам зберігати свої номери в різних мережах та регіонах. Широке впровадження GSM призвело до можливості міжнародного роумінгу, що дозволило користувачам мобільного зв'язку безперешкодно використовувати свої пристрої за кордоном — безпрецедентна зручність на той час [2].

Крім того, методи цифрового шифрування підвищили безпеку, захищаючи користувачів від прослуховування та шахрайства. Підвищена ефективність цифрових сигналів також дозволила мережам підтримувати більше одночасних дзвінків та покращити загальну ємність, закладаючи основу для майбутніх інновацій. Таким чином, перехід до цифрових технологій ознаменував собою важливу віху, підвищивши якість голосу, безпеку та ємність мережі, створивши основу для розвитку наступних поколінь. Спираючись на фундамент 2G, перехід до 3G став значним кроком уперед у можливостях передачі даних, фундаментально змінивши мобільний ландшафт. Впровадження таких технологій, як широкосмуговий кодовий поділ множинного доступу (WCDMA) та кодовий поділ множинного доступу (CDMA), дозволило передавати дані з вищими швидкостями, підтримуючи мультимедійні послуги, такі як відеодзвінки, перегляд Інтернету та мобільна електронна пошта. Ці технології дозволили мережам ефективно обробляти збільшене навантаження даних, надаючи користувачам багатший та більш інтерактивний досвід. Архітектура мереж 3G також значно змінилася; замість того, щоб зосереджуватися виключно на голосовому зв'язку, вони включали мережі з комутацією пакетів, які могли пріоритезувати трафік даних, тим самим підтримуючи вищу ємність та кращу якість обслуговування. Ці вдосконалення були вирішальними для поширення смартфонів та мобільних додатків, які потребують безперервного підключення до Інтернету. Наприклад, поява 3G зробила мобільний Інтернет доступним для ширшого населення,

сприяючи зростанню платформ соціальних мереж та мобільної комерції. Архітектура мереж 3G була розроблена для ефективнішої підтримки мобільності, забезпечуючи користувачам можливість залишатися на зв'язку під час переміщення між різними місцями. Загалом, покращення швидкості передачі даних та дизайну мережі в 3G ознаменували трансформаційний період, який поєднав традиційний голосовий зв'язок з новою ерою мобільних послуг передачі даних.

Поява 4G LTE (довгострокова еволюція) ознаменувала ще один революційний етап в архітектурі мобільних мереж, з акцентом на забезпеченні швидкості передачі даних, подібної до широкосмугового зв'язку, та підтримці високоякісного мультимедійного контенту. Технологія LTE була розроблена з нуля як мережа, що повністю базується на IP (інтернет-протокол), що спростило архітектуру та підвищило ефективність шляхом об'єднання голосових, інформаційних та мультимедійних послуг в єдину структуру. Цей архітектурний зсув означав, що мережі LTE могли обробляти значно вищі швидкості передачі даних, які часто перевищували 100 Мбіт/с для мобільних користувачів, забезпечуючи безперебійну потокову передачу відео високої чіткості, онлайн-ігри та відеоконференції в режимі реального часу. Розгортання LTE також запровадило розширені функції, такі як ортогональне частотне мультиплексування (OFDM), що покращило спектральну ефективність та зменшило затримку, створюючи більш чуйний користувацький досвід. Крім того, гнучка архітектура LTE підтримувала різноманітні пристрої та програми, сприяючи інноваціям, таким як мобільні точки доступу та підключення до Інтернету речей (IoT). Перехід до LTE характеризувався широкомасштабною модернізацією інфраструктури, включаючи розгортання нових базових станцій та елементів основної мережі, оптимізованих для високошвидкісної передачі даних. Результатом стала мережа, здатна надавати мобільним користувачам широкосмуговий інтернет, перетворюючи смартфони на портативні розважальні центри та необхідні інструменти для роботи та спілкування. Ця ера мобільних мереж ілюструє, як архітектурні досягнення

можуть значно розширити обсяг та якість бездротових послуг, закладаючи основу для наступного покоління зв'язку.

Поява мереж 5G являє собою трансформаційний стрибок в архітектурі мобільного зв'язку, спрямований на забезпечення наднадійного, високошвидкісного зв'язку, здатного підтримувати безпрецедентний спектр програм. Для досягнення цих цілей 5G використовує розширене використання спектру, зокрема міліметрові хвильові діапазони, які забезпечують величезну пропускну здатність, необхідну для високих швидкостей передачі даних [3].

Для досягнення наднадійного та високошвидкісного зв'язку мережі 5G використовують розширений спектр частот та інноваційні архітектурні рішення. Основні технологічні складові, такі як масивні антенні системи, точне спрямування сигналу та створення віртуальних логічних мереж, візуалізовано на рисунку 1.1. Зокрема, сегментація (Network Slicing) дозволяє адаптувати ресурси під конкретні сценарії: від автономного транспорту до масових підключень IoT.

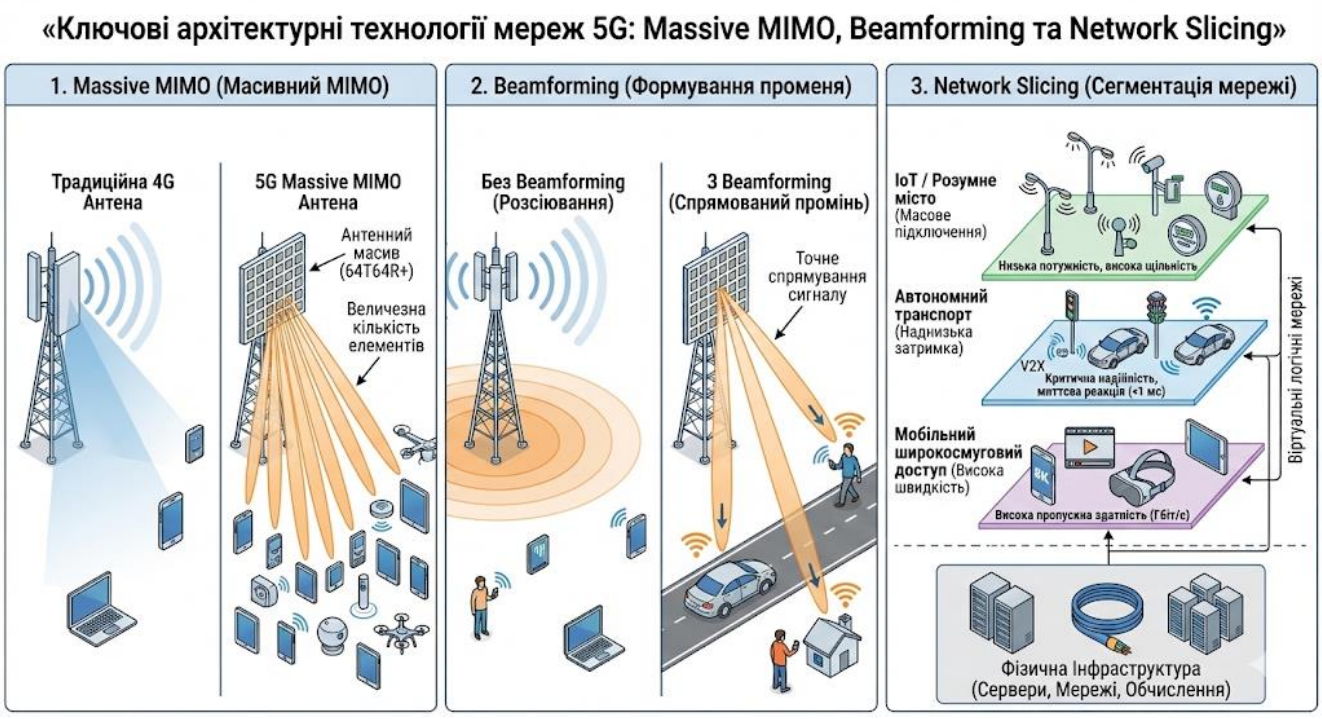


Рис. 1.1. Ключові архітектурні технології мереж 5G: Massive MIMO, Beamforming та Network Slicing

У поєднанні з технологією масивних антен MIMO (множинних входів і виходів), мережі 5G значно підвищують спектральну ефективність і пропускну здатність, дозволяючи одночасно передавати кілька потоків даних в одних і тих самих діапазонах частот. Архітектурно 5G впроваджує парадигму ущільнення мережі, розгортаючи щільну інфраструктуру малих комірок і розподілених антенних систем для зменшення затримки та покращення покриття, особливо в міських умовах. Крім того, методи віртуалізації, такі як сегментація мережі, дозволяють операторам створювати кілька віртуальних мереж, адаптованих до конкретних випадків використання — будь то Інтернет речей, доповнена реальність чи автономні транспортні засоби — на спільній фізичній інфраструктурі. Ці інновації сприяють розвитку розумних міст, автономного транспорту та повсюдних екосистем Інтернету речей, забезпечуючи надійні, високошвидкісні та низькозатримкові з'єднання. По суті, архітектурні досягнення 5G розроблені не лише для покращення традиційних мобільних послуг, але й для забезпечення нового покоління додатків, які потребують обробки даних у режимі реального часу та масового підключення, формуючи таким чином майбутнє цифрового суспільства [4].

Заглядаючи вперед, майбутнє архітектури мереж мобільного зв'язку готове включати кілька передових тенденцій, спрямованих на створення більш інтелектуальних, гнучких та стійких систем. Одним із важливих досягнень є інтеграція периферійних обчислень, яка переміщує обробку даних ближче до пристроїв кінцевих користувачів, зменшуючи затримку та полегшуючи навантаження на основні мережі. Цей підхід особливо важливий для чутливих до затримки програм, таких як автономні транспортні засоби та віртуальна реальність. Одночасно, сегментація мережі – розширення віртуалізації – буде розвиватися далі, дозволяючи кільком налаштованим віртуальним мережам співіснувати в межах однієї фізичної інфраструктури, тим самим оптимізуючи розподіл ресурсів для різних послуг та галузей. Ще однією перспективною тенденцією є впровадження відкритих та програмованих мережевих архітектур, таких як програмно-визначені мережі (SDN) та віртуалізація мережевих функцій

(NFV), які дозволяють операторам динамічно керувати, налаштовувати та модернізувати мережі з більшою гнучкістю та інноваціями. Сталий розвиток також стає вирішальним фактором; очікується, що майбутні мережі надаватимуть пріоритет енергоефективності, зменшуватимуть вуглецевий слід та підтримуватимуть масштабоване зростання, щоб враховувати експоненціальне збільшення кількості підключених пристроїв. Ці досягнення відображають перехід до більш адаптивних, ефективних та екологічно свідомих мереж, забезпечуючи подальший розвиток мобільного зв'язку разом із суспільними та технологічними вимогами.

Підсумовуючи, еволюція мереж мобільного зв'язку відзначилася визначними інноваціями, кожне з яких базується на архітектурі попереднього покоління для розширення можливостей та перспектив. Починаючи з аналогових та цифрових основ 1G та 2G, які покращили якість голосового зв'язку та безпеку, шлях просувався через широкосмуговий 3G та високошвидкісний 4G LTE, які революціонізували передачу даних та доступ до мультимедіа. Поява 5G тепер обіцяє забезпечити надшвидке, надійне та універсальне підключення, зумовлене передовим використанням спектру, ущільненням мережі та віртуалізацією. Заглядаючи в майбутнє, інтеграція периферійних обчислень, сегментації мережі та відкритих архітектур, поряд з акцентом на сталий розвиток, натякає на майбутнє, де мобільні мережі будуть більш інтелектуальними, адаптивними та екологічно відповідальними. Загалом, ця безперервна еволюція підкреслює критичну роль технологічних інновацій у формуванні пов'язаного світу, забезпеченні нових програм та задоволенні зростаючих потреб сучасного суспільства. У міру розвитку мобільних мереж вони, безсумнівно, залишатимуться на передовій цифрової трансформації, сприяючи інноваціям та зв'язку для майбутніх поколінь.

1.2. Технологічні параметри та принципи функціонування мереж 4G/5G

Швидкий розвиток технологій бездротового зв'язку призвів до розвитку передових стільникових мереж, зокрема 4G та 5G, які обіцяють безпрецедентну

швидкість, меншу затримку та покращене з'єднання. Ці мережі побудовані на складній системі технологічних параметрів та принципів роботи, що дозволяють їм надавати високоякісні послуги для різноманітних застосувань. Розуміння технологічних параметрів, таких як розподіл спектру, швидкість передачі даних та архітектура мережі, є важливим для розуміння того, як функціонують ці системи та чим вони відрізняються від попередніх поколінь. Крім того, принципи роботи, що лежать в основі мереж 4G та 5G, починаючи від методів модуляції та закінчуючи використанням спектру, є основоположними для їхньої продуктивності та можливостей. У цьому розділі досліджуються технологічні параметри та основні принципи роботи мереж 4G та 5G, ілюструючи, як вони лежать в основі сучасного бездротового зв'язку [5].

Порівняльний аналіз архітектурних та технічних параметрів свідчить про значну перевагу 5G у питаннях пропускної здатності та швидкості реагування системи. Основні кількісні показники, що визначають різницю у продуктивності між ієрархічною структурою 4G та гнучкою архітектурою 5G, зведено у табл. 1.2. Ці дані підкреслюють здатність мереж п'ятого покоління підтримувати критично важливі програми у режимі реального часу.

Таблиця 1.2.

Технічні показники продуктивності мереж 4G LTE та 5G NR

Параметр	Мережа 4G	Мережа 5G
Частотний спектр	Переважно нижче 3 ГГц	Sub-6 ГГц та mmWave (>24 ГГц)
Максимальна ширина смуги	До 100 МГц	Понад 1 ГГц
Пікова швидкість даних	До 1 Гбіт/с	До 10–20 Гбіт/с
Затримка (Latency)	30–50 мс	До 1 мс (теоретична)
Щільність підключень	~100 тис. пристроїв/км²	До 1 млн пристроїв/км²
Енергоефективність	Стандартна	Висока (оптимізація алгоритмів)

Технологічні параметри мереж 4G та 5G є фундаментальними для їхньої продуктивності та потужності. Розподіл спектру, який передбачає призначення

певних частотних смуг для бездротового зв'язку, значно відрізняється між ними; 4G в основному використовує частоти нижче 3 ГГц, тоді як 5G розширюється на вищі діапазони, включаючи міліметрові хвилі вище 24 ГГц. Ці вищі частоти, хоча й пропонують більшу пропускну здатність, також створюють такі проблеми, як обмежений радіус дії та вища схильність до перешкод. Пропускна здатність визначає обсяг даних, які можуть передаватися одночасно; мережі 4G зазвичай пропонують пропускну здатність до 100 МГц, що забезпечує пікову швидкість передачі даних близько 1 Гбіт/с в ідеальних умовах, тоді як 5G може використовувати пропускну здатність понад 1 ГГц, забезпечуючи швидкість передачі даних до 10 Гбіт/с або більше. Затримка, тобто затримка між надсиланням та отриманням даних, є ще одним критичним параметром — мережі 4G зазвичай забезпечують затримку близько 30-50 мілісекунд, тоді як 5G прагне зменшити її до 1 мілісекунди, що дозволяє використовувати програми в режимі реального часу, такі як автономні транспортні засоби та дистанційна хірургія. Архітектура мережі також суттєво відрізняється; 4G переважно використовує централізовану, ієрархічну структуру, тоді як 5G запроваджує більш гнучку, масштабовану архітектуру з можливостями мережевого сегментування, що дозволяє кільком віртуальним мережам працювати на спільній фізичній інфраструктурі. Ця ефективність використання спектру – наскільки ефективно використовується доступний спектр – підвищується завдяки вдосконаленим методам кодування та модуляції, що призводить до вищої пропускної здатності та кращої якості обслуговування як у мережах 4G, так і в 5G.

Принципи роботи мереж 4G ґрунтуються на складних технологіях модуляції та кількох антен, які оптимізують передачу даних. Ортогональне частотне мультиплексування (OFDM) – це ключова технологія, що використовується в мережах 4G LTE; вона розділяє доступний спектр на численні ортогональні піднесучі, кожна з яких нрозділі частину потоку даних. Цей підхід мінімізує перешкоди та дозволяє ефективно використовувати спектр, особливо в середовищах з багатопроменевим поширенням, де сигнали відбиваються від поверхонь. Крім того, антенні системи з кількома входами та виходами (MIMO)

значно підвищують пропускну здатність мережі; використовуючи кілька антен як на передавальному, так і на приймальному кінцях, MIMO використовує просторове мультиплексування для одночасної передачі кількох потоків даних, ефективно збільшуючи пропускну здатність без необхідності додаткового спектру. Наприклад, мережі 4G LTE часто використовують конфігурації MIMO 2x2 або 4x4, які продемонстрували суттєве покращення швидкості передачі даних та надійності. Крім того, мережі 4G спираються на метод передачі даних з комутацією пакетів в рамках архітектури all-IP (інтернет-протокол), яка оптимізує потік даних та підтримує широкий спектр послуг, від голосових дзвінків до високошвидкісного Інтернету. Ця структура all-IP забезпечує безперешкодну інтеграцію різних послуг та спрощує управління мережею, роблячи 4G універсальною платформою для сучасного мобільного зв'язку.

Принципи роботи мереж 5G характеризуються інноваційними методами, які розширюють межі бездротового зв'язку. Однією з найбільш помітних особливостей є використання міліметрового хвильового спектру, який пропонує широку пропускну здатність, що дозволяє досягати надвисоких швидкостей передачі даних, необхідних для таких застосувань, як доповнена реальність, віртуальна реальність та масове розгортання Інтернету речей. Однак міліметрові хвилі мають обмежені можливості поширення та проникнення, що вимагає щільного розгортання малих комірок для підтримки покриття. 5G також запроваджує сегментацію та віртуалізацію мережі, що дозволяє операторам створювати кілька віртуальних мереж, адаптованих до конкретних застосувань або галузей, кожна з налаштованими параметрами затримки, пропускної здатності та надійності, на спільній фізичній інфраструктурі. Ця можливість має вирішальне значення для підтримки різноманітних варіантів використання, таких як автономні транспортні засоби та розумні міста. Більше того, масивна технологія MIMO, що передбачає розгортання сотень антен на одній базовій станції, у поєднанні з методами формування променя, спрямовує радіосигнали точно на користувачів, значно збільшуючи силу сигналу та спектральну ефективність. Наприклад, формування променя зменшує перешкоди та покращує якість сигналу в умовах

скупчення людей, забезпечуючи стабільне високошвидкісне з'єднання. Ці принципи разом дозволяють мережам 5G забезпечувати значно покращену продуктивність, гнучкість та масштабованість порівняно з їхніми попередниками [6].

Фундаментальні відмінності між мережами 4G та 5G найбільш очевидні в їхніх показниках продуктивності та можливостях, що відображає значний технологічний прогрес. Одним з найпомітніших покращень є швидкість та затримка; 5G пропонує значно вищі швидкості передачі даних, що перевищують 10 Гбіт/с в оптимальних умовах, порівняно з максимумом 4G близько 1 Гбіт/с. Крім того, затримка в 5G може становити всього 1 мілісекунду, що разюче відрізняється від типових 30-секундних значень для 4G.50 мілісекунд, що забезпечує майже реальний час реагування, що є критично важливим для таких застосувань, як автономне водіння та дистанційні операції. Пропускна здатність та зв'язок також суттєво покращуються завдяки здатності 5G підтримувати значно збільшену кількість підключених пристроїв — до одного мільйона на квадратний кілометр — що сприяє розширенню Інтернету речей (IoT) та інфраструктури розумного міста. Ця збільшена пропускна здатність не тільки підвищує щільність пристроїв, але й забезпечує надійніші та стабільніші з'єднання в густонаселених районах. Крім того, 5G розроблений з урахуванням енергоефективності; його вдосконалені алгоритми та оптимізація апаратного забезпечення зменшують споживання енергії як мережевою інфраструктурою, так і підключеними пристроями, що є життєво важливим з огляду на поширення датчиків IoT та розумних гаджетів. Загалом, ці покращення позиціонують 5G як трансформаційну технологію, яка перевершує 4G за швидкістю, пропускною здатністю та ефективністю, прокладаючи шлях до більш взаємопов'язаного та адаптивного цифрового середовища [7].

Фундаментальна відмінність між поколіннями полягає у переході від жорсткої централізованої структури 4G до гнучкої, програмно-визначеної архітектури 5G. У той час як мережа 4G базується на ієрархічній системі Evolved Packet Core (EPC) , архітектура 5G впроваджує концепцію сегментації мережі

(Network Slicing), що дозволяє створювати віртуальні підмережі з унікальними параметрами для різних типів трафіку. Візуальне порівняння цих підходів, включаючи використання малих сот та периферійних обчислень (MEC), представлено на рис. 1.2. Такі зміни в архітектурі є критично важливими для підтримки затримок на рівні до 1 мс та обслуговування до 1 мільйона пристроїв на квадратний кілометр

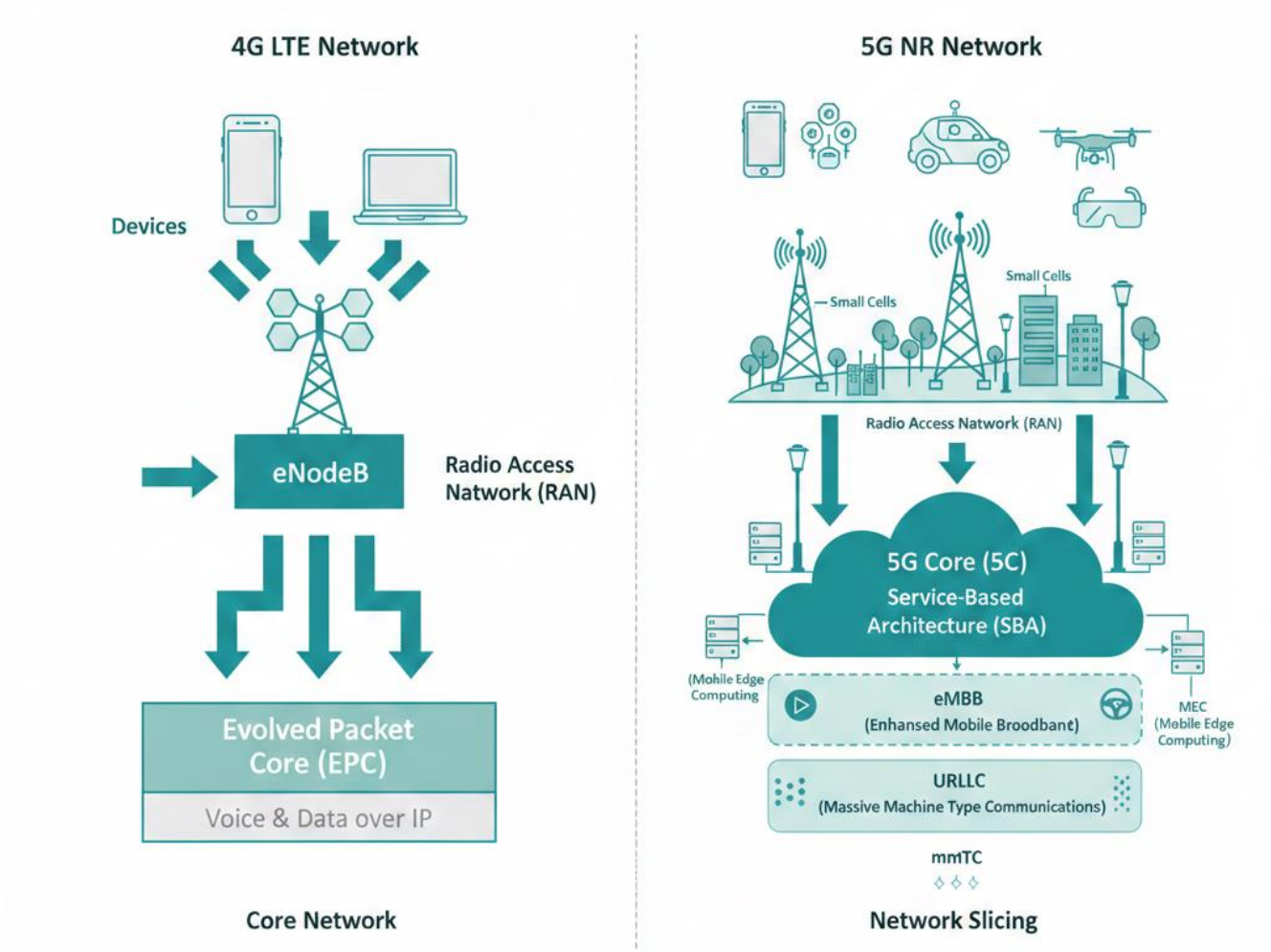


Рис. 1.2. Порівняльна архітектура мереж 4G та 5G: перехід від ієрархічної структури до сервіс-орієнтованої та сегментованої мережі

Незважаючи на перспективні можливості мереж 4G та 5G, їх широке розгортання стикається з численними викликами. Однією з основних перешкод є висока вартість та складність розвитку інфраструктури; Розгортання 5G вимагає широкомасштабного встановлення малих сот, волоконної оптики та модернізованих базових станцій, особливо в міських районах, що тягне за собою

значні фінансові інвестиції та логістичне планування. Управління спектром також створює регуляторні проблеми, оскільки уряди повинні розподіляти та ліцензувати відповідні смуги частот таким чином, щоб мінімізувати перешкоди та максимізувати ефективність, що часто призводить до затримок та суперечок. Крім того, розгортання високочастотних міліметрових хвиль у 5G вимагає щільних мереж малих сот, що ускладнює покриття та обслуговування інфраструктури. Проблеми безпеки та конфіденційності даних також є критично важливими, оскільки збільшення кількості підключень та обміну даними збільшує вразливість до кібератак, злому та несанкціонованого доступу до даних. Складність забезпечення безпеки величезної мережі взаємопов'язаних пристроїв та інфраструктури вимагає надійних систем шифрування, автентифікації та постійного моніторингу. Ці проблеми підкреслюють важливість стратегічного планування, регуляторної співпраці та технологічних інновацій для реалізації повного потенціалу мереж 4G та 5G, одночасно захищаючи користувачів та інфраструктуру.

На завершення, технологічні параметри та принципи роботи, що лежать в основі мереж 4G та 5G, демонструють вражаючу еволюцію в бездротовому зв'язку. Мережі 4G заклали основу завдяки передовим методам модуляції, антенним системам MIMO та повністю IP-архітектурам, які значно покращили швидкість передачі даних та ефективність мережі. Спираючись на це, 5G впроваджує новаторські функції, такі як використання міліметрового діапазону хвиль, сегментація мережі та масивний MIMO, які разом забезпечують надшвидку передачу даних, наднизьку затримку та масове підключення пристроїв. Ці вдосконалення призводять до значно більш потужної та гнучкої комунікаційної інфраструктури, яка підтримує інноваційні програми, такі як Інтернет речей, доповнена реальність та автономні системи. Однак розгортання цих технологій стикається зі значними труднощами, включаючи високі витрати на інфраструктуру, складність управління спектром та проблеми безпеки. Вирішення цих проблем є життєво важливим для використання всього потенціалу 4G та 5G, що зрештою формує більш пов'язане, ефективне та безпечне майбутнє. Оскільки

бездротові технології продовжують розвиватися, постійні дослідження та спільні зусилля будуть необхідними для подолання перешкод та забезпечення того, щоб ці мережі служили надійною основою цифрової епохи [8].

1.3. Механізми управління ресурсами та забезпечення якості обслуговування (QoS)

У сучасному взаємопов'язаному світі попит на надійні та високоякісні мережеві послуги зріс експоненціально, що зумовлено поширенням інтернет-залежних програм, таких як потокове передавання, онлайн-ігри, хмарні обчислення та зв'язок у режимі реального часу. Центральним фактором задоволення цього попиту є ефективне управління ресурсами, яке відіграє ключову роль у забезпеченні стабільної якості обслуговування (QoS). Управління ресурсами передбачає стратегічний розподіл та використання мережевих ресурсів, включаючи пропускну здатність, обчислювальну потужність та буферний простір, щоб гарантувати ефективну та справедливу обробку різноманітних потоків даних. Правильне управління ресурсами є важливим не лише для оптимізації продуктивності мережі, але й для запобігання перевантаженням, зменшення затримки та підвищення загальної задоволеності користувачів. Оскільки мережі стають дедалі складнішими та неоднорідніші, впровадження складних методів управління ресурсами та механізмів QoS стає незамінним для підтримки надійності обслуговування та задоволення очікувань кінцевих користувачів.

Управління ресурсами є фундаментальним для забезпечення якості обслуговування (QoS), оскільки воно безпосередньо впливає на ефективне використання мережевих ресурсів. Розумно розподіляючи пропускну здатність та можливості обробки, мережі можуть запобігти конкуренції за ресурси – ситуації, коли кілька потоків даних конкурують за обмежені ресурси, що призводить до перевантаження та зниження продуктивності. Наприклад, у потоковому мультимедійному сервісі, якщо пропускна здатність не керується належним чином, користувачі можуть зіткнутися з буферизацією або зниженням якості відео.

Ефективні стратегії управління ресурсами допомагають визначити пріоритети для важливих сервісів, виділити достатньо ресурсів для високопріоритетних програм та уникнути вузьких місць, які можуть спричинити втрату пакетів та збільшення затримки. Такі заходи є критично важливими для підтримки надійності сервісу, особливо в години пікового навантаження, та значною мірою сприяють задоволеності користувачів, забезпечуючи стабільну та передбачувану продуктивність мережі. Крім того, управління ресурсами забезпечує оптимальне використання мережевої інфраструктури, максимізуючи пропускну здатність та мінімізуючи затримки, що життєво важливо для підтримки критично важливих програм, таких як телемедицина або фінансові операції, де надійність має першочергове значення [9].

Існують різні методи управління ресурсами, які можна розділити на статичні та динамічні методи розподілу. Статичний розподіл ресурсів передбачає попереднє призначення фіксованої кількості ресурсів різним сервісам або користувачам на основі заздалегідь визначених критеріїв. Хоча цей підхід простий у впровадженні, він може призвести до неефективності під час коливань попиту, оскільки ресурси можуть залишатися недовикористаними або недостатніми. І навпаки, динамічний розподіл ресурсів коригує розподіл ресурсів у режимі реального часу на основі поточних мережевих умов, забезпечуючи більшу гнучкість та ефективність. Стратегії балансування навантаження є прикладом динамічних методів, де трафік рівномірно розподіляється між кількома серверами або мережевими шляхами, щоб запобігти перевантаженням та забезпечити безперебійний потік даних. Наприклад, мережі доставки контенту (CDN) використовують балансування навантаження для обслуговування користувачів з найоптимальнішого сервера, зменшуючи затримку та запобігаючи перевантаженню. Крім того, планування ресурсів на основі пріоритетів призначає вищий пріоритет критичному трафіку, такому як екстрені повідомлення або фінансові транзакції, гарантуючи, що ці потоки даних передаються оперативно навіть за високого мережевого навантаження. Такі механізми планування є важливими для підтримки якості обслуговування (QoS), особливо в

багатосервісних середовищах, де різні програми мають різні вимоги до затримки та пропускної здатності.

Для забезпечення стабільної якості обслуговування у сучасних гетерогенних мережах необхідне комплексне застосування методів регулювання трафіку та стандартизованих протоколів резервування ресурсів. Системний огляд розглянутих механізмів управління потоками даних, що дозволяють мінімізувати затримки та запобігти втраті пакетів для критично важливих сервісів, представлено в табл. 1.3. Вибір конкретного набору інструментів QoS залежить від масштабу мережі та специфічних вимог додатків до надійності з'єднання [10].

Таблиця 1.3.

Основні механізми управління трафіком та протоколи забезпечення QoS

Метод / Протокол	Принцип функціонування	Основна мета та переваги
Формування трафіку (Shaping)	Затримка надлишкових пакетів у буфері для згладжування пульсуючого трафіку	Зменшення імовірності перевантаження та вирівнювання навантаження на канали
Поліцювання (Policing)	Миттєве відкидання або перемаркування пакетів, що перевищують ліміт	Суворе дотримання угод про рівень обслуговування (SLA)
Класифікація та маркування (DSCP)	Призначення пакету мітки пріоритету на основі типу програми чи джерела	Дозволяє мережевим пристроям диференційовано обробляти критичний трафік
Алгоритми черг (PQ, WFQ)	Організація пакетів у буферах для визначення черговості їх передачі	Мінімізація затримок для сервісів реального часу (голос, відео)
DiffServ (Диференційовані послуги)	Класифікація трафіку за класами обслуговування на кожному вузлі	Висока масштабованість та гнучкість у великих складних мережах
IntServ (Інтегровані послуги)	Наскрізне резервування ресурсів за допомогою протоколу RSVP	Надання жорстких гарантій пропускної здатності та затримки

Механізми QoS в управлінні мережевим трафіком слугують життєво важливими інструментами для регулювання та оптимізації потоку даних, гарантуючи, що рівні обслуговування відповідають очікуванням користувачів. Формування трафіку та поліцювання – це два поширені методи: формування

трафіку передбачає затримку надлишкових пакетів для згладжування потоку трафіку, тоді як поліцювання відкидає або позначає пакети, що перевищують заздалегідь визначені ліміти, запобігаючи перевантаженню мережі. Наприклад, інтернет-провайдери (ISP) часто формують трафік у години пік, щоб запобігти перевантаженню мережі. Класифікація та маркування пакетів додатково уточнюють управління трафіком, класифікуючи пакети на основі їх джерела, призначення або типу програми та позначаючи їх певними ідентифікаторами (такими як Differentiated Services Code Point - DSCP) для позначення рівня їх пріоритету. Це дозволяє наступним механізмам QoS відповідно обробляти пакети, надаючи перевагу даним, чутливим до затримки, таким як голосові дзвінки, над менш критичним трафіком, таким як масові завантаження. Алгоритми управління чергами, такі як FIFO (First-In-First-Out), черги пріоритетів або зважена справедлива черга (WFQ), організовують пакети в мережевих буферах, щоб забезпечити справедливу та ефективну обробку. Наприклад, черги пріоритетів дозволяють передавати трафік з високим пріоритетом попереду пакетів з нижчим пріоритетом, зменшуючи затримки для критичних служб. Разом ці методи QoS створюють структуровану основу, яка підтримує продуктивність мережі, мінімізує втрату пакетів і гарантує якість обслуговування навіть під час перевантаження.

Протоколи відіграють вирішальну роль у підтримці та впровадженні механізмів QoS у сучасних мережах, встановлюючи стандартизовані рамки для диференціації трафіку та резервування ресурсів. Диференційовані послуги (DiffServ) – це один із таких протоколів, який класифікує та керує мережевим трафіком, позначаючи пакети певними рівнями пріоритету за допомогою бітів DSCP, що дозволяє маршрутизаторам і комутаторам обробляти кожен клас трафіку відповідно до заздалегідь визначених політик. Цей підхід пропонує масштабованість і гнучкість, що робить його придатним для великих і складних мереж. З іншого боку, інтегровані послуги (IntServ) забезпечують більш детальний рівень QoS через резервування ресурсів, де програми можуть запитувати певні параметри пропускної здатності та затримки, використовуючи протоколи сигналізації, такі як протокол резервування ресурсів (RSVP), що забезпечує

наскрізну сигналізацію, дозволяючи мережевим пристроям резервувати ресурси вздовж шляху передачі даних, гарантуючи, що критично важливі програми, такі як потокове відео в реальному часі або реальні...Гарантований рівень обслуговування за короткий час – голосовий зв'язок. Хоча IntServ пропонує точний контроль, обмеження його масштабованості призвели до збільшення залежності від DiffServ у масштабних розгортаннях. Разом ці протоколи та механізми сигналізації утворюють основу підтримки QoS, дозволяючи мережам диференціювати трафік, ефективно розподіляти ресурси та підтримувати надійне надання послуг в умовах зростаючих потреб у даних [11].

Незважаючи на досягнення в управлінні ресурсами та механізмах QoS, залишається кілька проблем, особливо враховуючи зростання мереж та їхню гетерогенність. Масштабованість залишається значною проблемою; оскільки кількість підключених пристроїв та різноманітних програм зростає в геометричній прогресії, традиційні методи QoS можуть мати труднощі з адаптацією без надмірної складності чи накладних витрат. Обробка гетерогенних мережевих середовищ, що включають дротові, бездротові, мобільні та супутникові канали, ще більше ускладнює управління ресурсами, оскільки кожне середовище має різні характеристики та обмеження, які впливають на стратегії QoS. Наприклад, бездротові мережі більш схильні до перешкод та змінної пропускної здатності, що вимагає адаптивних рішень, які можуть динамічно реагувати. Новітні технології, такі як програмно-визначені мережі (SDN) та віртуалізація мережевих функцій (NFV), пропонують перспективні шляхи подолання цих проблем. SDN дозволяє централізовано керувати та програмувати мережеві ресурси, забезпечуючи більш гнучкі та адаптивні політики QoS. NFV сприяє віртуалізації мережевих функцій, що спрощує розгортання, масштабування та управління механізмами QoS у різних сегментах мережі. Ці інновації трансформують парадигми управління ресурсами, надаючи інструменти, необхідні для створення більш масштабованих, адаптивних та ефективних мереж, здатних задовольняти майбутні потреби, зберігаючи при цьому високу якість обслуговування.

На завершення, ефективне управління ресурсами є основоположним для забезпечення високоякісного обслуговування в сучасних мережах, оскільки воно безпосередньо впливає на ефективність, надійність та задоволеність користувачів передачею даних. Різні методи, включаючи статичне та динамічне розподілення, балансування навантаження та планування пріоритетів, допомагають оптимізувати використання ресурсів та запобігати перевантаженню. Доповнюють ці стратегії механізми QoS, такі як формування трафіку, класифікація пакетів та алгоритми управління чергами, які разом гарантують, що критично важливі програми отримують необхідну пропускну здатність та низьку затримку. Протоколи, такі як DiffServ та IntServ, що підтримуються протоколами сигналізації, такими як RSVP, забезпечують структуровані рамки для диференціації трафіку та резервування ресурсів, що життєво важливо для підтримки рівня обслуговування в різноманітних мережевих середовищах. Однак зростаючий масштаб та неоднорідність сучасних мереж створюють суттєві проблеми, вимагаючи інноваційних рішень. Новітні технології, такі як SDN та NFV, знаходяться на передовій цієї еволюції, пропонуючи нові можливості для масштабованого, гнучкого та інтелектуального управління ресурсами. Оскільки мережі продовжують розвиватися, інтеграція цих передових підходів буде важливою для забезпечення стабільного, високоякісного підключення та задоволення постійно зростаючих потреб користувачів у всьому світі.

1.4. Методи оцінювання продуктивності сучасних мобільних мереж

Швидкий розвиток мобільних технологій вимагав складних методів оцінки продуктивності сучасних мобільних мереж. Оскільки ці мережі лежать в основі критично важливих комунікаційних послуг, забезпечення їхньої ефективності, покриття та задоволеності користувачів має першочергове значення. Для комплексного аналізу продуктивності мережі використовуються різні показники та методи оцінки, починаючи від кількісних показників і закінчуючи оцінками,

орієнтованими на користувача. У цьому есе досліджуються три основні методи оцінки сучасних мобільних мереж: кількісні показники, оцінки покриття та надійності мережі, а також показники взаємодії та задоволеності користувачів. Кожен підхід пропонує різні висновки, які разом дозволяють операторам та зацікавленим сторонам оптимізувати функціональність мережі та покращити взаємодію з кінцевими користувачами.

Кількісні показники слугують основними інструментами для оцінки технічної продуктивності мобільних мереж. Одним із найважливіших показників є сила та якість сигналу, які зазвичай вимірюються за допомогою таких параметрів, як потужність отриманого опорного сигналу (RSRP) та якість опорного сигналу (RSRQ), що забезпечують точну оцінку стійкості та чіткості радіосигналу. Наприклад, вищі значення RSRP зазвичай корелюють з кращим покриттям та меншою кількістю втрачених дзвінків. Вимірювання пропускної здатності даних та смуги пропускання додатково кількісно визначають здатність мережі обробляти дані користувачів, а такі показники, як максимальна швидкість завантаження/вивантаження та середня пропускна здатність, дають уявлення про ефективність мережі. Ці показники життєво важливі для виявлення вузьких місць, особливо в періоди пікового трафіку.

Затримка, тремтіння та втрата пакетів є додатковими ключовими показниками, особливо актуальними для програм реального часу, таких як відеоконференції та онлайн-ігри. Затримка вимірює затримку передачі даних, тоді як тремтіння оцінює мінливість часу надходження пакетів, а втрата пакетів вказує на відсоток пакетів даних, які не досягають місця призначення. Разом ці показники надають повну технічну картину продуктивності мережі, спрямовуючи вдосконалення інфраструктури та зусилля з усунення несправностей. Оцінка покриття та надійності мережі включає оцінку географічного протяжності та надійності наданих послуг. Аналіз географічного покриття використовує такі інструменти, як картографування геоінформаційної системи (ГІС) та тести керування, для візуалізації сили сигналу в різних регіонах, виявлення прогалин у покритті або районів з неякісним обслуговуванням [12].

Наприклад, сільські райони часто стикаються з обмеженим покриттям, що вимагає цілеспрямованих інвестицій в інфраструктуру. Частота зривів дзвінків та переривання обслуговування є практичними показниками надійності мережі; висока частота зривів може значно знизити довіру та задоволеність користувачів.

Забезпечення високої ефективності мобільних мереж у сучасних умовах потребує багатогранного підходу до моніторингу, який охоплює як суворі технічні параметри, так і показники задоволеності кінцевих користувачів. Для цілісного розуміння стану мережевої інфраструктури та її здатності адаптуватися до зростаючих навантажень, основні групи методів оцінювання та відповідні їм ключові метрики систематизовано в табл. 1.4.

Наведена класифікація демонструє еволюцію інструментарію оцінювання: від базового вимірювання фізичних характеристик сигналу до використання складних систем інтелектуального аналізу великих даних, що дозволяють здійснювати проактивне управління ресурсами

Таблиця 1.4.

Методи та показники оцінювання продуктивності сучасних мобільних мереж

Категорія методу	Основні метрики та показники	Об’єкт та мета оцінювання
Кількісні метрики	RSRP, RSRQ, пропускна здатність, затримка (latency), джитер, втрата пакетів	Технічна стійкість та чіткість радіосигналу, виявлення вузьких місць в інфраструктурі
Оцінка покриття та надійності	Картографування ГІС, драйв-тести, частота зривів дзвінків (drop calls), коефіцієнт доступності	Визначення географічних прогалин у покритті та оцінка здатності мережі до відновлення після збоїв
Показники взаємодії (QoE)	Середній бал думки (MOS), стабільність з’єднання, швидкість завантаження додатків	Суб’єктивне сприйняття якості послуг користувачем та відповідність мережі сучасним вимогам сервісів
Інфраструктурний аналіз	Спектральна ефективність, продуктивність обладнання базових станцій, готовність	Оцінка стратегічної готовності мережі до масштабування та впровадження нових

	архітектури 5G	технологічних стандартів
Передова аналітика та AI	Прогностичні моделі Machine Learning, Big Data аналітика, системи NMS	Проактивне технічне обслуговування, прогнозування перевантажень та автоматизована оптимізація

Постачальники телекомунікаційних послуг контролюють ці показники, щоб виявити слабкі місця та впровадити коригувальні заходи, такі як додавання веж стільникового зв'язку або модернізація існуючого обладнання. Можливості резервування та відновлення після відмови також відіграють вирішальну роль у забезпеченні безперервного обслуговування. Мережі, спроектовані з кількома резервними шляхами, можуть безперешкодно перенаправляти трафік під час перебоїв, що є прикладом стійкості. Такі оцінки життєво важливі для підтримки стабільного рівня обслуговування, особливо під час пікового навантаження або надзвичайних ситуацій, і часто доповнюються скаргами клієнтів та експлуатаційними даними, щоб забезпечити цілісне уявлення про надійність мережі.

Хоча кількісні дані надають технічну інформацію, розуміння досвіду та задоволеності користувачів є важливим для цілісної оцінки продуктивності мобільної мережі. Якість дзвінків та стабільність з'єднання є основними факторами, що впливають на сприйняття користувачів, а такі показники, як оцінки якості голосового зв'язку (наприклад, середній бал думки), використовуються для кількісної оцінки чіткості та стабільності. Наприклад, мережа може демонструвати відмінну пропускну здатність, але все ще страждати від частих перерв дзвінків, що підриває довіру користувачів. Відгуки користувачів, зібрані за допомогою опитувань та інтерв'ю, пропонують якісне розуміння сприйнятої якості обслуговування, фіксуючи аспекти, які можуть бути пропущені необробленими даними, такі як швидкість реагування служби підтримки клієнтів або сприйнята швидкість мережі. Крім того, продуктивність додатків, така як швидкість реагування популярних додатків, служить непрямим показником якості мережі, особливо враховуючи, що користувачі все більше покладаються на сервіси, що

інтенсивно використовують дані. Моніторинг часу завантаження додатків та швидкості реагування допомагає оцінити, чи може мережа відповідати сучасним вимогам. Зрештою, інтеграція цих показників, орієнтованих на користувача, гарантує, що оцінки мережі відповідають фактичному досвіду користувачів, спрямовуючи вдосконалення, які сприяють підвищенню задоволеності та лояльності.

Оцінка технологічної основи та інфраструктури мобільних мереж має вирішальне значення для розуміння їхньої загальної продуктивності та майбутньої готовності. Архітектура мережі, включаючи розгортання таких технологій, як 4G, 5G або нові стандарти, безпосередньо впливає на ємність, швидкість та затримку. Наприклад, мережі 5G використовують передові антенні системи та вищі діапазони частот для забезпечення вищих швидкостей та меншої затримки, але вимагають ретельного планування та інвестицій в інфраструктуру. Продуктивність обладнання та апаратного забезпечення також відіграє значну роль; якість та надійність базових станцій, маршрутизаторів та інших апаратних компонентів визначають операційну стабільність мережі. Регулярні оцінки продуктивності обладнання допомагають виявити застаріле або неефективне обладнання, яке може поставити під загрозу якість обслуговування. Ефективність використання спектру та управління ним є не менш важливою, оскільки ефективний розподіл частот забезпечує оптимальне покриття та пропускну здатність, мінімізуючи перешкоди. Ефективне управління спектром максимізує використання доступних ресурсів, підтримує вищі швидкості передачі даних та зменшує перевантаження. Ці технологічні та інфраструктурні оцінки забезпечують стратегічне бачення готовності мережі, спрямовуючи оновлення, інвестиційні рішення та технологічна інтеграція для задоволення зростаючих потреб користувачів.

Комплексна оцінка продуктивності сучасних мереж вимагає не лише фіксації технічних параметрів, а й глибокої аналітичної обробки отриманої інформації для забезпечення надійності та стабільності послуг. Структурна організація процесу моніторингу, що охоплює шлях від збору первинних метрик

до інтелектуального прийняття рішень за допомогою передових аналітичних систем, представлена на рис. 1.3.

Особливе значення у цій архітектурі має рівень інтелектуальної обробки, де аналіз великих даних та моделі машинного навчання дозволяють переходити від реактивного технічного обслуговування до проактивного управління мережею. Такий підхід забезпечує своєчасне прогнозування перевантажень та динамічну оптимізацію ресурсів, що є критично важливим для задоволення зростаючих потреб користувачів у сучасну цифрову епоху

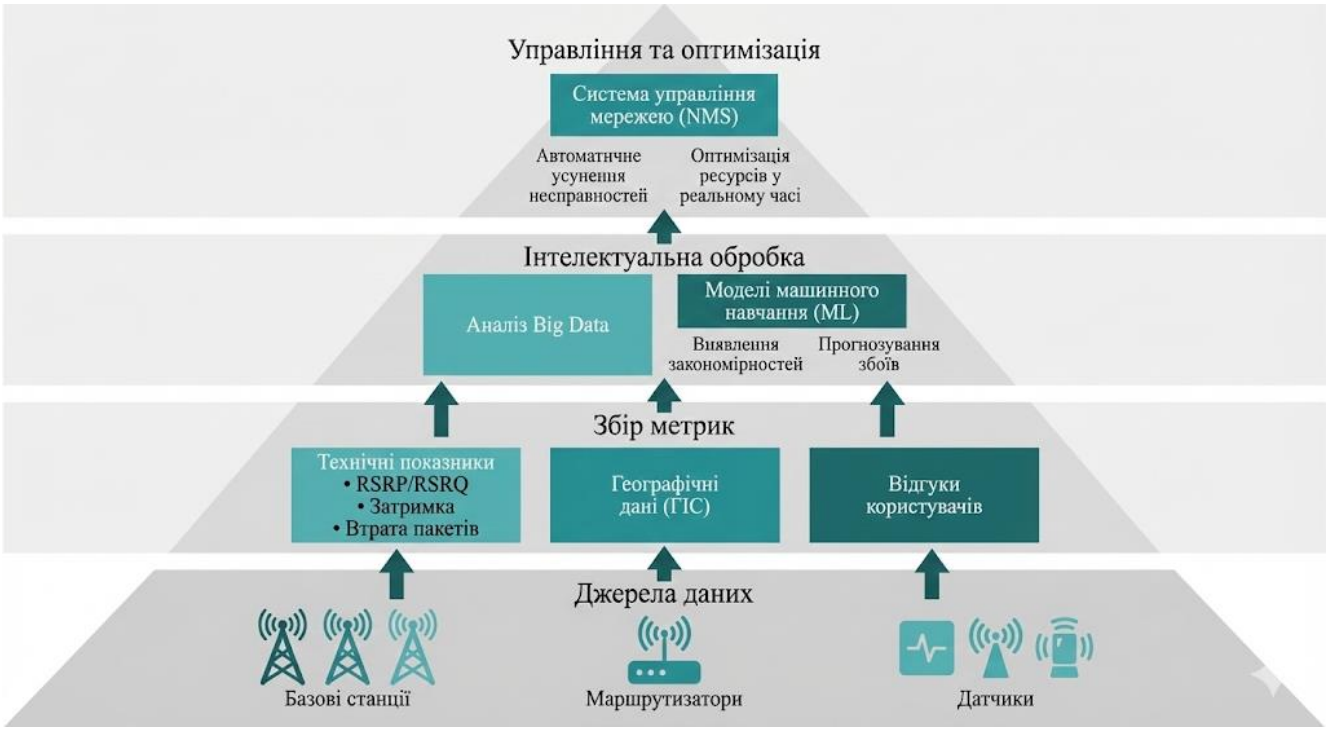


Рис. 1.3. Концептуальна схема багаторівневого моніторингу та інтелектуального аналізу продуктивності мережі

Поява передових аналітичних та моніторингових інструментів революціонізувала оцінку та обслуговування мобільних мереж. Системи управління мережею (NMS) слугують комплексними платформами, що контролюють продуктивність мережі в режимі реального часу, дозволяючи операторам візуалізувати схеми трафіку, виявляти несправності та швидко оптимізувати розподіл ресурсів. Ці системи сприяють проактивному технічному

обслуговуванню, зменшуючи час простою та підвищуючи загальну надійність послуг. Аналіз великих даних та моделі машинного навчання ще більше покращують оцінку продуктивності, аналізуючи величезні обсяги операційних даних для виявлення закономірностей, прогнозування потенційних збоїв та рекомендацій превентивних заходів. Наприклад, алгоритми машинного навчання можуть прогнозувати перевантаження мережі в години пік, дозволяючи вносити превентивні корективи для підтримки якості. Моніторинг у режимі реального часу в поєднанні з автоматизованими інструментами усунення несправностей дозволяє швидко реагувати на проблеми в міру їх виникнення, мінімізуючи перебої в обслуговуванні та підвищуючи задоволеність користувачів. Разом ці передові інструменти дозволяють здійснювати більш точне, ефективне та проактивне управління мережею, гарантуючи, що мобільні мережі залишаються стійкими та здатні адаптуватися до змінних технологічних та користувацьких вимог.

На завершення, оцінка продуктивності сучасних мобільних мереж вимагає багатогранного підходу, який охоплює кількісні показники, оцінку покриття та надійності, оцінку взаємодії користувачів, аналіз технологічної інфраструктури та передові інструменти моніторингу. Кількісні показники, такі як якість сигналу, пропускна здатність та затримка, надають важливу технічну інформацію, тоді як аналіз покриття та показники надійності розкривають географічне охоплення та надійність мережі. Врахування відгуків користувачів та показників продуктивності додатків гарантує, що оцінка відображає фактичний досвід користувачів та рівень їхньої задоволеності. Крім того, оцінка базової технологічної інфраструктури та використання складних аналітичних інструментів дозволяють операторам оптимізувати продуктивність мережі, планувати майбутні оновлення та оперативно вирішувати проблеми. Разом ці методи утворюють комплексну структуру, яка не лише вимірює поточні можливості мережі, але й спрямовує стратегічні вдосконалення, зрештою гарантуючи, що мобільні мережі відповідають зростаючим вимогам користувачів та технологічному прогресу.

У першому розділі було проведено всебічний аналіз архітектурних особливостей, принципів функціонування та ключових технологічних параметрів сучасних мереж мобільного зв’язку, що дозволило сформулювати такі висновки:

Еволюція мобільних мереж пройшла шлях від аналогових систем 1G до складних цифрових екосистем 5G, що супроводжувалося кардинальною зміною методів передачі даних: від комутації каналів до повністю IP-орієнтованих та хмарних архітектур. Кожне нове покоління розширювало спектр послуг — від простої передачі голосу до підтримки масового Інтернету речей (IoT), доповненої реальності (AR/VR) та автономного транспорту.

Мережі п’ятого покоління (5G) представляють собою трансформаційний стрибок, який базується на впровадженні таких критично важливих технологій, як масивні антенні системи (Massive MIMO), точне спрямування сигналу (Beamforming) та сегментація мережі (Network Slicing). Це дозволяє створювати віртуальні логічні мережі на спільній фізичній інфраструктурі, адаптуючи ресурси під конкретні сценарії використання з різними вимогами до надійності та швидкості.

Порівняльний аналіз технічних параметрів 4G та 5G засвідчив значну перевагу останніх за всіма ключовими показниками продуктивності: пікова швидкість зросла до 10–20 Гбіт/с, затримка (latency) скоротилася до теоретичного рівня в 1 мс, а щільність підключень збільшилася до 1 мільйона пристроїв на квадратний кілометр. Однак реалізація цих можливостей потребує використання високочастотного міліметрового спектру (mmWave) та значного ущільнення мережевої інфраструктури за рахунок малих сот.

Забезпечення якості обслуговування (QoS) у сучасних гетерогенних мережах вимагає використання складних механізмів управління ресурсами, таких як формування трафіку (Shaping), поліцювання (Policing) та пріоритезація на основі протоколів DiffServ та IntServ. Встановлено, що традиційні методи QoS стикаються з проблемами масштабованості, що зумовлює необхідність переходу до програмованих мережевих архітектур (SDN) та віртуалізації мережевих функцій (NFV) [13].

Методологія оцінювання продуктивності еволюціонувала від базового вимірювання фізичних характеристик сигналу (RSRP, RSRQ) до комплексного аналізу досвіду користувача (QoE) та використання систем інтелектуального аналізу великих даних. Особливе значення набуває рівень інтелектуальної обробки, де застосування моделей машинного навчання (ML) дозволяє перейти від реактивного обслуговування до проактивного управління мережею, забезпечуючи вчасне прогнозування перевантажень та динамічну оптимізацію ресурсів.

2. ТЕОРЕТИЧНІ ТА ПРИКЛАДНІ ОСНОВИ ЗАСТОСУВАННЯ ТЕХНОЛОГІЙ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ У ТЕЛЕКОМУНІКАЦІЯХ

2.1. Основи та класифікація методів штучного інтелекту

Штучний інтелект (ШІ) став трансформаційною силою в численних галузях, революціонізуючи спосіб взаємодії людей з технологіями та обробки інформації. По суті, ШІ охоплює широкий спектр обчислювальних методів, призначених для моделювання аспектів людського інтелекту, включаючи навчання, міркування, вирішення проблем та сприйняття. Сфера застосування ШІ охоплює все від простих завдань автоматизації до складних систем прийняття рішень, що підкреслює його невід'ємну роль у технологічному прогресі та інноваціях. Оскільки ця галузь продовжує розвиватися, дослідники та практики класифікували методи ШІ на основі їхньої функціональності та складності, що призвело до різноманітного ландшафту підходів. Розуміння основ та класифікацій цих методів є важливим для розуміння того, як системи ШІ розробляються та застосовуються в реальних сценаріях, починаючи від автономних транспортних засобів і закінчуючи інструментами медичної діагностики [14].

Ландшафт методів штучного інтелекту можна широко зрозуміти, ознайомившись з їхніми фундаментальними принципами та значенням. Методи ШІ – це, по суті, алгоритми та моделі, які дозволяють машинам імітувати когнітивні функції, типові для людей. Ці методи є життєво важливими для просування технологічного прогресу, оскільки вони дозволяють автоматизацію, покращений аналіз даних та інтелектуальні процеси прийняття рішень, які раніше були недосяжні за допомогою традиційного програмування. Наприклад, ШІ революціонізував такі галузі, як охорона здоров'я, забезпечивши прогнозну діагностику, у фінансах – завдяки алгоритмічній торгівлі, а в розвагах – завдяки персоналізованим рекомендаціям. Категоризація методів ШІ часто залежить від двох основних осей: їхньої функціональності – які завдання вони можуть виконувати – та їхньої складності – наскільки вони складні чи адаптивні. Така

класифікація допомагає у виборі відповідного підходу ШІ на основі поточної проблеми, незалежно від того, чи це прості процедури на основі правил, чи складні системи навчання. Це фундаментальне розуміння підкреслює універсальність ШІ та його потенціал постійно змінювати технологічні рубежі.

Різноманітність ландшафту штучного інтелекту зумовлена необхідністю вирішення широкого спектра завдань: від простої автоматизації до складних процесів прийняття рішень в умовах невизначеності. Для кращого розуміння взаємозв'язку між різними підходами та їхньої функціональної спрямованості, загальну класифікацію методів ШІ, що включає символьні, субсимвольні, еволюційні та гібридні моделі, представлено на рис. 2.1.

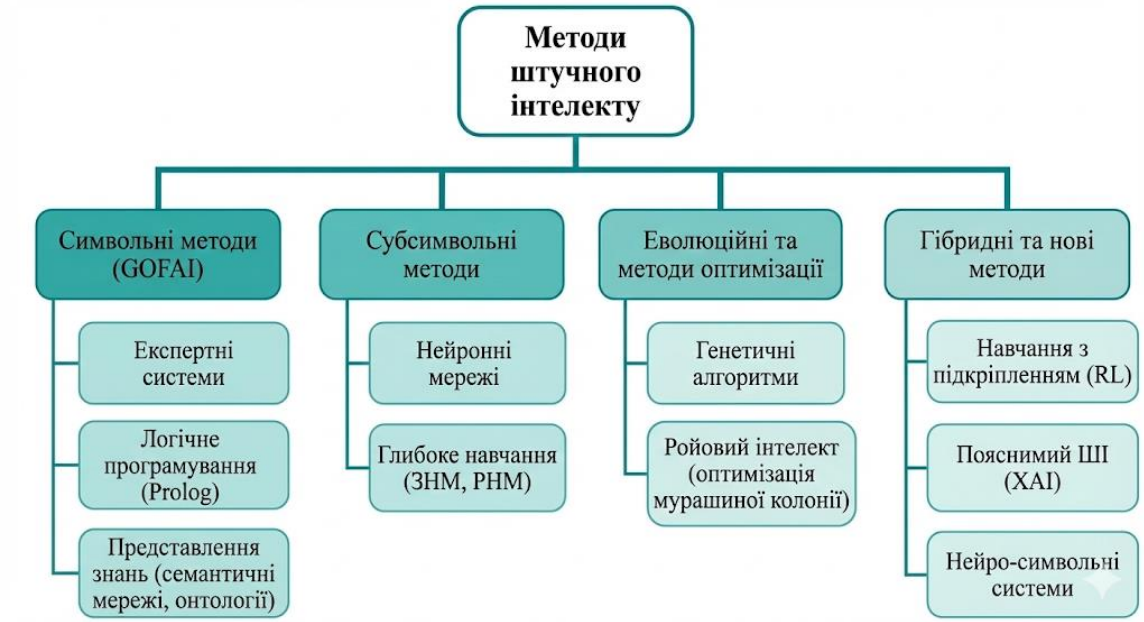


Рис. 2.1. Класифікація основних методів штучного інтелекту за функціональністю та архітектурою

Наведена схема демонструє еволюцію галузі — від жорстких логічних систем на основі правил до адаптивних нейронних мереж та алгоритмів, натхненних природними процесами, що дозволяє обрати найбільш ефективний інструментарій для конкретних прикладних задач у телекомунікаціях.

Одна з найдавніших та історично найбільш значущих класифікацій методів ШІ – символічна, яку часто називають «старомодним добрим ШІ» (GOFAI). Символічний ШІ спирається на явно запрограмовані правила та логічні

представлення для імітації людського мислення. Системи на основі правил розробляються з набором попередньо визначених правил, які керують процесами прийняття рішень, роблячи їх прозорими та інтерпретованими. Експертні системи, яскравий приклад, кодують знання фахівців-людей у формальну структуру, дозволяючи машинам виконувати такі завдання, як медична діагностика або усунення несправностей у складних технічних середовищах. Мови логічного програмування, такі як Prolog, сприяють створенню цих систем, дозволяючи програмістам визначати факти та правила, про які може міркувати ШІ. Методи представлення знань, такі як семантичні мережі, фрейми та онтології, підтримують організацію інформації таким чином, щоб відображати людське розуміння. Незважаючи на свої сильні сторони, символічний ШІ стикається з обмеженнями, особливо при роботі з неоднозначними або неповними даними. Його жорсткість робить його менш придатним для завдань, що вимагають адаптивності та навчання з необроблених даних, що призвело до розробки більш гнучких підходів [15].

На відміну від символічного ШІ, субсимвольні методи зосереджені на моделях, які навчаються з даних, а не покладаються виключно на явні правила. Нейронні мережі, зокрема архітектури глибокого навчання, є прикладом цього підходу, імітуючи взаємозв'язок нейронів у людському мозку. Ці моделі навчаються за допомогою таких процесів, як зворотне поширення помилки та градієнтний спуск, де величезні обсяги маркованих даних використовуються для оптимізації параметрів мережі для точного розпізнавання образів. Глибоке навчання продемонструвало вражаючий успіх у таких галузях, як розпізнавання зображень та мовлення, обробка природної мови та автономне керування. Наприклад, згорткові нейронні мережі (ЗНМ) дуже ефективні в аналізі візуальних даних, що дозволяє використовувати такі програми, як розпізнавання облич та медична діагностика зображень. Перевага субсимвольних підходів полягає в їхній здатності автономно виявляти складні закономірності та представлення в даних, які було б важко закодувати явно. Ця адаптивність та стійкість роблять їх особливо придатними для завдань, що включають неструктуровані дані та

мінливість реального світу, виводячи ШІ на нові рубежі продуктивності та корисності.

Класифікація методів штучного інтелекту є критично важливою для вибору оптимального підходу залежно від специфіки прикладної задачі: від прозорих систем на основі правил до складних адаптивних моделей навчання. Кожна з категорій має унікальні сильні сторони та обмеження, зумовлені їхньою архітектурою та методами обробки інформації. Систематизоване порівняння фундаментальних принципів, прикладів реалізації та експлуатаційних особливостей основних груп методів ШІ представлено в табл. 2.1.

Таблиця 2.1.

Порівняльна характеристика основних груп методів штучного інтелекту

Категорія методу	Фундаментальний принцип	Ключові приклади	Переваги та обмеження
Символьний ШІ (GOFAI)	Явно запрограмовані правила та логічні представлення.	Експертні системи, мови логічного програмування (Prolog).	Прозорість та інтерпретованість , проте жорсткість та низька адаптивність до необроблених даних.
Субсимвольні методи	Навчання на даних через імітацію структури мозку.	Глибоке навчання, згорткові (ЗНМ) та рекурентні (РНМ) мережі.	Автономне виявлення складних закономірностей , але складність інтерпретації («чорна скринька»).
Еволюційні алгоритми	Використання принципів природного відбору та біологічної варіації.	Генетичні алгоритми (ГА), ройовий інтелект (АСО).	Висока ефективність у комбінаторних задачах та плануванні , здатність досліджувати багатовимірні простори.
Гібридні та нові методи	Поєднання символьних правил із адаптивністю нейромереж.	Навчання з підкріпленням (RL), пояснимий ШІ (XAI).	Універсальність та надійність систем , але існують виклики щодо масштабованості та етики.

Окрім традиційних класифікацій методів ШІ, еволюційні алгоритми та методи оптимізації є життєво важливою категорією, яка черпає натхнення з природних процесів. Генетичні алгоритми (ГА) та генетичне програмування (ГП)

використовують принципи природного відбору та генетичної варіації для розробки рішень складних проблем. У ГА потенційні рішення кодуються як хромосоми, які проходять такі процеси, як мутація та кросовер, для створення нових поколінь рішень, поступово покращуючи їхню придатність. Аналогічно, ройовий інтелект, такий як оптимізація мурашиної колонії (ACO), імітує колективну поведінку соціальних комах для пошуку оптимальних шляхів та рішень у складних просторах пошуку. Ці методи продемонстрували виняткову ефективність у вирішенні комбінаторних задач, таких як планування, проектування мереж та розподіл ресурсів, де традиційні алгоритми можуть мати труднощі через складність задачі або динамічне середовище. Їхня здатність досліджувати великі, багатовимірні простори рішень та адаптивно покращувати рішення робить їх безцінними в таких галузях, як логістика, робототехніка та телекомунікації. Використовуючи принципи біології та природи, ці алгоритми продовжують розвиватися як потужні інструменти для вирішення деяких найскладніших задач оптимізації, з якими сьогодні стикаються галузі промисловості та дослідники.

В останні роки ландшафт штучного інтелекту дедалі більше рухається в бік гібридних та нових методів, які прагнуть поєднати сильні сторони різних підходів для створення більш надійних та універсальних систем. Одним із помітних досягнень є інтеграція символічних та субсимвольних методів, метою якої є об'єднання можливостей інтерпретації та міркування символічного ШІ з розпізнаванням образів та адаптивністю нейронних мереж. Навчання з підкріпленням (RL), ще один значний прогрес, передбачає навчання агентів оптимальної поведінки шляхом взаємодії з навколишнім середовищем методом спроб і помилок, керуючись сигналами винагороди. RL успішно застосовується в різних галузях, включаючи ігри (наприклад, AlphaGo), робототехніку та автономні транспортні засоби, де прийняття рішень в умовах невизначеності має вирішальне значення. Заглядаючи в майбутнє, майбутнє розробки методів ШІ стикається як із захопливими можливостями, так і зі значними викликами. Дослідники досліджують пояснимий ШІ, щоб зробити складні моделі більш прозорими,

вирішуючи етичні та безпекові проблеми. Крім того, масштабування моделей для обробки постійно зростаючих даних та складності, забезпечуючи при цьому справедливість та зменшуючи упередженість, залишається ключовою перешкодою. Траєкторія методів ШІ, ймовірно, включатиме дедалі складніші гібридні системи, які використовують різноманітні методи, прагнучи до більшої ефективності, адаптивності та надійності в реальних застосуваннях [16].

Підсумовуючи, сфера штучного інтелекту охоплює широкий спектр методів, кожен з яких має унікальні сильні сторони та обмеження. Від фундаментальних символічних підходів, що наголошують на явних правилах та логічних міркуваннях, до субсимвольних методів, таких як нейронні мережі, що перевершують у розпізнаванні образів, методи ШІ значно розширили потенціал машинного інтелекту. Еволюція алгоритмів оптимізації, натхненна біологічними процесами, ще більше розширила здатність ШІ ефективно вирішувати складні проблеми. Тим часом, поява гібридних та нових методів, таких як навчання з підкріпленням та інтеграція символічних та субсимвольних моделей, вказує на майбутнє дедалі більш інтелектуальних, адаптивних та пояснимих систем. У міру того, як ШІ продовжує розвиватися, вирішення проблем, пов'язаних з масштабованістю, прозорістю та етичними міркуваннями, матиме вирішальне значення. Загалом, розуміння основ та класифікацій методів ШІ дає важливе уявлення про їх застосування та майбутню траєкторію розвитку, підкреслюючи ключову роль ШІ у формуванні технологічного прогресу та суспільного розвитку.

2.2. Моделі машинного навчання та глибинного навчання для аналізу трафіку в мережах мобільного зв’язку

Поява мобільних мереж революціонізувала комунікацію та обмін даними, що призвело до експоненціального зростання мережевого трафіку, який вимагає складних інструментів аналізу. Традиційні методи аналізу трафіку, які значною мірою спиралися на ручний моніторинг та статичні системи на основі правил, часто не враховували динамічну та складну природу сучасної поведінки мереж.

Отже, інтеграція штучного інтелекту, зокрема машинного навчання (ML) та глибокого навчання (DL), стала трансформаційним підходом до аналізу трафіку для мобільних мереж. Ці передові моделі не тільки автоматизують процес розуміння моделей трафіку, але й значно підвищують точність та ефективність. У цьому розділі досліджується, як моделі машинного та глибокого навчання використовуються в аналізі трафіку, зосереджуючись на їх застосуванні в прогнозуванні трафіку та виявленні аномалій, які є критично важливими компонентами для управління та захисту інфраструктур мобільних мереж.

Машинне навчання та глибоке навчання – це підмножини штучного інтелекту, які дозволяють комп'ютерам навчатися на даних та приймати обґрунтовані рішення чи прогнози без явного програмування для конкретних завдань. Машинне навчання охоплює різноманітні алгоритми, здатні розпізнавати закономірності та робити прогнози на основі маркованих наборів даних, таких як класифікаційні та регресійні моделі. Глибоке навчання, більш просунута підмножина, використовує багатошарові нейронні мережі, що імітують структуру людського мозку, дозволяючи моделі вивчати складні ознаки з величезних обсягів даних. У контексті аналізу трафіку мобільних мереж ці моделі є дуже актуальними, оскільки вони можуть обробляти великомасштабні, багатовимірні дані для ефективнішого виявлення тенденцій та аномалій, ніж традиційні статистичні або засновані на правилах системи. Наприклад, моделі глибокого навчання можуть автоматично витягувати ознаки з необроблених даних про трафік, зменшуючи потребу в ручній розробці ознак. Переваги використання інтелектуальних моделей включають підвищену точність класифікації трафіку, можливості аналізу в режимі реального часу та здатність адаптуватися до змін у поведінці мережі, що має вирішальне значення для управління сучасними високошвидкісними мобільними мережами.

Використання моделей машинного та глибинного навчання кардинально змінює підхід до аналізу трафіку, дозволяючи перейти від статичного моніторингу до динамічного виявлення складних закономірностей. На відміну від традиційних методів, сучасні архітектури нейронних мереж здатні автоматично витягувати

релевантні ознаки безпосередньо з необроблених даних, що значно скорочує час на підготовку аналітичних моделей.

Загальна схема процесу аналізу, що включає етапи збору даних, вилучення просторово-часових особливостей архітектурами ЗНМ та РНМ, а також отримання кінцевих прогнозів щодо стану мережі, представлена на рис. 2.2. Такий системний підхід забезпечує високу точність класифікації сервісів та дозволяє оперативно виявляти аномалії, що критично важливо для захисту інфраструктури від нових типів кіберзагроз [17].

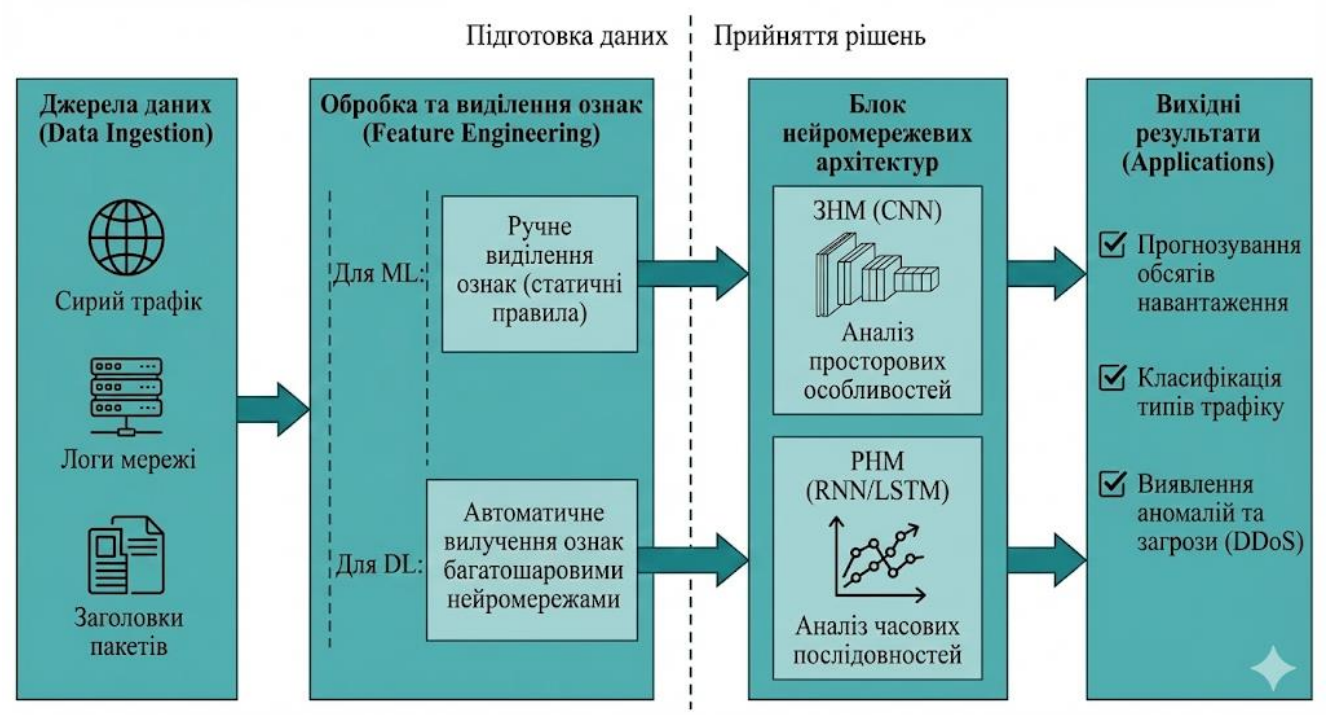


Рис. 2.2. Схема інтелектуального аналізу мережевого трафіку на основі моделей машинного та глибинного навчання

Одним з основних застосувань машинного навчання в мобільних мережах є прогнозування трафіку, яке включає прогнозування майбутніх обсягів трафіку для оптимізації продуктивності мережі та розподілу ресурсів. Алгоритми навчання з учителем, навчені на історичних даних про трафік, особливо ефективні в цій області. Наприклад, дерева рішень можуть класифікувати та прогнозувати моделі трафіку на основі таких параметрів, як час доби, поведінка користувачів та навантаження мережі. Методи опорних векторів (SVM) здатні обробляти складні,

нелінійні зв'язки в даних, надаючи точні прогнози навіть за коливань мережевих умов. Випадкові ліси, метод ансамбльового навчання, що поєднує кілька дерев рішень, пропонують надійність та високу точність прогнозування, що робить їх придатними для великомасштабних мережевих середовищ. Точне прогнозування трафіку дозволяє мережевим адміністраторам проактивно розподіляти пропускну здатність, коригувати стратегії маршрутизації та запобігати перевантаженням, тим самим покращуючи взаємодію з користувачами та знижуючи експлуатаційні витрати. Такі прогностичні моделі значною мірою сприяють динамічному управлінню мобільними мережами, особливо під час пікового навантаження або неочікуваних стрибків трафіку.

Методи глибокого навчання відіграють важливу роль у підвищенні безпеки мережі шляхом виявлення аномалій, що включає виявлення незвичайних моделей трафіку, що свідчать про кіберзагрози, такі як розподілені атаки відмови в обслуговуванні (DDoS) або проникнення шкідливого програмного забезпечення. Нейронні мережі, включаючи згорткові нейронні мережі (ЗНМ) та рекурентні нейронні мережі (РНМ), використовуються для аналізу даних трафіку в режимі реального часу, що дозволяє швидко виявляти аномалії. ЗНМ чудово справляються з фіксацією просторових особливостей у даних трафіку, таких як аномалії структури пакетів, тоді як РНМ вміло розпізнають часові послідовності, що робить їх придатними для виявлення моделей атак, що розвиваються з часом. Наприклад, моделі на основі РНН можуть аналізувати послідовності мережевого трафіку, щоб виявляти незначні відхилення від нормальної поведінки, забезпечуючи раннє попередження про потенційні порушення безпеки. Впровадження цих методів глибокого навчання підвищує здатність мобільних мереж проактивно захищатися від кіберзагроз, захищаючи дані користувачів та підтримуючи цілісність послуг. Завдяки постійному навчанню на нових даних про трафік, ці моделі можуть адаптуватися до нових векторів атак, забезпечуючи надійну та стійку безпеку мережі.

Перехід до інтелектуальних систем аналізу дозволяє мобільним мережам адаптуватися до змін у поведінці користувачів та обробляти багатовимірні дані з

високою ефективністю. На відміну від статичних правил, моделі машинного (ML) та глибинного навчання (DL) пропонують диференційований підхід до прогнозування навантаження та захисту інфраструктури. Порівняльна характеристика найбільш актуальних алгоритмів, що використовуються для класифікації трафіку та виявлення кіберзагроз, представлена в табл. 2.2.

Таблиця 2.2.

Порівняльний аналіз моделей машинного та глибинного навчання для аналізу трафіку

Модель / Алгоритм	Тип навчання	Основне призначення в телекомі	Ключові переваги та особливості
Дерева рішень (Decision Trees)	ML (з учителем)	Класифікація та прогнозування моделей трафіку	Простота інтерпретації параметрів часу та навантаження
Метод опорних векторів (SVM)	ML (з учителем)	Аналіз складних нелінійних зв'язків у даних	Висока точність прогнозування за мінливих умов
Випадкові ліси (Random Forests)	ML (ансамбль)	Прогнозування у великомасштабних мережах	Надійність та висока загальна точність прогнозів
Згорткові мережі (ЗНМ/CNN)	DL (глибинне)	Фіксація просторових особливостей трафіку	Ефективність в аналізі аномалій структури пакетів
Рекурентні мережі (РНМ/RNN)	DL (глибинне)	Аналіз часових послідовностей та динаміки атак	Здатність виявляти відхилення, що розвиваються у часі

Наведені дані підкреслюють, що вибір конкретної моделі залежить від характеру даних: тоді як класичні ML-алгоритми демонструють стабільність у прогнозуванні обсягів, глибинні нейронні мережі є незамінними для розпізнавання складних патернів атак та просторових аномалій у структурі мережевих пакетів.

Незважаючи на значний прогрес, застосування моделей машинного навчання та глибокого навчання до аналізу трафіку в мобільних мережах створює кілька проблем та обмежень. Однією з найважливіших проблем є якість та доступність даних; ефективні моделі вимагають великих обсягів високоякісних,

маркованих даних, які може бути важко отримати через проблеми конфіденційності, ізоляцію даних та непослідовні методи збору даних. Низька якість даних може призвести до неточних моделей, які неправильно класифікують або ігнорують критичні моделі трафіку. Крім того, обчислювальна складність, пов'язана з навчанням та розгортанням моделей глибокого навчання, створює проблеми масштабованості, особливо враховуючи постійно зростаючий обсяг мережевого трафіку. Ці моделі часто вимагають значної обчислювальної потужності та пам'яті, що може бути вузьким місцем для аналізу в режимі реального часу в середовищах з обмеженими ресурсами. Крім того, існує ризик перенавчання моделі, коли моделі стають надмірно адаптованими до навчальних даних і не можуть узагальнюватися на нові, невидимі дані, знижуючи їхню ефективність у динамічних мережевих умовах. Інтерпретація також залишається значною проблемою; складні моделі глибокого навчання, які часто називають "чорними скриньками", ускладнюють для мережевих операторів розуміння процесів прийняття рішень, перешкоджаючи довірі та здатності діагностувати помилки або упередження в системі [18].

Заглядаючи в майбутнє, майбутнє аналізу трафіку в мобільних мережах готове скористатися новими тенденціями та технологічними інноваціями, які усувають поточні обмеження. Одним з перспективних напрямків розвитку є інтеграція периферійних обчислень та моделей розподіленого навчання, які наближають обробку до джерел даних, зменшуючи затримку та вимоги до пропускної здатності, водночас забезпечуючи аналіз у режимі реального часу на периферії мережі. Ця децентралізація підвищує масштабованість та підтримує розгортання моделей штучного інтелекту у величезних та гетерогенних мережевих середовищах. Крім того, спостерігається зростаюче впровадження методів навчання без учителя та напівкерованого навчання, які вимагають менш маркованих даних та можуть легше адаптуватися до моделей трафіку, що змінюються, що робить їх ідеальними для динамічних та складних мережевих сценаріїв. Ці підходи сприяють створенню більш гнучких та стійких моделей, здатних виявляти нові аномалії або поведінку трафіку без значних людських

анотацій. Нарешті, автоматизація та прогнозне обслуговування на основі штучного інтелекту мають значні перспективи на майбутнє; ці технології можуть проактивно виявляти потенційні збої мережі або загрози безпеці, оптимізувати розподіл ресурсів та впорядкувати процеси управління мережею. Оскільки штучний інтелект продовжує розвиватися, його інтеграція в мобільні мережі, ймовірно, призведе до розумніших, більш автономних систем, здатних підтримувати високу продуктивність та безпеку з мінімальним втручанням людини.

На завершення, машинне навчання та глибоке навчання революціонізували аналіз трафіку в мобільних мережах, надаючи потужні інструменти для прогнозування трафіку та підвищення безпеки. Ці моделі використовують складні алгоритми, здатні обробляти величезні обсяги даних для виявлення закономірностей, прогнозування попиту та виявлення аномалій, тим самим підвищуючи ефективність та безпеку мережі. Однак такі проблеми, як якість даних, обчислювальні вимоги та проблеми інтерпретації, залишаються суттєвими перешкодами для їх широкого впровадження. Заглядаючи в майбутнє, такі інновації, як периферійні обчислення, навчання без учителя та автоматизація на основі штучного інтелекту, обіцяють подолати ці обмеження та розкрити нові можливості для інтелектуального управління мережами. У міру розвитку цих технологій вони дозволять мобільним мережам стати більш адаптивними, стійкими та безпечними, гарантуючи, що вони зможуть відповідати зростаючим вимогам сучасного цифрового зв'язку. Зрештою, подальша інтеграція штучного інтелекту в аналіз трафіку сповіщає про нову еру розумніших, ефективніших мобільних мереж, здатних підтримувати динамічні потреби користувачів у всьому світі.

2.3. Методи прогнозування навантаження в мережах мобільного зв’язку та виявлення аномалій

У швидкозмінному ландшафті мереж мобільного зв'язку точне прогнозування навантаження мережі та своєчасне виявлення аномалій мають вирішальне значення для забезпечення надійного обслуговування та оптимального використання ресурсів. Зі зростанням попиту користувачів та збільшенням складності мережі, для прогнозування моделей навантаження та виявлення порушень використовуються традиційні та передові аналітичні методи. У цьому розділі досліджуються три основні підходи: традиційні статистичні методи, методи машинного навчання та моніторинг даних у режимі реального часу для виявлення аномалій. Розуміння цих методологій дає уявлення про те, як мережеві оператори можуть підвищити продуктивність, мінімізувати час простою та покращити взаємодію з користувачами за допомогою проактивних стратегій управління.

Традиційні статистичні методи вже давно слугують основою для прогнозування навантаження в мережах мобільного зв'язку. Ці підходи в основному спираються на аналіз історичних даних за допомогою аналізу часових рядів для виявлення закономірностей та тенденцій. Наприклад, такі методи, як ковзні середні, експоненціальне згладжування та автокореляційні функції, допомагають прогнозувати майбутній попит на мережу на основі минулої поведінки. Регресійні моделі, включаючи лінійні та поліноміальні регресії, також використовуються для встановлення зв'язків між різними факторами, такими як час, щільність користувачів або географічне розташування, що дозволяє точніше оцінювати навантаження [19].

Однак ці методи стикаються зі значними обмеженнями при роботі з властивою мінливістю мережевих даних. Трафік мобільної мережі часто демонструє нелінійні, непередбачувані коливання, спричинені подіями, мобільністю користувачів або особливими випадками, які традиційні лінійні моделі важко ефективно враховують. Отже, їхня прогностична точність знижується в складних, динамічних середовищах, що підкреслює потребу в більш адаптованих методах, які можуть обробляти нелінійні характеристики сучасних мережевих даних.

Ефективне функціонування сучасних мобільних мереж залежить від здатності операторів точно передбачати сплески навантаження та оперативно реагувати на технічні збої. У той час як традиційні статистичні підходи забезпечують надійну основу для аналізу лінійних трендів, динамічна природа сучасного трафіку вимагає використання більш гнучких інструментів. Порівняльний огляд основних методологій прогнозування та виявлення аномалій, що використовуються для підтримки справності мережі, представлено в табл. 2.3.

Як свідчать дані таблиці, інтеграція методів обробки сигналів та машинного навчання дозволяє суттєво підвищити чутливість систем моніторингу. Це створює передумови для впровадження гібридних прогностичних моделей, які поєднують стійкість статистичного аналізу з адаптивністю нейронних мереж для досягнення максимальної точності в умовах високої невизначеності.

Таблиця 2.3.

Характеристика методів прогнозування навантаження та виявлення аномалій

Категорія методу	Ключові технології	Сфера застосування	Обмеження
Статистичні методи	Аналіз часових рядів, ковзні середні, регресійні моделі	Прогнозування лінійних тенденцій та попиту на основі минулої поведінки	Складність обліку нелінійних та непередбачуваних коливань трафіку
Машинне навчання (ML)	Нейронні мережі, методи опорних вектор (SVM)	Моделювання складних нелінійних зв'язків у великих наборах даних	Високі вимоги до обчислювальних ресурсів та розмічених даних
Моніторинг у реальному часі	Методи на основі порогів, z-показник	Швидке виявлення перевантажень, збоїв та порушень безпеки	Чутливість до вибору порогових значень та ризик хибних тривог
Обробка сигналів та розпізнавання	Перетворення Фур’є, вейвлет-аналіз, кластеризація	Виявлення прихованих періодичностей та перехідних подій у трафіку	Висока складність алгоритмічної реалізації аналізу

В останні роки методи машинного навчання революціонізували прогнозування навантаження в мережах мобільного зв'язку, усуваючи недоліки

традиційних статистичних моделей. Алгоритми навчання з учителем, такі як нейронні мережі, методи опорних векторів (SVM) та дерева рішень, особливо добре підходять для моделювання складних нелінійних зв'язків у величезних наборах даних. Наприклад, нейронні мережі можуть вивчати складні закономірності в даних про трафік, що дозволяє їм прогнозувати раптові сплески або падіння точніше, ніж лінійні моделі. Методи опорних векторів також використовуються для класифікації різних станів навантаження, допомагаючи в проактивному управлінні мережею. Ці передові моделі пропонують значні переваги у відображенні багатогранної природи поведінки мережі, що призводить до підвищення точності прогнозування. Тим не менш, розгортання моделей машинного навчання створює труднощі, включаючи необхідність великих розмічених наборів даних для навчання та обчислювальних ресурсів, необхідних для прогнозування в реальному часі. Більше того, їхня природа "чорної скриньки" часто перешкоджає інтерпретації, ускладнюючи для мережевих інженерів розуміння основних процесів прийняття рішень, що може перешкоджати довірі та перешкоджати зусиллям з усунення несправностей [20].

Окрім прогнозного моделювання, моніторинг даних у реальному часі відіграє життєво важливу роль у підтримці справності мережі завдяки швидкому виявленню аномалій. Завдяки постійному збору показників мережевого трафіку, таких як пропускна здатність даних, затримка, втрата пакетів та кількість підключень користувачів, оператори можуть отримати повну картину поточних станів мережі. Методи на основі порогових значень встановлюють попередньо визначені обмеження для ключових показників; коли ці пороги перевищуються, спрацьовують сповіщення, що вказують на потенційні проблеми. Статистичні методи виявлення аномалій ще більше вдосконалюють цей процес, аналізуючи відхилення від нормальних моделей трафіку, наприклад, використовуючи контрольні діаграми або розрахунки z-показника для виявлення незвичайної активності. Ці підходи дозволяють швидко виявляти такі проблеми, як перевантаження мережі, збої обладнання або порушення безпеки, сприяючи оперативному реагуванню, яке мінімізує перебої в обслуговуванні. Здатність

виявляти аномалії в режимі реального часу не тільки підвищує надійність мережі, але й оптимізує розподіл ресурсів, швидко визначаючи проблемні області, тим самим підвищуючи загальну ефективність мережі та задоволеність користувачів.

Досягнення в обробці сигналів та методах розпізнавання образів значно розширили можливості систем виявлення аномалій у мобільних мережах. Методи обробки сигналів, такі як перетворення Фур'є та вейвлет-аналіз, використовуються для розкладання складних сигналів трафіку на складові частоти, виявляючи тонкі нерівності, які можна пропустити за допомогою простого аналізу. Ці методи підвищують чутливість виявлення аномалій, дозволяючи ідентифікувати незвичайну періодичність або перехідні події в даних трафіку. Крім того, алгоритми розпізнавання образів, такі як кластеризація, зіставлення шаблонів та підходи машинного зору, використовуються для класифікації моделей трафіку та розпізнавання відхилень, що свідчать про аномалії. Наприклад, коли світлофори відхиляються від усталених шаблонів, ці алгоритми можуть з більшою точністю виявляти потенційні проблеми, такі як зловмисні атаки або несправності обладнання. Інтеграція обробки сигналів з розпізнаванням шаблонів не тільки покращує виявлення аномалій, але й зменшує кількість хибних тривог, тим самим гарантуючи, що оператори мережі швидко та належним чином реагують на справжні загрози або збої. Ця синергія передових аналітичних інструментів сприяє більш тонкому розумінню поведінки мережі, що зрештою призводить до більш надійних систем виявлення аномалій.

Ландшафт прогнозування навантаження та виявлення аномалій продовжує розвиватися завдяки впровадженню гібридних та нових підходів, які поєднувати кілька методологій для підвищення продуктивності. Інтегруючи традиційні статистичні моделі з алгоритмами машинного навчання, мережеві оператори можуть використовувати сильні сторони кожної з них для досягнення точніших та стійкіших прогнозів. Наприклад, поєднання регресійного аналізу з нейронними мережами дозволяє фіксувати як лінійні тенденції, так і складні нелінійні закономірності в даних. Крім того, останні досягнення в глибокому навчанні та штучному інтелекті (ШІ) відкрили нові горизонти для управління мережами.

Глибокі нейронні мережі та моделі навчання з підкріпленням можуть адаптивно навчатися на поточних потоках даних, покращуючи свою прогностичну точність з часом та адаптуючись до змінних мережевих умов без втручання людини. Заглядаючи в майбутнє, розробка адаптивних систем, здатних до самооптимізації та автоматизованого реагування на аномалії, є перспективною галуззю досліджень. Ці системи спрямовані не тільки на швидке виявлення аномалій, але й на автоматичне ініціювання коригувальних дій, зменшуючи час простою та мінімізуючи ручний нагляд. Інтеграція цих передових підходів означає майбутнє, де мобільні мережі будуть більш інтелектуальними, чуйними та здатними підтримувати високу продуктивність в умовах зростаючої складності та попиту.

На завершення, прогнозування навантаження та виявлення аномалій у мережах мобільного зв'язку вимагає багатогранного підходу, що охоплює традиційні статистичні методи, передові методи машинного навчання та стратегії моніторингу в режимі реального часу. Традиційні моделі, хоча й є фундаментальними, часто мають труднощі з урахуванням нелінійної та динамічної природи сучасних мережевих даних. Алгоритми машинного навчання мають розширені прогностичні можливості, фіксуючи складні закономірності, хоча залишаються проблеми щодо вимог до даних та їх інтерпретації. Методи моніторингу даних у режимі реального часу та обробки сигналів забезпечують критично важливі інструменти для швидкого виявлення аномалій, що дозволяє швидко реагувати на проблеми в мережі. Інтеграція розпізнавання образів та передової обробки сигналів ще більше підвищує чутливість та точність, тоді як гібридні та нові підходи, включаючи глибоке навчання та штучний інтелект, обіцяють майбутнє дедалі більш автономних та адаптивних систем управління мережею. У сукупності ці методології підкреслюють постійну еволюцію до більш інтелектуальних, стійких та ефективних мереж мобільного зв'язку, гарантуючи, що вони можуть відповідати зростаючим потребам користувачів та підтримувати високі стандарти надійності та якості обслуговування [21].

2.4. Використання AI у задачах оптимізації телекомунікаційних систем

Інтеграція штучного інтелекту (ШІ) у телекомунікаційні системи революціонізувала способи управління та оптимізації мереж. Оскільки попит на швидший, надійніший та безпечніший зв'язок продовжує зростати, ШІ пропонує інноваційні рішення, що підвищують ефективність, надійність та безпеку. Використовуючи передові алгоритми та моделі машинного навчання, телекомунікаційні провайдери можуть вирішувати складні проблеми, такі як перевантаження мережі, виявлення несправностей та кіберзагрози, ефективніше, ніж будь-коли раніше. У цьому розділі досліджується, як ШІ сприяє оптимізації телекомунікаційних систем шляхом підвищення ефективності мережі, проактивного виявлення та обслуговування несправностей, а також надійних заходів безпеки, що зрештою трансформує ландшафт сучасної комунікаційної інфраструктури.

Одним із найважливіших внесків штучного інтелекту в телекомунікації є підвищення ефективності мережі за допомогою складних алгоритмів, які динамічно керують трафіком. Системи управління трафіком на основі штучного інтелекту використовують аналітику даних у реальному часі для інтелектуального розподілу пропускної здатності, забезпечуючи достатнє використання ресурсів у зонах з високим попитом без шкоди для загальної продуктивності мережі. Наприклад, багато телекомунікаційних компаній використовують моделі машинного навчання, які аналізують історичні та поточні моделі використання для прогнозування потенційних точок перевантаження. Ці моделі дозволяють системі проактивно перенаправляти трафік, запобігаючи вузьким місцям до їх виникнення. Крім того, штучний інтелект сприяє оптимізованій маршрутизації, постійно коригуючи шляхи на основі мережевих умов, що зменшує затримку — критичний фактор у таких додатках, як потокове відео та онлайн-ігри. Можливість аналізувати величезні обсяги даних у режимі реального часу дозволяє мережевим операторам швидко реагувати на коливання попиту, тим самим покращуючи якість обслуговування (QoS). Таке управління трафіком на основі штучного інтелекту не тільки покращує взаємодію з користувачем, але й підвищує ефективність та

використання потужності існуючої інфраструктури, зменшуючи потребу в дороговартісному оновленні обладнання [22].

Інтеграція штучного інтелекту в архітектуру сучасних телекомунікацій дозволяє реалізувати концепцію автономних мереж, здатних до самовідновлення та самостійної оптимізації без втручання людини. Завдяки безперервному циклу моніторингу та інтелектуального аналізу, система здатна миттєво адаптуватися до динамічних умов середовища та вимог користувачів. Взаємодія між фізичною інфраструктурою 5G та інтелектуальними алгоритмами управління, що забезпечує наднадійний зв'язок та високу енергоефективність, схематично представлена на рис. 2.3.

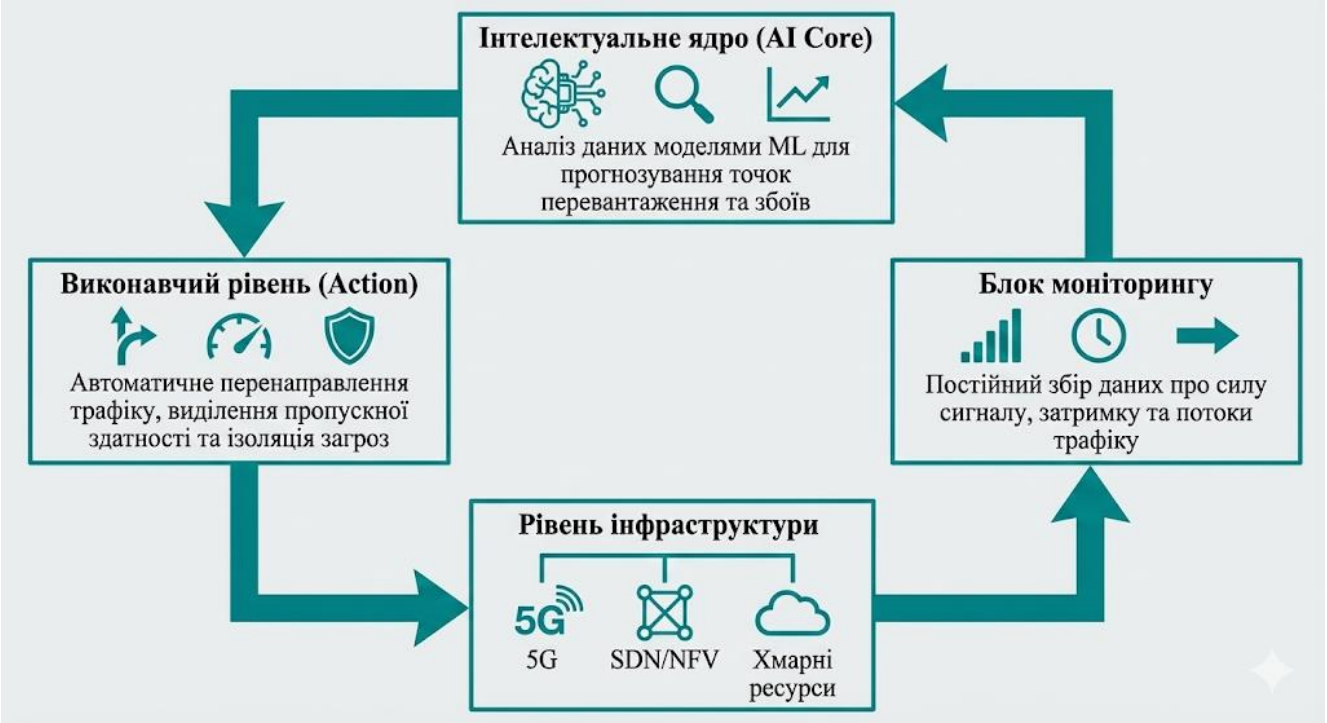


Рис. 2.3. Концептуальна модель інтелектуального управління та самооптимізації телекомунікаційної мережі на основі ШІ

Штучний інтелект також відіграє вирішальну роль у виявленні та обслуговуванні несправностей у телекомунікаційних мережах, дозволяючи перейти від реактивного до проактивного управління. Автоматизовані системи виявлення аномалій постійно контролюють параметри мережі, такі як сила сигналу, втрата пакетів та затримка, щоб виявити порушення, які можуть свідчити

про збої або вразливості. Наприклад, моделі машинного навчання, навчені на історичних даних про збої, можуть розпізнавати ледь помітні закономірності, що передують несправностям обладнання, дозволяючи технікам втрутитися до того, як станеться повний збій. Крім того, алгоритми прогнозного обслуговування аналізують дані з мережевого обладнання, такого як маршрутизатори, комутатори та антени, щоб прогнозувати потенційні несправності, оцінюючи показники зносу та фактори навколишнього середовища. Цей прогнозний підхід мінімізує неочікуваний час простою та зменшує витрати на ремонт, плануючи роботи з технічного обслуговування під час запланованих відключень, тим самим підтримуючи безперебійне надання послуг. Розгортання систем технічного обслуговування на основі штучного інтелекту призводить до більш стійкої мережевої інфраструктури, де проблеми вирішуються проактивно, забезпечуючи вищу надійність та задоволеність клієнтів.

У сфері безпеки штучний інтелект значно підвищує здатність телекомунікаційних систем виявляти та запобігати кіберзагрозам у режимі реального часу. Системи мережевої безпеки, оснащені штучним інтелектом, постійно контролюють трафік на наявність ознак шкідливої діяльності, таких як незвичайні потоки даних, спроби несанкціонованого доступу або поширення шкідливого програмного забезпечення. Алгоритми машинного навчання можуть швидко аналізувати величезні обсяги даних трафіку, щоб виявити закономірності, що вказують на кібератак, включаючи розподілені атаки типу «відмова в обслуговуванні» (DDoS), спроби фішингу або проникнення передових постійних загроз (APT). Після виявлення ці загрози можна автоматично ізолювати або пом'якшити, часто до того, як вони завдадуть значної шкоди. Крім того, системи штучного інтелекту адаптуються до методів атак, що розвиваються, навчаючись на нових даних про загрози, що дозволяє протоколам безпеки динамічно реагувати на нові вразливості. Наприклад, деякі постачальники телекомунікаційних послуг використовують системи безпеки на основі штучного інтелекту, які автоматично оновлюють правила брандмауера та системи виявлення вторгнень у відповідь на виявлені загрози, роблячи мережу стійкою до складних кіберзлочинців. Загалом,

здатність штучного інтелекту до швидкого виявлення загроз та адаптивного реагування є ключовим компонентом сучасної архітектури безпеки телекомунікацій, захищаючи конфіденційні дані та підтримуючи довіру між користувачами [23].

Незважаючи на численні переваги інтеграції штучного інтелекту в телекомунікаційні системи, кілька проблем перешкоджають його широкому впровадженню та ефективному впровадженню. Одна з основних проблем стосується конфіденційності даних, оскільки розгортання штучного інтелекту значною мірою залежить від збору та аналізу величезних обсягів мережевих даних, включаючи поведінку користувачів, місцезнаходження та моделі використання. Цей великий збір даних порушує етичні та правові питання щодо конфіденційності та безпеки даних користувачів, що вимагає суворих правил та надійних методів анонімізації для захисту конфіденційної інформації. Крім того, розгортання складних моделей штучного інтелекту часто тягне за собою високі обчислювальні витрати, вимагаючи спеціалізованого обладнання, такого як графічні процесори, та великих центрів обробки даних, що може бути непомірно дорогим для деяких організацій. Ці витрати створюють перешкоду для невеликих постачальників телекомунікаційних послуг, які прагнуть використовувати можливості штучного інтелекту. Крім того, забезпечення прозорості та інтерпретації моделей штучного інтелекту залишається критичним питанням. Багато алгоритмів машинного навчання працюють як «чорні скриньки», що ускладнює розуміння того, як приймаються рішення, що може підірвати довіру та перешкоджати дотриманню нормативних вимог. Упередження, вбудовані в навчальні дані, також можуть призвести до несправедливих або неоптимальних результатів. особливо в додатках безпеки та обслуговування клієнтів. Вирішення цих проблем передбачає розробку більш прозорих, економічно ефективних систем штучного інтелекту та встановлення комплексних гарантій конфіденційності для сприяння відповідальному та справедливому впровадженню штучного інтелекту в телекомунікаціях.

Узагальнюючи досвід впровадження інтелектуальних рішень, можна стверджувати, що ШІ стає ключовим інструментом трансформації телекомунікаційного ландшафту. Використання передових алгоритмів дозволяє ефективно вирішувати складні завдання — від підвищення пропускної здатності до нейтралізації витончених кібератак. Систематизований огляд основних напрямів оптимізації та переваг, які отримують оператори від інтеграції ШІ у свої системи, наведено в табл. 2.4.

Заглядаючи в майбутнє, майбутнє оптимізації телекомунікацій на основі штучного інтелекту готове до трансформаційного зростання завдяки новим тенденціям та технологічним інтеграціям. Розгортання мереж 5G у поєднанні зі штучним інтелектом обіцяє забезпечити наднадійний зв'язок з низькою затримкою, необхідний для таких застосувань, як автономні транспортні засоби, дистанційні операції та масове розгортання Інтернету речей.

Таблиця 2.4.

Сфери та результати впровадження ШІ в процеси оптимізації мереж

Сфера оптимізації	Роль та функції ШІ	Очікуваний результат
Ефективність мережі	Динамічне управління трафіком та інтелектуальна маршрутизація	Зменшення затримки, підвищення якості обслуговування (QoS)
Технічне обслуговування	Прогнозний аналіз зносу обладнання та автоматичне виявлення аномалій	Мінімізація часу простою, перехід до проактивного сервісу
Мережева безпека	Реагування на DDoS-атаки та шкідливе ПЗ у реальному часі	Захист даних користувачів, адаптивність до нових загроз
Управління 5G/SDN	Автоматичне налаштування віртуальних мереж (Slicing)	Масштабованість та гнучкість інфраструктури

Роль штучного інтелекту в цьому контексті буде ключовою в управлінні зростаючою складністю та динамічними вимогами мереж 5G, забезпечуючи безперебійне підключення та покращений користувацький досвід. Крім того, штучний інтелект має сприяти розвитку віртуалізації мереж та програмно-визначених мереж (SDN), дозволяючи операторам динамічно розподіляти ресурси, налаштовувати віртуальні мережі та оптимізувати продуктивність за допомогою

інтелектуальної автоматизації. Цей перехід до програмованості мережі призведе до більш гнучких, масштабованих та економічно ефективних інфраструктур. Крім того, швидко розвивається концепція автономних мереж — самооптимізуючих, самовідновлювальних систем, здатних адаптуватися до змінних умов без втручання людини. Ці мережі використовуватимуть алгоритми штучного інтелекту для постійного моніторингу, аналізу та оптимізації самих себе, зменшуючи експлуатаційні витрати та людські помилки, одночасно підвищуючи надійність. З розвитком цих майбутніх тенденцій інтеграція штучного інтелекту в телекомунікації ставатиме дедалі складнішою, що дозволить створювати розумніші, стійкіші та адаптивніші комунікаційні інфраструктури.

На завершення, інтеграція штучного інтелекту в телекомунікаційні системи започаткувала нову еру підвищеної ефективності мережі, проактивного виявлення несправностей та вдосконалених заходів безпеки. Управління трафіком на основі штучного інтелекту оптимізує розподіл ресурсів, зменшуючи затримку та покращуючи взаємодію з користувачем, тоді як автоматизоване виявлення несправностей та прогнозне обслуговування підвищують надійність мережі та мінімізують час простою. Крім того, можливості штучного інтелекту у виявленні загроз та адаптивних протоколах безпеки є життєво важливими для захисту від кіберзагроз, що розвиваються. Однак, для повної реалізації цих переваг необхідно вирішити такі значні проблеми, як проблеми конфіденційності даних, високі обчислювальні витрати та потреба в прозорих, неупереджених моделях штучного інтелекту. Дивлячись у майбутнє, синергія штучного інтелекту з новими технологіями, такими як 5G, віртуалізація мереж та автономні системи, обіцяє ще більше революціонізувати телекомунікації, створюючи мережі, які є швидшими, гнучкішими та самодостатніми. Оскільки штучний інтелект продовжує розвиватися, його відповідальне та інноваційне застосування буде важливим для формування стійких, безпечних та ефективних комунікаційних інфраструктур майбутнього [24].

На основі проведеного теоретичного аналізу та дослідження прикладних аспектів застосування технологій штучного інтелекту у телекомунікаціях у другому розділі, можна сформулювати такі розширені висновки:

Штучний інтелект визначено як ключову трансформаційну силу, що дозволяє машинам імітувати когнітивні функції людей для автоматизації складних процесів прийняття рішень. Встановлено, що ландшафт методів ШІ класифікується за функціональністю та складністю на символьні (на основі жорстких логічних правил), субсимвольні (нейронні мережі), еволюційні (алгоритми натхненні природою) та гібридні моделі. Кожна категорія має свої переваги: символьні методи забезпечують прозорість, тоді як субсимвольні ефективно виявляють складні закономірності в необроблених даних.

Інтеграція моделей машинного (ML) та глибинного навчання (DL) кардинально змінює аналіз трафіку в мобільних мережах, забезпечуючи перехід від статичного моніторингу до динамічного виявлення закономірностей. Визначено, що класичні ML-алгоритми, такі як дерева рішень та випадкові ліси, демонструють високу стабільність у прогнозуванні обсягів навантаження. Водночас глибинні нейронні мережі (ЗНМ та РНМ) є незамінними для розпізнавання складних патернів кібератак та просторових аномалій у структурі мережевих пакетів у режимі реального часу .

Ефективне прогнозування навантаження та виявлення аномалій у сучасних мережах вимагає багатогранного підходу, оскільки традиційні статистичні методи (аналіз часових рядів, регресії) часто не справляються з нелінійною та динамічною природою сучасного трафіку . Впровадження гібридних моделей, що поєднують стійкість статистичного аналізу з адаптивністю нейронних мереж, дозволяє суттєво підвищити точність прогнозів в умовах високої невизначеності .

Використання ШІ в задачах оптимізації телекомунікаційних систем дозволяє реалізувати концепцію автономних мереж, здатних до самовідновлення та самостійної оптимізації без втручання людини. Системи на основі ШІ забезпечують динамічне управління трафіком для мінімізації затримок,

проактивне технічне обслуговування обладнання через прогнозний аналіз зносу та надійний захист від кіберзагроз (DDoS, APT) шляхом адаптивного реагування.

Попри значні переваги, широке впровадження ШІ в телекомунікаціях стикається з низкою викликів, серед яких: проблеми конфіденційності та безпеки великих масивів даних користувачів, високі обчислювальні витрати на розгортання складних моделей та складність інтерпретації рішень нейронних мереж («чорних скриньок») .

Перспективи розвитку галузі пов’язані із синергією ШІ з технологіями 5G, віртуалізацією мереж (SDN/NFV) та периферійними обчисленнями (Edge computing). Це дозволить створити інтелектуальні, масштабовані та екологічно стійкі комунікаційні інфраструктури майбутнього, здатні підтримувати критично важливі додатки з наднадійним зв’язком.

3. ДОСЛІДЖЕННЯ ПРОДУКТИВНОСТІ В МЕРЕЖАХ МОБІЛЬНОГО ЗВ'ЯЗКУ З ВИКОРИСТАННЯМ AI

3.1. Розроблення моделі дослідження продуктивності мобільної мережі з інтеграцією AI

Швидке поширення мобільних пристроїв та ненаситний попит на високошвидкісне з'єднання зумовили необхідність розробки складних підходів до оцінки та оптимізації продуктивності мобільних мереж. Оскільки мережі стають все більш складними з різноманітними вимогами користувачів та технологічним прогресом, традиційні методи оцінки продуктивності, що спираються на ручну звітність, статичні метрики та періодичне тестування, є дедалі менш адекватними. Для вирішення цих проблем комплексна дослідницька модель, що інтегрує штучний інтелект (ШІ), пропонує перспективний шлях. Досліджуються основні метрики продуктивності, що використовуються для оцінки мобільних мереж, розглядається трансформаційна роль ШІ в аналізі даних та обговорюються методи оптимізації мережі на основі ШІ, зрештою пропонуючи надійну основу для підвищення ефективності мобільних мереж шляхом інтелектуальної інтеграції [25].

Розуміння основних показників продуктивності мобільних мереж є фундаментальним для оцінки та підтримки їхньої якості. Ключові показники, такі як затримка, пропускна здатність та сила сигналу, служать життєво важливими кількісними показниками продуктивності мережі. Затримка, яка відображає затримку передачі даних, безпосередньо впливає на взаємодію з користувачем у таких програмах, як відеоконференції та онлайн-ігри, де мінімальна затримка є критично важливою. Пропускна здатність вимірює обсяг даних, успішно переданих мережею протягом певного періоду часу, що вказує на здатність мережі обробляти високі навантаження даних. Сила сигналу, часто представлена співвідношенням сигнал/шум, визначає якість бездротового зв'язку та впливає на стабільність з'єднання. Моніторинг цих показників у режимі реального часу є

критично важливим, дозволяючи мережевим провайдерам швидко виявляти та вирішувати проблеми, перш ніж вони переростуть у масштабні збої. Традиційні методи оцінки, такі як періодичне ручне тестування та статична звітність, часто не враховують динамічні коливання мережі, що призводить до затримок у вирішенні проблем та неоптимального розподілу ресурсів. Ці обмеження підкреслюють необхідність більш чуйних та безперервних систем моніторингу, здатних адаптуватися до постійно мінливого мережевого середовища, що можуть ефективно сприяти рішенням на базі штучного інтелекту.

Інтеграція штучного інтелекту в аналіз продуктивності знаменує собою значний прогрес в управлінні мобільними мережами. Алгоритми штучного інтелекту чудово обробляють великі обсяги даних, зібраних з різних мережевих джерел, включаючи пристрої користувачів, базові станції та мережеві вузли. Моделі машинного навчання, зокрема, можуть аналізувати закономірності в історичних даних, щоб виявляти ранні ознаки перевантаження або потенційних збоїв. Наприклад, прогнозні моделі успішно використовуються для прогнозування піків трафіку під час великих подій або годин пік, що дозволяє проактивно коригувати ресурси. Крім того, ШІ може виявляти аномалії, що свідчать про загрози безпеці або несправності обладнання, що дозволяє швидко реагувати та усунути наслідки. Порівняно з ручними або статичними методами, аналіз на основі ШІ пропонує чудові переваги: він забезпечує безперервну, адаптивну аналітику; зменшує людські помилки; та прискорює процеси прийняття рішень. Ця динамічна здатність дозволяє мережам еволюціонувати від реактивного до проактивного управління, значно підвищуючи надійність та задоволеність користувачів. У міру розвитку методів ШІ їх інтеграція в моніторинг продуктивності в режимі реального часу стає все більш необхідною для підтримки конкурентоспроможних та стійких мобільних мереж.

Розроблена модель дослідження базується на інтеграції штучного інтелекту в усі цикли життєдіяльності мережі — від збору метрик до прийняття рішень. Концептуальна архітектура моделі, представлена на рис. 3.1, демонструє, як

інтелектуальний аналіз параметрів затримки та пропускної здатності дозволяє прогнозувати перевантаження та автоматично оптимізувати ресурси.



Рис. 3.1. Архітектурна модель дослідження та оптимізації продуктивності мобільної мережі з інтеграцією ШІ

На відміну від традиційних статичних методів, ця модель забезпечує безперервну адаптивну аналітику, що мінімізує вплив людського фактора та прискорює реакцію системи на аномалії або зміни у поведінці користувачів. Такий підхід створює надійну основу для побудови автономних мереж, здатних до самодіагностики та динамічного розподілу потужностей у періоди пікових навантажень [26].

Окрім аналізу, методи на основі ШІ відіграють ключову роль в оптимізації продуктивності мережі за допомогою автоматизованих, інтелектуальних втручань. Одним із помітних застосувань є динамічний розподіл пропускної здатності, де алгоритми ШІ коригують розподіл ресурсів у режимі реального часу на основі поточного попиту, забезпечуючи оптимальне використання та зменшуючи затримку в періоди пікового навантаження. Наприклад, системи штучного інтелекту можуть надавати пріоритет пропускній здатності критично важливим програмам або користувачам з високим пріоритетом, тим самим покращуючи

загальну якість обслуговування. Крім того, ШІ покращує усунення несправностей та виявлення несправностей, постійно скануючи стан мережі та визначаючи несправності з мінімальним втручанням людини. Автоматизовані системи діагностики несправностей можуть виявляти першопричини збоїв, рекомендувати коригувальні дії та навіть в деяких випадках самостійно впроваджувати виправлення. Ці автоматизовані коригування призводять до більш стійкої та ефективної мережевої інфраструктури, що призводить до покращення взаємодії з користувачами з меншою кількістю втрачених дзвінків, вищою швидкістю передачі даних та меншою кількістю перерв у наданні послуг. Оскільки мобільні мережі продовжують зростати у складності, оптимізація на основі ШІ стає життєво важливим інструментом для підтримки високої продуктивності та адаптивності у все більш пов'язаному світі.

Незважаючи на багатообіцяючі можливості моделей продуктивності на основі ШІ, для повної реалізації їхнього потенціалу необхідно вирішити кілька суттєвих проблем. Найголовнішими з них є проблеми конфіденційності та безпеки даних, оскільки збір та аналіз величезних обсягів даних користувачів та мережі підвищують ризики порушень, несанкціонованого доступу та неправильного використання. Забезпечення надійного шифрування, анонімізації та дотримання правил конфіденційності є важливим для зміцнення довіри та захисту конфіденційної інформації. Крім того, ефективне навчання ШІ вимагає великих, високоякісних наборів даних, які точно відображають різноманітні стани мережі; Отримання таких даних може бути ресурсомістким і може включати компроміси щодо конфіденційності. Ще однією перешкодою є складність інтеграції систем штучного інтелекту з існуючою мережевою інфраструктурою. Багато сучасних мереж побудовані на застарілому апаратному та програмному забезпеченні, що ускладнює безперебійну інтеграцію та потенційно може призвести до руйнівних наслідків. Проблеми сумісності, потреба у спеціалізованій експертизі та значні інвестиції, необхідні для модернізації, можуть уповільнити впровадження. Подолання цих перешкод вимагає розробки стандартизованих протоколів, інвестування в безпечні методи управління даними, та розробка рішень на основі

штучного інтелекту, які можуть адаптуватися до гетерогенних мережевих середовищ, забезпечуючи доцільність та сталість інтеграції ШІ.

Традиційні системи оцінки, що базуються на статичних показниках та періодичному втручанні фахівців, виявляються дедалі менш ефективними в умовах зростаючої складності мережевої інфраструктури. Перехід до запропонованої інтелектуальної моделі дозволяє трансформувати процес моніторингу з реактивного на проактивний. Систематизоване порівняння функціональних можливостей традиційних підходів та розробленої моделі з інтеграцією штучного інтелекту представлено в табл. 3.1.

Таблиця 3.1.

Порівняльна характеристика традиційних підходів та розробленої AI-моделі оцінювання продуктивності

Параметр порівняння	Традиційні методи оцінки	Розроблена модель з інтеграцією AI
Методологія збору даних	Ручна звітність та періодичне тестування	Безперервний моніторинг у режимі реального часу
Природа аналізу метрик	Статична звітність за минулі періоди	Динамічна адаптивна аналітика
Тип управління ресурсами	Реактивне (вирішення проблем після виникнення)	Проактивне (прогнозування та запобігання)
Обробка великих даних	Дедалі менша адекватність при зростанні складності	Висока ефективність обробки даних з багатьох джерел
Точність та помилки	Схильність до людських помилок у звітах	Зменшення людських помилок та автоматизація
Швидкість прийняття рішень	Затримки у вирішенні мережевих проблем	Прискорене прийняття рішень завдяки алгоритмам

Як демонструють дані таблиці, ключовою перевагою розробленої моделі є здатність до безперервного аналізу великих масивів даних у реальному часі, що дозволяє прогнозувати перевантаження мережі ще до моменту їх реального виникнення. Це забезпечує надійну основу для автоматизованого розподілу пропускної здатності та миттєвого виявлення аномалій, що суттєво підвищує загальну надійність та задоволеність користувачів.

Заглядаючи в майбутнє, майбутнє ШІ в управлінні продуктивністю мобільних мереж готове до революції в галузі завдяки розробці автономних систем управління мережами. Ці передові моделі ШІ можуть дозволити мережам самостійно контролювати, діагностувати та оптимізувати операції з мінімальним втручанням людини, що призведе до безпрецедентного рівня ефективності та стійкості. Такі автономні системи будуть постійно адаптуватися до змінних умов, прогнозувати проблеми до їх виникнення та миттєво впроваджувати коригувальні дії, тим самим значно покращуючи надійність послуг та зменшуючи час простою. Ця еволюція обіцяє підвищити задоволеність клієнтів, забезпечуючи стабільне, високоякісне підключення та персоналізований досвід обслуговування. Крім того, оскільки алгоритми ШІ стають більш складними та масштабованими, моделі продуктивності отримають гнучкість, щоб розвиватися разом з новими мережевими технологіями, такими як 5G та інші. Ці адаптивні моделі підтримуватимуть безперебійне масштабування, враховуватимуть різноманітні випадки використання — від Інтернету речей до доповненої реальності — та забезпечуватимуть, щоб мережі залишалися надійними та чуйними в постійно мінливому цифровому ландшафті. Таким чином, інтеграція ШІ в управління продуктивністю мережі має потенціал для трансформації галузевих стандартів, роблячи майбутні мережі розумнішими, надійнішими та більш орієнтованими на клієнта.

Підсумовуючи, розробка моделі дослідження продуктивності мобільних мереж, інтегрованої зі штучним інтелектом, є вирішальним кроком до подолання обмежень традиційних методів оцінки. Розуміючи ключові показники, такі як затримка, пропускна здатність та сила сигналу, мережі можуть отримати вигоду від аналізу в режимі реального часу, покращеного штучним інтелектом, який прогнозує перевантаження та ефективно виявляє несправності. Методи на основі штучного інтелекту додатково дозволяють динамічну оптимізацію за допомогою автоматизованого розподілу пропускної здатності та управління несправностями, значно підвищуючи взаємодію з користувачами та стійкість мережі. Однак шлях до повністю автономних мереж на основі штучного інтелекту стикається з

проблемами, пов'язаними з конфіденційністю даних, потребою в великих наборах даних та складністю інтеграції. Дивлячись у майбутнє, потенціал штучного інтелекту для створення самокерованих, масштабованих та адаптивних мереж обіцяє нову еру надійності послуг та задоволеності клієнтів. Оскільки технології продовжують розвиватися, впровадження цих інноваційних моделей буде важливим для підтримки високопродуктивних мобільних мереж, здатних задовольнити потреби все більш пов'язаного світу [27].

3.2. Проведення експериментального дослідження та аналіз отриманих результатів

Проведення експериментального дослідження є фундаментальним процесом у науковому дослідженні, який дозволяє дослідникам досліджувати гіпотези та встановлювати причинно-наслідкові зв'язки в різних галузях, таких як психологія, медицина та соціальні науки. Цілісність та достовірність результатів залежать від ретельного планування, суворого виконання та ретельного аналізу. Досліджуються критичні етапи проведення експериментального дослідження, від розробки дослідницької структури до аналізу результатів, підкреслюючи важливість кожного кроку для забезпечення достовірних та значущих результатів [28].

Основа будь-якого успішного експериментального дослідження починається з ретельного планування дослідження, починаючи з чітко визначених цілей та гіпотез дослідження. Ці цілі повинні точно вказувати, що дослідник прагне виявити, наприклад, вплив нового препарату на артеріальний тиск або вплив методу навчання на успішність студентів. Формулювання конкретних, перевірених гіпотез забезпечує напрямок та критерії для оцінки результатів, гарантуючи, що дослідження зберігає фокус та мету. Вибір відповідних експериментальних та контрольних груп є однаково важливим; експериментальна група отримує втручання або лікування, тоді як контрольна група ні, що служить базовою лінією для порівняння. Наприклад, у клінічному випробуванні одна група може отримувати новий препарат, а контрольна - плацебо. Для мінімізації

упередженості та змішуючих змінних використовуються належні методи рандомізації та зіставлення, що підвищує внутрішню валідність дослідження. Крім того, вибір валідних та надійних інструментів вимірювання має вирішальне значення для збору точних даних. Валідність гарантує, що інструменти вимірюють те, для чого вони призначені, наприклад, використання добре валідованої анкети для оцінки рівня депресії, тоді як надійність гарантує узгоджені результати при різних застосуваннях. Прикладами є стандартизовані тести, каліброване обладнання або встановлені шкали із задокументованими психометричними властивостями. Разом ці елементи дизайну створюють міцну основу, яка лежить в основі достовірності та відтворюваності експериментальних результатів.

Успішність експериментального дослідження продуктивності мобільних мереж залежить від суворого дотримання методологічної послідовності етапів. Це гарантує мінімізацію упередженості та забезпечує високу внутрішню валідність отриманих даних. Загальну структуру проведення експерименту — від формулювання перевірених гіпотез до фінальної інтерпретації результатів — представлено на рис. 3.2. Такий системний підхід дозволяє встановити чіткі причинно-наслідкові зв'язки між інтеграцією методів ШІ та зміною показників ефективності мережі.



Рис. 3.2. Етапність проведення експериментального дослідження продуктивності мережі

Після завершення етапу проектування наступним кроком є систематичне виконання експерименту шляхом підготовки всіх необхідних матеріалів та

створення контрольованого середовища. Це включає розстановку лабораторного обладнання, навчальних матеріалів або цифрових платформ, а також забезпечення того, щоб такі умови, як освітлення, температура та час, були однаковими протягом усіх сеансів. Наприклад, у поведінковому дослідженні підтримка середовища без відволікаючих факторів допомагає гарантувати, що зовнішні впливи не спотворюють результати. Етичні стандарти є основою відповідального дослідження; таким чином, отримання схвалення відповідних етичних комітетів є обов'язковим для захисту добробуту учасників та підтримки чесності дослідження. Цей процес включає подання детальних протоколів, що викладають процедури згоди учасників, заходи конфіденційності та потенційні ризики. Після затвердження збір даних починається з ретельності та точності — дослідники повинні дотримуватися стандартизованих процедур, щоб мінімізувати мінливість, таких як навчання асистентів рівномірному проведенню тестів або автоматизація введення даних для зменшення помилок. Точний та систематичний збір даних є важливим для запобігання упередженням та забезпечення того, щоб набір даних дійсно відображав досліджувані явища. Дослідники часто використовують пілотні дослідження для усунення несправностей процедур та вдосконалення методів, що може значно покращити якість даних. Протягом усього процесу ретельне ведення обліку та дотримання протоколів підвищують прозорість та відтворюваність, що зрештою посилює достовірність експериментальних результатів [29].

Після збору даних увага зміщується на аналіз зібраної інформації для отримання змістовних висновків. Початковий крок включає організацію та кодування даних, перетворення необроблених відповідей або вимірювань у формати, придатні для аналізу. Наприклад, якісні відповіді можна класифікувати за темами, тоді як кількісні дані вводяться в статистичне програмне забезпечення для аналізу. Правильна організація сприяє ефективному застосуванню відповідних статистичних методів, адаптованих до типу даних — параметричні тести, такі як t-тести або ANOVA, підходять для нормально розподілених неперервних даних, тоді як непараметричні тести, такі як U-тест Манна-Вітні, використовуються, коли дані не відповідають параметричним припущенням. Вибір статистичних методів

повинен відповідати дослідницьким питанням та експериментальному дизайну, щоб забезпечити достовірні висновки. Інтерпретація статистичних результатів включає вивчення p-значень, довірчих інтервалів та розмірів ефектів. P-значення вказує на ймовірність того, що спостережувані результати є випадковими, причому значення нижче заздалегідь визначеного порогу (зазвичай 0,05) свідчать про статистичну значущість. Довірчі інтервали забезпечують діапазон, у якому ймовірно знаходиться справжній ефект, пропонуючи розуміння точності оцінок, тоді як розміри ефектів кількісно визначають величину відмінностей або зв'язків, підкреслюючи практичну значущість, що виходить за рамки просто статистичної значущості. Наприклад, мале p-значення в поєднанні з великим розміром ефекту сигналізує про значущий та надійний ефект. Ретельно аналізуючи та інтерпретуючи ці показники, дослідники можуть оцінити, чи підтверджують результати їхні гіпотези, та зрозуміти силу та наслідки своїх результатів. Правильний аналіз даних не лише підтверджує або спростовує початкові очікування, але й закладає основу для майбутніх досліджень та застосувань.

Після завершення аналізу даних наступним критичним кроком є інтерпретація результатів у контексті початкових гіпотез та цілей дослідження. Дослідники починають з порівняння експериментальних результатів зі своїми початковими очікуваннями, визначаючи, чи підтверджують дані запропоновані гіпотези, чи спростовують їх. Наприклад, якщо гіпотеза передбачала значне покращення результатів лікування пацієнтів після нової терапії, результати досліджуються, щоб побачити, чи є статистично значущі відмінності між експериментальною та контрольною групами. Виявлення статистично значущих результатів – тих, у яких p-значення нижче встановленого порогу – є важливим для встановлення достовірності спостережуваних ефектів. Однак не менш важливо враховувати потенційні змішуючі змінні та упередження, які могли вплинути на результати. До них можуть належати такі фактори, як упередженість відбору учасників, вплив навколишнього середовища або помилки вимірювання, які не були належним чином контрольовані під час експерименту. Визнання цих обмежень вимагає критичної оцінки внутрішньої валідності дослідження та

розуміння того, як зовнішні фактори могли вплинути на результати. Ретельно оцінюючи як статистичну значущість, так і потенційні джерела упередженості, дослідники можуть зробити більш нюансовані висновки про справжні спостережувані ефекти та надійність своїх результатів.

Для перетворення зібраної інформації у змістовні висновки необхідно застосовувати адекватний математичний апарат, адаптований до типу та розподілу мережевих даних. Вибір конкретних статистичних інструментів та метрик дозволяє не лише підтвердити або спростувати початкові гіпотези, а й оцінити реальний масштаб позитивного впливу ШІ на продуктивність. Основні методи аналізу та показники, використані в межах даного дослідження для забезпечення достовірності результатів, зведено в табл. 3.2.

Таблиця 3.2.

Методи статистичного аналізу та показники оцінювання результатів експерименту

Етап аналізу	Використані методи / Показники	Призначення в дослідженні
Організація даних	Кодування та структурування	Перетворення сирих вимірювань у формат, придатний для аналізу.
Статистичне тестування	t-тести, ANOVA, U-тест Манна-Вітні	Порівняння продуктивності контрольної та експериментальної груп.
Оцінка значущості	Розрахунок p-значення	Визначення ймовірності того, що результати не є випадковими.
Точність та масштаб	Довірчі інтервали та розміри ефектів	Визначення точності оцінок та практичної важливості змін.

Ефективне викладення результатів дослідження є життєво важливим для розвитку наукових знань та забезпечення прозорості. Дослідники зазвичай представляють свої результати за допомогою комбінації візуальних та наративних форматів — графіків, таблиць та детальних пояснень, — які висвітлюють ключові закономірності та взаємозв'язки, виявлені під час аналізу. Наприклад, стовпчикові діаграми можуть ілюструвати відмінності між групами, тоді як таблиці підсумовують статистичні показники, такі як середні значення, стандартні відхилення та p-значення. Поряд із цими презентаціями необхідне всебічне

обговорення наслідків та обмежень дослідження. Це включає визнання таких факторів, як обмеження розміру вибірки, проблеми вимірювання або потенційні упередження, які можуть вплинути на інтерпретацію результатів. Крім того, дослідники повинні враховувати ширший вплив своїх висновків та пропонувати практичне застосування, політичні міркування або напрямки для майбутніх досліджень. Рекомендація подальших досліджень дозволяє науковій спільноті спиратися на початкові висновки, удосконалювати методології та досліджувати питання, що залишилися без відповіді. Перевірка результатів за допомогою реплікаційних досліджень або експертної оцінки підвищує довіру та сприяє впевненості у висновках, зроблених з дослідження [30].

На завершення, проведення експериментального дослідження передбачає ретельний процес, який починається з ретельного планування та проектування, продовжується систематичним виконанням і завершується ретельним аналізом та інтерпретацією даних. Визначення чітких цілей та вибір відповідних методів закладає міцну основу, тоді як точне впровадження та дотримання етичних норм забезпечують цілісність збору даних. Застосування відповідних статистичних методів дозволяє дослідникам виявляти значущі закономірності та взаємозв'язки в даних. Інтерпретація цих висновків передбачає критичну оцінку їхньої значущості, врахування потенційних упереджень та факторів, що впливають на результати, щоб забезпечити обґрунтованість висновків. Нарешті, прозора звітність та вдумливе обговорення результатів сприяють науковому діалогу, полегшують валідацію та спрямовують майбутні дослідницькі зусилля. Загалом, ці кроки підкреслюють важливість ретельності, прозорості та критичного мислення в експериментальних дослідженнях, що зрештою сприяє розвитку знань у різних дисциплінах.

3.3. Оцінка ефективності застосування AI для підвищення продуктивності та рекомендації щодо впровадження

Штучний інтелект (ШІ) став трансформаційною силою в різних галузях, обіцяючи значне підвищення продуктивності завдяки автоматизації, прийняттю рішень на основі даних та інноваційним операційним процесам. Оскільки організації все частіше впроваджують технології ШІ, стає надзвичайно важливим оцінити їхню фактичну ефективність у підвищенні продуктивності, зрозуміти, як вони впливають на робочу силу, та дослідити їхню роль в операційних робочих процесах. Оцінити вплив ШІ на продуктивність у різних галузях, проаналізувати його вплив на трансформацію робочої сили та оцінити його внесок в операційні інновації, зрештою надаючи рекомендації щодо оптимізації впровадження ШІ для максимізації переваг та пом'якшення проблем.

Вплив штучного інтелекту на продуктивність у всіх галузях був значним, головним чином завдяки автоматизації рутинних та повторюваних завдань, які традиційно потребували значного часу та ресурсів. Наприклад, у виробництві роботи на базі штучного інтелекту та автоматизовані складальні лінії значно скоротили час виробництва та мінімізували людські помилки, що призвело до вищих рівнів виробництва та покращення контролю якості. Аналогічно, у фінансовому секторі алгоритми штучного інтелекту оптимізують обробку транзакцій та виявлення шахрайства, дозволяючи установам ефективніше та точніше обробляти обсяги. Окрім автоматизації, штучний інтелект покращує процеси прийняття рішень, використовуючи аналітику даних. Такі компанії, як Amazon, використовують моделі машинного навчання для прогнозування попиту, оптимізації управління запасами та персоналізації рекомендацій для клієнтів, що призводить до збільшення продажів та задоволеності клієнтів.

Однак впровадження штучного інтелекту не без обмежень; складність інтеграції передових технологій в існуючі системи може бути надзвичайно складною, вимагаючи значних технологічних знань та інвестицій в інфраструктуру. Крім того, високі витрати, пов'язані з впровадженням штучного інтелекту, такі як розробка власних алгоритмів або придбання складного обладнання, створюють перешкоди, особливо для малих та середніх підприємств. Ці обмеження підкреслюють необхідність стратегічного планування та розподілу

ресурсів для забезпечення ефективного розгортання штучного інтелекту та сталого зростання продуктивності. Інтеграція штучного інтелекту на робочі місця призвела до значної трансформації робочої сили, що зумовило необхідність змін у вимогах до кваліфікації та постійних ініціатив з перепідготовки. Оскільки системи штучного інтелекту беруть на себе рутинні функції, зростає попит на працівників, які мають кваліфікацію в аналізі даних, управлінні системами штучного інтелекту та усуненні технічних несправностей.

Процес впровадження технологій штучного інтелекту вимагає від організацій не лише значних інвестицій в інфраструктуру, а й стратегічного підходу до вибору пріоритетних напрямів автоматизації. Оскільки різні рішення мають різний рівень впливу на продуктивність та супроводжуються різними ступенями ризику — від алгоритмічної упередженості до проблем конфіденційності даних, доцільним є використання матричного аналізу для оцінювання доцільності їх розгортання.

На рис. 3.3 представлено матрицю пріоритезації, яка дозволяє класифікувати ШІ-ініціативи за критеріями очікуваної ефективності та складності реалізації. Такий підхід дає змогу виділити «швидкі перемоги», такі як автоматизація рутинних операцій , та довгострокові стратегічні проєкти, наприклад, створення автономних систем управління. Використання даної матриці сприяє оптимізації розподілу ресурсів та дозволяє мінімізувати операційні ризики, забезпечуючи збалансований перехід до інтелектуальних моделей управління



Рис. 3.3. Матриця пріоритезації впровадження ШІ-технологій за критеріями ефективності та складності

Наприклад, у таких галузях, як охорона здоров'я, спостерігається зсув, коли рентгенологи тепер працюють разом із діагностичними інструментами зі штучним інтелектом, що вимагає знайомства зі складними алгоритмами та інтерпретацією даних. Хоча штучний інтелект має потенціал витіснити певні робочі місця, такі як ручне введення даних або основні ролі в обслуговуванні клієнтів, він також створює нові можливості в нових галузях, таких як розробка, обслуговування та етичний нагляд за штучним інтелектом. Історичні приклади, такі як революція автоматизації у виробництві протягом 20 століття, демонструють, що технологічні зрушення призводять як до звільнення, так і до створення робочих місць, часто з чистим позитивним ефектом з часом. Тим не менш, управління цим переходом створює труднощі; опір працівників, які бояться скорочення, організаційна інерція та необхідність суттєвих програм перепідготовки ускладнюють адаптацію робочої сили. Ефективні стратегії управління змінами та політика, що сприяють навчанню протягом усього життя, є важливими для використання переваг штучного інтелекту, мінімізуючи при цьому соціальні та економічні потрясіння.

Інновації, засновані на штучному інтелекті, революціонізують операційні робочі процеси, значно підвищуючи гнучкість та оперативність організації. В

управлінні ланцюгами поставок інструменти штучного інтелекту дозволяють відстежувати в режимі реального часу, прогнозувати попит та оптимізувати маршрути, знижуючи витрати та покращуючи швидкість доставки. Наприклад, такі компанії, як DHL, використовують алгоритми штучного інтелекту для прогнозування обсягів посилок та оптимізації логістичних маршрутів, що призводить до швидшої доставки та зменшення викидів вуглецю. Крім того, штучний інтелект сприяє контролю якості за допомогою систем комп'ютерного зору, які автоматично виявляють дефекти у виробничих процесах, забезпечуючи вищі стандарти та зменшуючи кількість відходів. Прогнозоване обслуговування, ще одне застосування штучного інтелекту, аналізує дані датчиків з обладнання для прогнозування збоїв до їх виникнення, мінімізуючи час простою та витрати на обслуговування. Ці інновації сприяють більш гнучким та чуйним операціям, дозволяючи організаціям швидко адаптуватися до змін або збоїв на ринку. Отже, штучний інтелект підвищує операційну гнучкість, дозволяючи підприємствам ефективніше задовольняти потреби клієнтів, знижувати операційні ризики та підтримувати конкурентні переваги у все більш динамічному середовищі.

Оцінка ефективності ШІ у межах дослідження демонструє якісний стрибок у ключових технічних показниках мобільної мережі. Як показано у табл. 3.3, перехід від статичних методів до предиктивних моделей дозволяє не лише автоматизувати рутинні завдання, а й забезпечити гнучкість інфраструктури, необхідну для сучасних стандартів зв'язку. Це підтверджує, що вплив ШІ на продуктивність полягає у здатності мережі динамічно адаптуватися до мінливого навантаження, забезпечуючи стабільну якість обслуговування (QoS) за мінімальних операційних витрат.

Таблиця 3.3.

Вплив інтеграції AI на ключові показники продуктивності (KPI) мобільної мережі

Технічний показник (KPI)	Традиційне управління	Оптимізація на основі AI	Вплив на ефективність
Пропускна здатність (Throughput)	Статичний розподіл ресурсів на основі пікових	Динамічний розподіл пропускної здатності в реальному часі.	Збільшення середньої швидкості

	навантажень.		передачі даних для користувача.
Затримка (Latency)	Фіксовані алгоритми маршрутизації та черг.	Проактивне перенаправлення трафіку та периферійні обчислення.	Мінімізація затримок для критичних сервісів (URLLC, VR).
Енергоефективність	Постійна робота базових станцій на повну потужність.	Предиктивне керування живленням на основі прогнозів попиту.	Значне зниження операційних витрат та вуглецевого сліду.
Надійність (Reliability)	Реактивне усунення несправностей після їх виникнення.	Автоматизована діагностика та проактивне виявлення аномалій.	Зменшення частоти зривів дзвінків та часу простою мережі.

При виборі конкретних рішень для підвищення продуктивності необхідно враховувати компроміс між обчислювальними витратами та отриманим технічним ефектом. Згідно з рис. 3.4, впровадження складних моделей глибокого навчання (DL) потребує значних потужностей та спеціалізованого обладнання , проте саме ці моделі забезпечують найвищу точність у прогнозуванні нелінійних сплесків трафіку та виявленні прихованих аномалій. Для систем реального часу з обмеженими ресурсами (Edge nodes) доцільним є використання менш енергоємних, але швидких ML-алгоритмів, що дозволяє збалансувати продуктивність мережі та витрати на її обслуговування.



Рис. 3.4. Співвідношення обчислювальної складності AI-моделей та їхньої ефективності в задачах оптимізації мережі

Незважаючи на багатообіцяючі переваги штучного інтелекту, його розгортання тягне за собою значні ризики та етичні міркування, які організації повинні враховувати, щоб забезпечити відповідальне та ефективне використання. Однією з головних проблем є упередженість в алгоритмах штучного інтелекту, яка може призвести до несправедливого ставлення та спотворених результатів продуктивності. Наприклад, упереджені дані, що використовуються в алгоритмах найму, можуть ненавмисно сприяти певним демографічним групам, що призводить до дискримінаційної практики, яка підриває організаційну різноманітність та справедливість.

Крім того, конфіденційність даних залишається критичною проблемою; системи штучного інтелекту часто залежать від величезних обсягів конфіденційної інформації, що викликає занепокоєння щодо порушень безпеки даних та їх неправильного використання. Гучні кібератаки та неадекватні протоколи безпеки можуть поставити під загрозу цілісність організації та підірвати довіру зацікавлених сторін. Крім того, етичні наслідки заміни людського

судження системами штучного інтелекту вимагають ретельного вивчення. Автоматизація процесів прийняття рішень у таких сферах, як кредитування чи охорона здоров'я, може зменшити людський нагляд, потенційно призводить до помилок, відсутності підзвітності та моральних дилем щодо ролі машин у критично важливому виборі. Вирішення цих ризиків вимагає від організацій впровадження етичних принципів, пріоритезації прозорості та забезпечення відповідності розгортання ШІ суспільним цінностям, захищаючи як продуктивність, так і соціальну відповідальність.

Щоб повністю використати потенціал ШІ для підвищення продуктивності та одночасно пом'якшити пов'язані з цим ризики, організації повинні запровадити стратегічні та відповідальні практики впровадження. По-перше, важливо розробити чіткі, вимірювані стратегічні цілі, що відповідають потребам організації; це гарантує, що ініціативи ШІ є цілеспрямованими та безпосередньо сприяють досягненню основних цілей. Встановлення цих цілей передбачає оцінку конкретних операційних проблем та визначення рішень ШІ, які пропонують відчутні покращення. По-друге, інвестування в комплексне навчання співробітників та програми управління змінами має вирішальне значення для формування культури, сприйнятливої до технологічних інновацій. Надання персоналу необхідних навичок не лише сприяє більш плавній інтеграції інструментів ШІ, але й зменшує побоювання, пов'язані з безпекою роботи, тим самим сприяючи прийняттю та залученню. Нарешті, впровадження надійних систем управління є життєво важливим для етичного використання ШІ. Це включає встановлення політик, які забезпечують справедливість, прозорість та підзвітність у системах ШІ, а також проведення регулярних аудитів для виявлення та виправлення упереджень або вразливостей. Враховуючи етичні міркування у стратегіях ШІ, організації можуть побудувати довіру із зацікавленими сторонами, забезпечити дотримання правових стандартів та створити стійкі шляхи зростання продуктивності.

Підсумовуючи, штучний інтелект пропонує чудові можливості для підвищення продуктивності в різних галузях промисловості завдяки

автоматизації, передовим методам прийняття рішень та операційним інноваціям. Його вплив на робочу силу вимагає проактивної адаптації, включаючи розвиток навичок та ретельне управління переходом з одного місця роботи на інше, щоб максимізувати вигоди та мінімізувати соціальні потрясіння. Крім того, операційні вдосконалення на основі ШІ підвищують гнучкість організації, дозволяючи швидко реагувати на ринкові вимоги та логістичні виклики. Однак розгортання ШІ не позбавлене ризиків; питання, пов'язані з упередженістю, безпекою даних та етичними проблемами, необхідно ретельно вирішувати, щоб запобігти негативним наслідкам та підтримувати суспільні цінності. Щоб забезпечити ефективну та відповідальну інтеграцію ШІ, організації повинні встановити чіткі стратегічні цілі, інвестувати в навчання робочої сили та розробити надійні системи управління, які надають пріоритет етичним стандартам. Зрештою, продумане впровадження ШІ може призвести до більш продуктивного, інноваційного та етично свідомого майбутнього, за умови, що його виклики будуть вирішуватися з передбаченням та відповідальністю.

Встановлено, що традиційні методи оцінки продуктивності (ручна звітність, статичні метрики) є неадекватними в умовах зростаючої складності сучасних мереж. Запропонована комплексна дослідницька модель на базі ШІ дозволяє перейти від реактивного до проактивного управління мережею, забезпечуючи безперервну адаптивну аналітику ключових показників — затримки, пропускної здатності та сили сигналу.

Ключовою перевагою розробленої архітектури є здатність інтелектуального ядра аналізувати великі масиви даних з різних джерел (базових станцій, пристроїв користувачів) у реальному часі. Це дозволяє прогнозувати перевантаження ще до їх виникнення, автоматично оптимізувати ресурси та оперативно виявляти аномалії, що свідчать про технічні несправності або загрози безпеці.

Наукова достовірність дослідження забезпечується суворим дотриманням методологічної етапності експерименту: від чіткого формулювання перевірених гіпотез та вибору контрольних груп до використання відповідного математичного апарату. Для аналізу отриманих результатів та підтвердження значущості впливу

ШІ на ефективність мережі застосовано методи статистичного тестування (t-тести, ANOVA) та розрахунок p-значень і розмірів ефектів.

Аналіз технічної ефективності підтвердив, що інтеграція ШІ забезпечує якісний стрибок у ключових KPI мережі: динамічний розподіл пропускної здатності підвищує середню швидкість передачі даних, предиктивне керування живленням покращує енергоефективність, а автоматизована діагностика знижує частоту зривів дзвінків. При цьому вибір між класичними ML-алгоритмами та складними моделями глибокого навчання (DL) повинен враховувати компроміс між обчислювальними витратами та необхідною точністю.

Виявлено, що основними бар'єрами на шляху впровадження ШІ є проблеми конфіденційності та безпеки даних, складність інтеграції зі застарілою інфраструктурою, а також потенційна алгоритмічна упередженість. Для мінімізації цих ризиків організації повинні впроваджувати надійні системи управління даними та дотримуватися етичних принципів прозорості та підзвітності.

Сформульовано стратегічні рекомендації, які включають встановлення вимірюваних цілей впровадження ШІ, інвестування в модернізацію апаратного забезпечення (GPU, Edge nodes) та реалізацію програм перепідготовки персоналу. Продумана інтеграція інтелектуальних моделей дозволить створити автономні мережі, здатні до самодіагностики та самооптимізації, що є критично важливим для конкурентоспроможності в цифрову епоху.

ВИСНОВКИ

На основі результатів проведеного магістерського дослідження сформулювано такі висновки:

У першому розділі було проведено всебічний аналіз архітектурних особливостей, принципів функціонування та ключових технологічних параметрів сучасних мереж мобільного зв’язку. Встановлено, що еволюція мобільних мереж пройшла шлях від аналогових систем 1G до складних цифрових екосистем 5G, що супроводжувалося переходом до повністю IP-орієнтованих та хмарних архітектур. Визначено, що мережі 5G базуються на впровадженні масивних антенних систем (Massive MIMO), технологій формування променя (Beamforming) та сегментації мережі (Network Slicing), що дозволяє адаптувати ресурси під конкретні сценарії використання . Порівняльний аналіз показав, що 5G забезпечує значне зростання швидкості (до 10–20 Гбіт/с) та зниження затримки (до 1 мс), проте потребує складних механізмів управління ресурсами та переходу до програмно-визначених мереж (SDN) . Методологія оцінювання продуктивності еволюціонувала до використання інтелектуального аналізу великих даних, що дозволяє перейти від реактивного до проактивного управління мережею.

У другому розділі досліджено теоретичні та прикладні основи застосування штучного інтелекту у телекомунікаціях. Проведено класифікацію методів ШІ на символьні, субсимвольні (нейронні мережі), еволюційні та гібридні моделі. Обґрунтовано, що інтеграція моделей машинного (ML) та глибинного навчання (DL) дозволяє ефективно аналізувати мережевий трафік, прогнозувати обсяги навантаження та виявляти аномалії, такі як DDoS-атаки, у режимі реального часу. Встановлено, що традиційні статистичні методи часто не справляються з нелінійною природою сучасного трафіку, тому впровадження гібридних моделей є необхідним для досягнення високої точності прогнозів. Визначено потенціал ШІ у реалізації концепції автономних мереж, здатних до самовідновлення та самостійної оптимізації, попри виклики, пов'язані з конфіденційністю даних та високими обчислювальними витратами.

У третьому розділі розроблено концептуальну модель дослідження продуктивності мобільної мережі з інтеграцією AI, яка забезпечує безперервну адаптивну аналітику параметрів затримки, пропускної здатності та сили сигналу. Проведено методологічне обґрунтування експериментального дослідження та аналіз результатів із застосуванням методів статистичного тестування (t-тести, ANOVA). Підтверджено, що інтеграція ШІ забезпечує якісний стрибок у ключових KPI мережі: динамічний розподіл ресурсів підвищує швидкість передачі даних, а предиктивне керування живленням покращує енергоефективність. Сформульовано стратегічні рекомендації, які включають інвестування в модернізацію апаратного забезпечення (GPU, Edge nodes) та впровадження надійних систем управління даними для мінімізації ризиків алгоритмічної упередженості. Продумана інтеграція інтелектуальних моделей визначена як критичний фактор для формування стійких комунікаційних інфраструктур майбутнього.