

НАЦІОНАЛЬНИЙ ТЕХНІЧНИЙ УНІВЕРСИТЕТ УКРАЇНИ  
«КИЇВСЬКИЙ ПОЛІТЕХНІЧНИЙ  
ІНСТИТУТ імені ІГОРЯ СІКОРСЬКОГО»  
Факультет електроніки

(повна назва інституту/факультету)

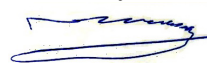
Кафедра акустичних та мультимедійних електронних систем

(повна назва кафедри)

«На правах рукопису»  
УДК 621.396.1

«До захисту допущено»

Завідувач кафедри



С.А. Найда  
(ініціали, прізвище)

“14” грудня 2021 р.

## Магістерська дисертація

зі спеціальності 171 «Електроніка»

на тему: «Застосування штучного інтелекту для підвищення ефективності телекомунікаційних систем»

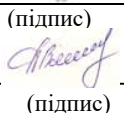
Виконав: студент II курсу, групи ДВ-01мп  
(шифр групи)

Силка Тимур Богданович

(прізвище, ім'я, по батькові)

(підпис)

Керівник професор, д.т.н., професор Власюк Г.Г.  
(посада, науковий ступінь, вчене звання, прізвище та ініціали)

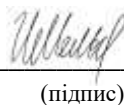


(підпис)

Консультант \_\_\_\_\_  
(науковий ступінь, вчене звання, прізвище, ініціали)


(підпис)

Рецензент професор, д.т.н., професор Мельник І.В.  
(посада, науковий ступінь, вчене звання, науковий ступінь, прізвище, ініціали)



(підпис)

Засвідчую, що у цьому дипломному проекті немає запозичень з праць інших авторів без відповідних посилань.

Студент   
(підпис)

Київ – 2021 року

**Національний технічний університет України  
«Київський політехнічний інститут  
імені Ігоря Сікорського»**

Інститут/факультет Факультет Електроніки  
(повна назва)

Кафедра акустичних та мультимедійних електронних систем  
(повна назва)

Рівень вищої освіти – другий (магістерський) за освітньо-професійною  
(освітньо-науковою) програмою

Спеціальність (спеціалізація) 171 Електроніка (Електронні системи  
мультимедіа та засоби Інтернету речей)  
(код і назва)

**ЗАТВЕРДЖУЮ**

Завідувач кафедри

 С.А. Найда  
(ініціали, прізвище)

« 1 » вересня 2021 р.

**ЗАВДАННЯ**

**на магістерську дисертацію студенту**

Силці Тимуру Богданович  
(прізвище, ім'я, по батькові)

1. Тема дисертації Застосування штучного інтелекту для підвищення ефективності телекомунікаційних систем  
науковий керівник дисертації Власюк Ганна Григорівна д.т.н., проф.,  
(прізвище, ім'я, по батькові, науковий ступінь, вчене звання)  
затверджені наказом по університету від « 3 » грудня 2021 р. №3666-с
2. Строк подання студентом дисертації 8 грудня 2021 р.
3. Об'єкт дослідження Методи та моделі Штучного Інтелекту для підвищення ефективності телекомунікаційних систем
4. Предмет дослідження (Вихідні дані – для магістерської дисертації за освітньо-професійною програмою) Штучний інтелект для бездротових систем 5G. Методи побудови та архітектура. ШІ для бездротової мережі зв'язку. Нейронні мережі.
5. Перелік завдань, які потрібно розробити Аналіз та модифікація алгоритму Штучного інтелекту для бездротових систем 5G. Аналіз застосування ШІ в інфо-комунікацій сфері. Сучасний огляд на майбутнє ШІ в області телекомунікацій.

Характеристика застосування ШІ провідними компаніями світу. Виявлені та охарактеризовані алгоритми вирішення складних завдань та оброблення інформації в системах штучного інтелекту.

6. Перелік графічного (ілюстративного) матеріалу Схеми, архітектури та структура ШІ, комплект презентацій за матеріалами проведеного дослідження.



7. Орієнтовний перелік публікацій \_\_\_\_\_

8. Консультанти розділів дисертації\*

Розділ	Прізвище, ініціали та посада консультанта	Підпис, дата	
		завдання видав	завдання прийняв

9. Дата видачі завдання 1.09.2021

Календарний план

№ з/п	Назва етапів виконання магістерської дисертації	Строк виконання етапів магістерської дисертації	Примітка
1	Написання 1 розділу	20.09.2021	Виконано 
2	Написання 2 розділу	17.10.2021	Виконано 
3	Написання 3 розділу	26.10.2021	Виконано 
4	Написання 4 розділу	20.11.2021	Виконано 
5	Написання 5 розділу	5.12.2021	Виконано 
6	Підготовка та оформлення презентації для доповіді	14.12.2012	Виконано 

Студент

  
\_\_\_\_\_


(підпис)

Тимур СИЛКА

\_\_\_\_\_

(ініціали, прізвище)

Науковий керівник дисертації

  
\_\_\_\_\_

(підпис)

Ганна ВЛАСЮК

\_\_\_\_\_

(ініціали, прізвище)

\* Консультантом не може бути зазначено наукового керівника

## РЕФЕРАТ

Силка Т.Б. Застосування штучного інтелекту для підвищення ефективності телекомунікаційних систем: магістерська дис.: 171 Електроніка / Силка Тимур Богданович. – Київ, 2021. – 138 с.

Темою магістерської дисертації є застосування штучного інтелекту для підвищення телекомунікаційних систем.

Магістерська дисертація: 138 с., 57 рис., 7 таблиць, 39 джерел.

Тема магістерської дисертації є актуально, адже удосконалення, поліпшення та підвищення ефективності телекомунікаційних систем важлива річ для кожного. Підвищити пропускну здатність, оптимізувати мережу це на користь, як користувачам, так і самим компаніям. Штучний інтелект може в цьому допомогти модернізуючи застарілі системи чи будуючи нові, але на новій оптимальній системі дозволить збільшити попит, число користувачів та прибуток в рази.

В дисертації запропоновані алгоритми та розрахунки під безпроводову мережу зв'язку з впровадженням ШІ для оптимізації мережі. Впровадження ШІ телекомунікаційними компаніями призводить до розробки продуктів з високим ступенем персоналізації, поліпшеним процесам виконання замовлень і поліпшеному управлінню мережею, що виводить поняття зв'язку на новий рівень.

**Актуальність роботи.** Технології, вбудовані в штучний інтелект, можуть бути корисним інструментом в телекомунікаційній галузі. Впровадження ШІ телекомунікаційними компаніями призводить до розробки продуктів з високим ступенем персоналізації, поліпшеним процесам виконання замовлень і поліпшеному управлінню мережею, дозволяє операторам зв'язку надавати своїм клієнтам більш привабливі послуги, а також збільшувати їх утримання.

**Метою роботи** є оптимізація мережі та збільшення пропускну здатності використовуючи всі можливості компонентів ШІ – це питання яке по мірі проходження розкривається в даній роботі.

Для досягнення мети роботи необхідно розв'язати такі **завдання**:

- провести аналіз та модифікацію алгоритму штучного інтелекту для бездротових систем 5G;
- проаналізувати застосування ШІ в інфо-комунікацій сфері. Сучасний огляд на майбутнє ШІ в області телекомунікацій. Характеристика застосування ШІ провідними компаніями світу;
- розглянути методи удосконалення алгоритмів вирішення складних завдань та оброблення інформації в системах штучного інтелекту;
- реалізувати систему для поліпшення оптимізації мережі для впровадження ШІ. Розробити архітектуру.

**Об'єкт дослідження:** методи та моделі штучного інтелекту для підвищення ефективності телекомунікаційних систем.

**Предмет дослідження:** штучний інтелект для бездротових систем 5G. Методи побудови та архітектура. ШІ для бездротової мережі зв'язку. Нейронні мережі.

**Наукова новизна.** Удосконалення існуючих систем безпроводових мереж зв'язку за допомогою ШІ; поступовий перехід до мереж 5G з використанням систем штучного інтелекту.

**Практичне значення.** Запропоновані сценарії, де ШІ застосовується в відомих моделях світового рівню. Розроблені архітектури впровадження систем штучного інтелекту для існуючих мереж з цілю їх модернізації та оптимізації. Розроблені та розраховані моделі для систем 5G в Україні з використанням систем ШІ, примінені методи для реалізації системи 5G з використанням технологій штучного інтелекту.

Ключові слова: штучний інтелект. машинне навчання. нейронні мережі. оптимізація мережі. бездротові мережі. архітектура. метод та алгоритм розрахунку.

## ABSTRACT

Sylka T.B. Application of artificial intelligence to increase the efficiency of telecommunication systems: master's thesis.: 171 Electronics / Sylka Tymur Bogdanovich. – Kyiv, 2021. – pp. 139.

The topic of the master's dissertation is the use of artificial intelligence to enhance telecommunications systems.

Master's thesis: pp. 139, 57 pic., 7 tables, 39 sources.

The topic of the master's dissertation is relevant, because the improvement, improvement and increase of efficiency of telecommunication systems is an important thing for everyone. Increase bandwidth, optimize the network is for the benefit of both users and companies. Artificial intelligence can help in this by upgrading outdated systems or building new ones, but the new optimal system will increase demand, the number of users and profits many times over.

In the dissertation algorithms and calculations for a wireless network in connection with introduction of AI for network optimization are offered. The introduction of AI by telecommunications companies leads to the development of products with a high degree of personalization, improved order fulfillment processes and improved network management, which brings the concept of communication to a new level.

Keywords: artificial intelligence. machine learning. neural networks. network optimization. wireless networks. architecture. calculation method and algorithm

## Зміст

Перелік умовних позначень .....	10
Вступ.....	12
1 Дослідження систем штучного інтелекту в інфо-комунікаційній сфері.....	14
1.1 Поточний стан ринку штучного інтелекту: статистика і факти.....	14
1.2 Штучний Інтелект – модернізація застарілих систем.....	16
1.3 Чому штучний інтелект в телекомунікаціях важливий в епоху координації? .....	20
1.4 Штучний інтелект і машинне навчання для автоматизованого моніторингу мережі 5G.....	24
1.5 Можливості штучного інтелекту та машинного навчання в телекомунікаційних мережах .....	26
1.6 Штучний інтелект в телекомунікаційних операціях: можливості та перешкоди.....	27
Висновки до розділу 1 .....	30
2 Аналіз можливостей штучного інтелекту як засобу керування технічними системами.....	32
2.1 Впровадження штучного інтелекту в сучасних телекомунікаційних системах .....	32
2.2 Огляд моделі та алгоритмів застосування штучного інтелекту.....	34
2.3 KDDI.....	36
2.4 Vodafone.....	38
2.5 Acumos .....	39
2.6 Мережі Arja .....	43
2.7 INFINITY B.Yond.....	44
2.8 Cardinality.....	45
2.9 Subtonomy .....	46
2.10 Tupl .....	48

2.11 SIMATIC .....	49
Висновки до розділу 2 .....	53
3 Методи реалізації штучного інтелекту .....	55
3.1 Перетворення телекомунікаційних компаній за допомогою штучного інтелекту .....	55
3.2 Методи штучного інтелекту в оптичних мережах .....	59
3.3 Штучний інтелект для автоматизації безпеки телекомунікаційних компаній .....	61
3.4 Оптимізація телекомунікаційної інфраструктури .....	62
Висновки до розділу 3 .....	73
4 Моделювання розрахунків та побудова моделей базуючись на даних отриманих за допомогою штучного інтелекту .....	75
4.1 Вплив штучного інтелекту на комунікаційні мережі та послуги .....	75
4.1.1 Методи візуалізації.....	75
4.2 Застосування штучного інтелекту для функціонування мобільних мереж ...	76
4.3 Робота мереж з штучним інтелектом.....	78
4.4 Зміна моделі мережевих з'єднань.....	82
4.4.1 Управління самовідновленням за допомогою машинного навчання для надщільних мереж із забезпеченням QoS.....	84
4.5 Розробка алгоритму з використанням моделі штучного інтелекту для бездротової мережі зв'язку.....	86
4.5.1 Події місця-часу.....	87
4.5.2 Відповідність часу та можливості .....	88
4.5.3 Покриття місцевості за часом .....	90
4.5.3 Залежність пропускної здатності мережі від часу .....	93
4.5.4 СРТ та штучний інтелект.....	95
4.6 Дослідження моделі системи штучного інтелекту для бездротових систем 5G .....	97

4.7 Цифрова трансформація та потенційний вплив штучного інтелекту на 5G та майбутні мережі .....	106
4.7.1 GANS 5G Генеративно-змагальні нейронні мережі .....	110
4.7.2 Аналітика даних на основі штучного інтелекту для когнітивної комунікації в гетерогенних бездротових мережах .....	113
4.8 Штучний інтелект для бездротових мереж майбутнього з підтримкою 6G	118
Висновки до розділу 4 .....	125
5 Стартап-проект .....	127
5.1 Технологічний аудит стартап-проекту .....	129
5.2 Характеристика потенційних клієнтів стартап-проекту.....	129
Висновки до розділу 5 .....	132
Висновки .....	133
Перелік джерел посилання .....	135

## ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ

БС – Базова Станція

EMX – Електромагнітна хвиля

МН – Машинне Навчання

ШІ – Штучний Інтелект

AI – Artificial Intelligence (штучний інтелект)

ANN – Artificial Neural Network (штучна нейронна мережа)

B2B – Business to consumer (бізнес для споживача)

BS – Base Station (базова станція)

CRM – Customer Relationship Management (управління відносинами з клієнтами)

CSP – Cloud Solution Provider (постачальник хмарних рішень)

DL – Deep Learning (глибоке навчання)

ETSI – European Telecommunications Standards Institute (європейський інститут телекомунікаційних стандартів)

4G – Fourth generation (четверте покоління мобільного зв'язку)

5G – Fifth generation (п'яте покоління мобільного зв'язку)

6G – sixth generation (шосте покоління мобільного зв'язку)

IEEE – Institute of Electrical and Electronics Engineers (інститут інженерів електротехніки та електроніки)

IoT – Internet of Things (інтернет речей)

ITU – International Telecommunication Union (Міжнародний союз електрозв'язку)

KPI – Key performance indicators (ключові показники ефективності)

LTE – Long-Term Evolution (тривалий розвиток)

ML – Machine Learning (машинне навчання)

NFV – Network Function Virtualization (віртуалізація мережевих функцій)

PoC – Proof of Concept (доказ концепції)

QoE – Quality of experience (Якість досвіду)

QoS – Quality of Service (Якість обслуговування)

RAN – Radio Access Network (мережа радіодоступу)

RF – Radio Frequency (радіочастотний)

RPA – Robotic Process Automation (роботизована автоматизація процесів)

SDN – Software-Defined Networking

SD-WAN – Software-defined wide area network (програмно-визначувана глобальна мережа)

SLA – Service Level Agreement (угода про рівень послуг)

SVM – Support Vector Machine (опорна векторна машина)

UE – User Equipment (абонентське обладнання)

VDSL – Very high speed Digital Subscriber Lin (дуже високошвидкісний цифровий абонентський номер)

VPN – Virtual Private Network (Віртуальна приватна мережа)

## Вступ

Штучний інтелект, скорочено ШІ, – це термін, який сьогодні викликає багато галасу. По суті, ШІ – це галузь інформатики, яка створює систему, здатну виконувати завдання, схожі на людські, такі як розпізнавання мови і тексту, навчання, вирішення проблем. Використовуючи рішення на основі ШІ, комп'ютери можуть виконувати певні завдання, аналізуючи величезні обсяги даних і розпізнаючи в цих даних повторювані закономірності.

ШІ знайшов широке застосування у підвищенні ефективності телекомунікаційної інфраструктури. Деякі з перших у світі практичних експертних систем були використані для покращення роботи та обслуговування телекомунікаційних мереж та послуг. Зі зростанням складності мереж з'являться широкі можливості для застосування ШІ до цього майбутнього у структурі. Кілька членів панелі представляють свій внесок у цьому напрямку.

Майбутні телекомунікаційні послуги є дуже складними, і якщо вони будуть розкриті широкій аудиторії, вони потребуватимуть набагато простішого інтерфейсу користувача. ШІ обіцяє подолати ці труднощі та зіграти важливу роль у широкому поширенні нових послуг. Як ми створюємо нові середовища, придатні для цього завдання? Які ключові питання дослідження при створенні таких середовищ обслуговування?

Інші сподіваються, що методи штучного інтелекту подолають труднощі, які існують у різних мовах, майбутнє обіцянка перекладу мови як частини комунікаційної мережі має глибокі наслідки для всіх нас.

Хоча це довгострокова мета, наслідки дуже великі далеко шукає. Вчасно перевірити прогрес у цьому напрямку та зібрати питання, які потребують вирішення. У міру прогресу у напрямку високошвидкісних міжнародних комунікаційних мереж з'являються великі можливості для додавання послуги високого рівня.

Майбутні інформаційні послуги обіцяють розширити широкий спектр джерел інформації для дуже великої аудиторії. Проте ми тільки зараз починаємо

розбиратися в питаннях, як представити ці послуги новим клієнтам. Багато хто обіцяє, що методи штучного інтелекту відіграють значну роль у новому інформаційному суспільстві. Новий у цій сфері дуже важливі методи обробки природної мови та здобуття знань. Багато в чому ШІ може бути однією з ключових технологій для створення цих нових послуг. Ця панель висвітлить питання дослідження, важливі для цієї нової фази, яку ми вступаємо.

Глобальний попит на бездротові комунікаційні мережі продовжує зростати, головним чином через постійно зростаючу кількість користувачів бездротових мереж та нові нові бездротові послуги. Очікується, що в майбутньому будуть розвиватися бездротові мережі п'ятого покоління (5G) та новіші 5G (B5G), які пропонуватимуть більш високі швидкості передачі даних, поліпшення покриття, кращу економічність, використання ресурсів, безпеку, адаптованість та масштабованість. Технології штучного інтелекту (ШІ) мають потенціал для ефективного вирішення неструктурованих та, здавалося б, невирішуваних проблем, пов'язаних з великими обсягами даних, які необхідно вирішувати при проектуванні та оптимізації бездротових мереж 5G та B5G. Впровадження нових технологій на основі ШІ з гетерогенними нейронними мережами. Що нас чекає в після 5G та як рухатись далі? Все це буде описано як проблему постанови та ціль реалізації нижче.

# 1 ДОСЛІДЖЕННЯ СИСТЕМ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ В ІНФО-КОМУНІКАЦІЙНІЙ СФЕРІ

## 1.1 Поточний стан ринку штучного інтелекту: статистика і факти

Сьогоднішній світ швидко розвивається. Оскільки інновації охоплюють весь діловий світ, йти в ногу з усіма з'являються технологіями – непросте завдання. Завдяки недавнім розробкам в області зберігання великих даних і хмарних обчислень штучний інтелект, зазвичай скорочено ШІ, робить великі успіхи в підвищенні своєї точності і ефективності. Впровадження таких технологій, як штучний інтелект і машинне навчання (ML) в різних галузях, стрімко набирає обертів, забезпечуючи розвиток нашого бізнесу і повсякденного життя. Штучний інтелект, скорочено ШІ, – це область комп'ютерних наук, яка дозволяє машинам імітувати поведінку людини. Штучний інтелект дозволяє машинам виконувати завдання і процеси, такі як планування, прийняття рішень, міркування, рішення проблем і т. д. Це до сих пір вважалося що належить виключно людським функцій. Технології штучного інтелекту можуть принести велику користь підприємствам, розкриваючи нові ідеї і створюючи кращі рішення. Все більше компаній починають трансформувати свої основні процеси та бізнес-моделі, використовуючи можливості штучного інтелекту.

Глобальний інститут McKinsey

McKinsey Global Institute вважає, що впровадження рішень штучного інтелекту є ключем до успіху компаній в сучасному світі. У своєму дискусійному документі «Штучний інтелект – наступний цифровий кордон» (червень 2017 г.) стверджується, що компанії, «поєднують сильні цифрові можливості, стійке впровадження ШІ і про-активною стратегію ШІ, бачать величезні фінансові результати. Цифрові компанії зробили одні з найбільш значних і перших інвестицій в ШІ, надавши тестові приклади потенційної окупності інвестицій в ШІ».

За даними McKinsey Global Institute, загальні річні зовнішні інвестиції в технології ШІ склали від 8 до 12 мільярдів доларів в 2016 році, в той час як машинне навчання привернуло приблизно 60% цих інвестицій, що можна пояснити тим фактом, що машинне навчання є ключовим фактором для багатьох ШІ-додатків.

#### Tractica

У звіті компанії Tractica, що займається маркетинговими дослідженнями, прогнозується, що в 10 провідних галузей, що займаються впровадженням ШІ та витратами на нього в період з 2018 по 2025 рік, будуть телекомунікації, товари народного споживання, реклама, бізнес-послуги, охорону здоров'я, роздрібна торгівля, автомобілебудування, юридичний сектор, державний сектор і страхування. За словами директора з досліджень Tractica Адити Каул, компанія розглядає проблеми впровадження ШІ як «частину кривої зрілості ШІ», оскільки все більше і більше компаній впроваджують технологію ШІ в свою діяльність.

#### Forrester

Forrester – одна з найвпливовіших дослідних і консультативних компаній в світі, не залишила без уваги бум штучного інтелекту. Професор Мішель Гетц в своїй статті про управління продуктивністю даних сказав: «Управління продуктивністю даних є обов'язковою умовою, а не бажанням мати».

Світ змінюється з експоненційною швидкістю зі зростаючим обсягом даних, що збираються по всьому світу. Сьогодні дані стають все більш актуальними і значущими для всіх галузей, що робить ШІ і машинне навчання найбільш затребуваними технологіями. Дані, ШІ і машинне навчання зливаються в синергетичні відносини, оскільки тільки ШІ з системами на основі машинного навчання може перетворювати величезні обсяги даних в знання, рішення і дії.

#### IDC

Міжнародна дослідницька компанія International Data Corporation (IDC) заявила в своєму звіті, що ШІ позитивно вплине на ринок управління взаємовідносинами з клієнтами (CRM), підвищивши продуктивність і доходи бізнесу.

IDC прогнозує, що технології на базі штучного інтелекту для процесів CRM підвищать виручку глобального бізнесу до кінця 2021 року на 1,1 трильйона доларів. Очікується, що протягом цього періоду на клієнтів відділу продажів буде припадати 239 мільярдів доларів від загальної сукупної виручки, і більше 155 000 чоловік будуть керувати робочими місцями. Майже половина прихильників штучного інтелекту визнають, що 50% їх CRM-операцій виконується з використанням загальнодоступного хмари. Це, в свою чергу, ставить перед постачальниками ШІ завдання, яка повинна надавати ШІ своїм клієнтам, вставляють його в свої додатки. У звіті також визначені основні області діяльності CRM, які можуть отримати вигоду з ШІ, а саме корпоративний маркетинг, маркетинг продуктів або послуг, маркетингові операції / польовий маркетинг, підтримка клієнтів, цифрова комерція і аналітика клієнтів.

#### Accenture

Accenture – глобальна компанія з управлінського консалтингу та надання професійних послуг, заявляє: «Виникає новий фактор виробництва - штучний інтелект (ШІ), який може допомогти підняти рентабельність». Згідно Accenture, ШІ може підвищити середню прибутковість на 38% і привести до економічного зростання на 14 доларів США до 2035 року. Згідно з прогнозами, в обробній промисловості рішення на основі Штучного Інтелекту, призначені для роботи з несправними машинами і неактивним обладнанням, збільшать частку прибутку на 39% [1].

## **1.2 Штучний Інтелект – модернізація застарілих систем**

Штучний інтелект в телекомунікаційній галузі – модернізація застарілих систем Існують різні рівні складності модернізації системи в залежності від поточного стану успадкованого додатки. Для деяких застарілих систем може знадобитися виправлення, для інших – зміна платформи або перехід на нову екосистему, засновану на стандартах.

В даний час телекомунікаційна галузь відчуває не тільки економічний тиск, а й високий тиск з боку постійно зростаючих вимог ринку. З мільйонами абонентів і зростаючим числом телекомунікаційних продуктів сьогоднішні постачальники послуг зв'язку (CSP) повинні управляти своїм бізнесом більш ефективно, ніж будь-коли раніше, постійно оптимізуючи послуги, мережі та продукти. Багато CSP продовжують використовувати системи і додатки, які часто дуже складні і неефективні для їх бізнес-потреб.

Що таке застарілі системи?

Застарілі системи – це застарілі системи і додатки, які більше не можуть підтримувати бізнес-цілі, оскільки в них використовуються застарілі методи, які не можуть виконувати завдання в швидкозростаючих компаніях. Немодифіковані застарілі системи являють собою ключову проблему на шляху до цифрового інфраструктурі. Через застарілої архітектури такі системи в більшості випадків дуже складні і дороги в обслуговуванні, підтримці та інтеграції з новою цифровою середовищем.

Застарілі системи дуже монолітні. З одного боку, вони дуже складні в управлінні і їх важко оновлювати, з іншого боку, вони дороги в масштабуванні.

Крім того, застарілі системи заважають задовольняти внутрішні і зовнішні потреби клієнтів. Звичайно, такі системи все ще можуть працювати відносно добре, але завжди будуть деякі обмеження. Будь то низька безпека або низька продуктивність, на CSP буде надано значний вплив, навіть якщо користувач цього не помітить.

Щоб успадковані системи отримали необхідну гнучкість і маневреність відповідно до вимог сучасного бізнесу, їх можна модернізувати. Ще один стимул для модернізації застарілих систем – високі витрати на обслуговування. Чим старше ІТ-система, тим складніше і дорожче її підтримувати.

Згодом технології, використовувані для створення застарілих систем, застарівають, і професіонали перестають з ними працювати. В результаті компаніям, що працюють із застарілими системами і додатками, стає все важче і важче наймати експертів, які можуть обслуговувати і підтримувати такі системи.

Постачальники телекомунікаційних послуг, що використовують застарілі системи, неминуче зіткнуться з підвищеними операційними ризиками через невідтримуваного обладнання та програмного забезпечення, що призведе до значних втрат для операторів зв'язку. У порівнянні з модернізацією застарілих систем, повне видалення застарілої системи і заміна її новою, безумовно, менш рентабельні і вимагають більше часу.



Рисунок 1.1. – Процес модернізації

Існують різні рівні складності модернізації системи в залежності від поточного стану успадкованого додатку. Для деяких застарілих систем може знадобитися виправлення, для інших – зміна платформи або міграція в нову екосистему, засновану на стандартах.

Процес модернізації застарілих систем включає три етапи:

1. необхідно оцінити поточний стан коду і застарілих вимог і розробити план розвитку для оновлення застарілої системи;
2. називається реінжинірингом, який фокусується на добуванні бізнес-вимог з успадкованого програмного забезпечення і перетворенні їх на природній мові для подальшого аналізу і перспективного проектування;
3. міграція і модернізація. На цьому етапі команда розробників модернізує

інфраструктуру платформи, її внутрішню архітектуру і додає бажані функції.

Процес оцінки застарілих систем може бути дуже складним. Якщо додаток застаріло, а люди, які його розробили, більше не доступні або відсутні знання прикладного мови програмування, то на допомогу приходять штучний інтелект (ШІ) з його можливостями машинного навчання. Такі програми, як SonarQube, які в значній мірі покладаються на можливості Штучного Інтелекту і машинного навчання, допомагають розробникам аналізувати коди, навіть якщо останні використовують застарілі фреймворки і виявляють помилки, даремні частини коду, а також уразливості безпеки.



Рисунок 1.2. – Переваги модернізації програмного забезпечення

Застарілі додатки вимагають постійної підтримки, що призводить до високих операційних витрат. Модернізація застарілих додатків змушує їх працювати з більшою ефективністю і без постійно виникають помилок, які необхідно виправляти вручну. Результат – значна економія коштів.

Використання нових технологічних стеків в процесах модернізації застарілих систем дозволяє розробникам з більшою швидкістю розширювати можливості оновлених додатків. Такі технології, як AI, ML, мобільні додатки,

Інтернет речей і керований код, можуть поліпшити існуючі застарілі додатки, роблячи їх швидше і ефективніше

Модернізація – це не тільки підвищення продуктивності, але і додавання нових функцій. Оскільки світ технологій розвивається швидкими темпами, користувачі стають все більш і більш досвідченими. Нові інноваційні елементи, впроваджені в існуючі програми, можуть краще позиціонувати компанії для задоволення бажань і вимог користувачів. Більшість старих систем мають серйозні недоліки з точки зору безпеки, оскільки в минулому випадки витоку даних і цифрового шахрайства були рідкістю. Навпаки, новітні технології розглядають безпеку і захист даних як першочергові цілі [2].

### **1.3 Чому штучний інтелект в телекомунікаціях важливий в епоху координації?**

Епоха координації збігається з часом стагнації зростання доходів телекомунікаційних компаній. Телекомунікаційним компаніям необхідно знайти нові канали зростання доходів і перейти до більш децентралізованої бізнес-моделі B2B2X. 5G стане ключовою технологією, яка допоможе операторам зв'язку відновити зростання доходів, але також буде грати ключову роль для інших технологій. Штучний інтелект повинен бути в центрі стратегії телекомунікацій в епоху координації.

Штучний інтелект (ШІ) – це здатність комп'ютера або робота, керованого комп'ютером, виконувати завдання, які зазвичай виконуються людьми, оскільки їм потрібен людський інтелект або прийняття рішень. ШІ можна застосовувати на всіх етапах роботи телекомунікаційної компанії. Це дозволить операторам зв'язку краще використовувати величезну кількість даних, які їм доступні. У міру впровадження інших технологій (автономний 5G, Open RAN, IoT і перехід до периферійних обчислень і більшої автоматизації) роль ШІ буде тільки рости, дозволяючи операторам зв'язку управляти і оптимізувати операції, а також легше

планувати розгортання в майбутньому. Це повинно забезпечити більшу автоматизацію, яка є невід'ємною частиною епохи координації. Є багато варіантів використання II в телекомунікаціях, і в цій статті ми розглянемо деякі з них, які, на нашу думку, будуть ключовими для телекомунікаційних компаній в епоху координації.

Приклади використання штучного інтелекту для телекомунікаційних мереж STL Partners розглядаються варіанти використання III в мережі. Варіанти використання:

- виявлення, прогнозування та усунення несправностей: прискорення процесу виявлення і усунення мережевих несправностей, включаючи профілактичне обслуговування. Наявність функціонуючої мережі життєво важливо при переході на модель B2B2X;
- Оптимізація мережі: маршрутизація трафіку і балансування робочих навантажень в телекомунікаційній інфраструктурі для надання економічно ефективних послуг максимально можливої якості. Хоча це може бути ручний процес, автоматизація дозволяє мережевим інженерам приділяти час інших важливих областях;
- Планування і оновлення мережі: це буде особливо важливо з розгортанням 5G. Забезпечення оптимального і ефективного розгортання мереж - ключовий аспект епохи координації.

У кожній з цих трьох загальних категорій є кілька варіантів використання.

При виявленні, прогнозуванні та усунення несправностей важливим варіантом використання є аналіз першопричин. Існує величезний банк даних про історичні збої мережі і моделях машинного навчання (ML), і AI може навчитися передбачати майбутні збої в мережі. Навіть для нових джерел мережевих збоїв III може працювати, щоб гарантувати, що процеси пророкують збої, що перевершують можливості існуючих моделей або мережевих інженерів. III також може допомогти у вирішенні реальних проблем. Використовуючи цей величезний

банк даних, моделі штучного інтелекту можуть розраховувати різні рішення по швидкості, вартості або впливу на якість обслуговування клієнтів. Знову ж таки, це заощадить час і ресурси мережевих інженерів.

Сценарії використання в рамках оптимізації мережі, ймовірно, будуть націлені або на вартість, або на якість обслуговування. Що стосується вартості, AI може використовуватися для максимального використання існуючих мережевих ресурсів або, можливо, для визначення пріоритетів і планування оновлень прошивки на періоди, які будуть найменш руйнівними для клієнтів. Для забезпечення якості обслуговування ШІ може оптимізувати розподіл трафіку між стільниковими вузлами, можливо, через перебої в обслуговуванні, а потім повернутися до конфігурації за замовчуванням після того, як подія або пік закінчилися.

В рамках мережевого планування існує безліч потенційних варіантів використання ШІ. Наприклад, AI може відображати сільське населення з реальним мережевим покриттям для виявлення недостатньо обслуговуваних територій, Telefónica вже розгорнула його таким чином як зображено на рис. 3. Це може використовуватися для мереж 4G в менш розвинених країнах, але також може використовуватися для 5G. Заводи або інші комерційні об'єкти за межами міських районів можуть бути нанесені на карту, щоб гарантувати, що покриття 5G включає ці області, які можуть використовувати переваги IoT і інших додатків. Для телекомунікаційних компаній важливо включити такі програми, як це, по мірі того, як ми вступаємо в Еру координації.



Рисунок 1.3. – Відображення населення з реальним мережевим покриттям для виявлення недостатньо обслуговуваних територій

### ШІ в обслуговуванні клієнтів

Віртуальний помічник для підтримки клієнтів – одне з найпопулярніших застосувань ШІ в різних галузях, а не тільки в телекомунікаціях. Ніколи ще не було такого великого попиту на телекомунікаційні послуги не тільки через пандемію Covid-19, але і в силу того факту, що все більше і більше населення світу отримує доступ до технологій і засобів зв'язку. Це буде тільки збільшуватися, оскільки 5G призводить до підключення все більшого і більшого числа пристроїв, тому вік координації визначається збільшенням обсягів даних. Це збільшення обсягів даних неминуче призведе до збільшення попиту на обслуговування клієнтів в сфері телекомунікацій. Як підкреслювалося раніше ШІ зможе мінімізувати збої в мережі, але він може допомогти і іншими способами. Обладнавши лінії підтримки клієнтів, будь то онлайн-чати або по телефону, за допомогою ШІ, ви не тільки підвищите задоволеність клієнтів, скоротивши час очікування, але і скоротить витрати для операторів зв'язку. ШІ може або підтримувати чат-бота і, отже, автоматично вирішувати запити, або він може підтримувати співробітників служби підтримки, надаючи таку інформацію, як наступне найкраще дію для вирішення запиту клієнта або напрям клієнтів до найбільш підходящому агенту. Зростає попит на віртуальних помічників, дійсно,

74% організацій розглядайте діалогові інтелектуальні віртуальні помічники як важливий фактор успішної взаємодії з клієнтами.

#### Роботизована автоматизація процесів

Сценарій використання автоматизації, який може виконуватися разом з варіантами використання ШІ, – це роботизована автоматизація процесів (RPA). Це включає автоматизацію бізнес-процесів на основі правил, налаштування програмного забезпечення для захоплення і інтерпретації додатків для обробки транзакції, маніпулювання даними, ініціювання відповідей і взаємодії з іншими цифровими системами. По суті, це означає отримання програмного забезпечення, що імітує дії людини, що взаємодіє з цифровими системами для виконання бізнес-процесів. Це повинно дозволити операторам зв'язку знизити витрати і підвищити ефективність.

#### Навіщо операторам зв'язку ШІ?

Ці та багато інших варіанти використання, які були згадані в цій статті, будуть важливі для телекомунікаційних компаній в епоху координації. Необхідні інновації, щоб стимулювати зростання доходів і гарантувати, що корпоративні клієнти не перейдуть до компаній та іншим великим гравцям в сфері високих технологій. Підприємствам потрібні автоматизовані програмовані мережі, які мають високу гнучкість і адаптуються до широкого спектру вимог клієнтів. Якщо телекомунікаційні компанії не збережуть динаміку впровадження ШІ і автоматизації в своїх мережах і сервісах, тоді інші, включаючи технічних гравців, знайдуть способи обійти це, як вони це зробили в 4G, шляхом запуску сервісів незалежно від мереж [3].

### **1.4 Штучний інтелект і машинне навчання для автоматизованого моніторингу мережі 5G**

Всі мережі, будь то транспортні, телекомунікаційні, ІТ-центри і навіть цілі міста, потребують належного моніторингу та управління. Складні процеси (і

люди, які їх розуміють) необхідні для глибокої деталізації мережі, яка виявляє причини проблем і способи їх запобігання. Подібні процеси необхідні для вирішення будь-яких проблем, які прослизують через мережу, для аналізу їх наслідків і для реалізації обмеження збитку і постійних рішень.

#### Штучний інтелект і машинне навчання (AI / ML) в управлінні мережею

Ці процеси можливі завдяки байтовому аналізу високоякісних даних. Для операторів телекомунікаційних мереж сьогодні такі дані генеруються у величезних обсягах. З урахуванням кількості пристроїв, підключених і обмінюються даними в Інтернеті речей, а також високошвидкісних і широкосмугових можливостей 5G традиційного збору і аналізу даних вже недостатньо. Ось де штучний інтелект і машинне навчання відіграють життєво важливу роль. Ці технології поки не замінять старомодні людські ноу-хау. Наприклад, коли в телекомунікаційній мережі виникає абсолютно особлива проблема, рішення часто може бути пов'язане з власним досвідом, навичками і контекстними знаннями фахівців. Але у цього є обмеження, і деякі повторювані аспекти управління мережею краще залишити штучного інтелекту; це знижує ризик людської помилки і дає експертам можливість зосередитися на прийнятті тактичних, стратегічних і ділових рішень.

#### Моніторинг мережі 5G на основі штучного інтелекту

ШІ покращує традиційно певні базові показники, дозволяючи автоматичні обчислення з використанням безлічі різних моделей прогнозування, щоб встановити ймовірність того, що даний параметр буде досягнутий або перевищений. Цей процес стає ще більш надійним, коли машинне навчання використовується в управлінні мережею для виявлення аномалій. Після виявлення ШІ може знайти першопричину аномалії і швидко і ефективно знайти відповідь. Мережа може групувати схожі події разом, навіть якщо одна основна причина відповідає за безліч різних симптомів. З точки зору бізнесу це означає автоматичний моніторинг проблем, орієнтованих на клієнта, таких як KPI і SLA, з використанням даних безпосередньо з системи.

Тут варто згадати, що добре організовані, високоякісні історичні мережеві дані дозволять телекомунікаційній компанії впровадити AI / ML в управління мережею 5G за дуже короткий час – навіть всього за три місяці. Таким чином, навіть якщо ви плануєте реорганізацію мережі для 5G і IoT в якийсь момент в майбутньому, варто організувати свої дані прямо зараз.

Маючи дані, такі продукти, як Comarch Artificial Intelligence (AI) Control Desk, спрощують і оптимізують процес управління мережею для операторів зв'язку. Такі продукти будуть необхідні раніше, ніж пізніше, оскільки ми швидко наближаємося до точки, коли мережі (і дані, які вони отримують і генерують) стануть настільки складними, що моніторинг і обслуговування будуть можливі тільки з використанням автоматизованих систем [4].

### **1.5 Можливості штучного інтелекту та машинного навчання в телекомунікаційних мережах**

Ми знаходимося в центрі однієї з галасом навколо штучного інтелекту, поєднання безпрецедентною обчислювальної потужності та доступності даних з новими варіаціями добре відпрацьованих алгоритмів машинного навчання кардинально змінює стратегії оптимізації для великих компаній. ІКТ-галузі. Зокрема, телекомунікаційної галузі завжди доводилося мати справу зі складними системами, стохастичними контекстами, комбінаторними проблемами і важко передбачуваними користувачами. Оптимізація за допомогою машинного навчання та її використання телекомунікаційними компаніями [5].

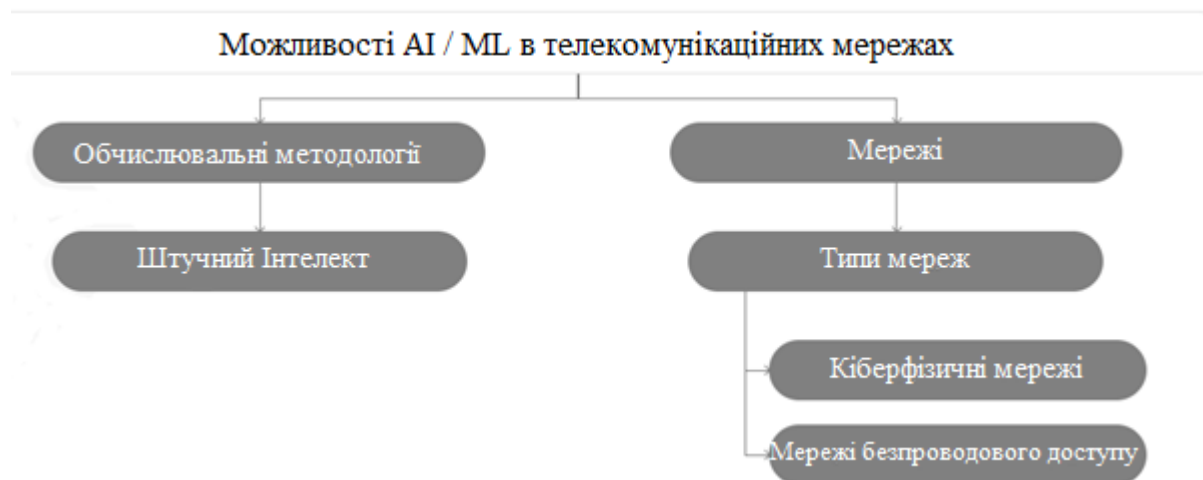


Рисунок 1.4. – Схема можливості застосування AI та ML в телекомунікаційних мережах

### 1.6 Штучний інтелект в телекомунікаційних операціях: можливості та перешкоди

Складність комунікаційних мереж, здається, невблаганно зростає з розгортанням нових послуг, таких як програмно-які визначаються глобальні мережі (SD-WAN), і нових технологічних парадигм, таких як віртуалізація мережевих функцій (NFV). Щоб відповідати постійно зростаючим очікуванням клієнтів, постачальників послуг зв'язку (CSP) необхідно підвищити інтелектуальність своїх мережевих операцій, планування та оптимізації.

Heavy Reading вважає, що штучний інтелект (AI) і машинне навчання (ML) будуть ключовими для автоматизації мережевих операцій і підвищення якості обслуговування клієнтів. Хоча аналітика «великих даних» вже широко поширена в телекомунікаційній галузі, вона зазвичай проводиться в пакетному режимі, постфактум і використовується для ручного поновлення правил і політик. Щоб перейти до автоматизації зі зворотним зв'язком в реальному часі, операторам зв'язку потрібні системи, здатні до автономного навчання.

Дослідники мереж зв'язку використовують методи AI / ML для оптимізації мережевої архітектури, контролю та управління, а також для забезпечення більш

автономних операцій. Тим часом, фахівці-практики беруть участь в таких ініціативах, як група зі штучного інтелекту і прикладному машинного навчання в рамках проекту Telecom Infra Project (TIP). В області мережевих технологій починають з'являтися методи AI / ML для вирішення проблем віртуалізації і хмарних обчислень. Платформи мережевий автоматизації, такі як Open Networking Automation Platform (ONAP), повинні будуть включати методи штучного інтелекту для забезпечення ефективних, своєчасних і надійних операцій.

Однак ми не повинні дозволити собі захопитися захоплюючою дух галасом навколо AI / ML. Багато так звані системи AI / ML сьогодні в основному складаються з інструментів «великих даних», статистичного аналізу та здорової дози маркетингу. Як припускає наша дочірня компанія з аналізу ринку Tractica в своєму звіті «Штучний інтелект для телекомунікаційних додатків»: «Сформувалася незріла екосистема для сценаріїв використання ШІ в телекомунікаціях, що складається з успадкованих постачальників телекомунікаційних мереж і систем підтримки бізнесу (BSS) / систем підтримки операцій (OSS). ; фахівці з автоматизованого обслуговування клієнтів широкого профілю; постачальники CRM; спільноти та організації з відкритим вихідним кодом; визнані постачальники засобів кібербезпеки; і невелике, але вражаюча кількість стартапів ".

Штучний інтелект в телекомунікаційних операціях: можливості та перешкоди огляд AI / ML, описує ключові варіанти використання в телекомунікації, кількісно оцінює рівень впровадження CSP на сьогоднішній день і обговорює проблеми застосування AI / ML в мережевий області. У звіті також наводяться реальні приклади 10 CSP, що використовують AI / ML, і резюмуються ключові ініціативи AI, реалізовані в академічних колах (мережа з визначенням знань), організаціях по стандартизації (ETSI і IEEE), галузевих консорціумах (TIP) і проектах з відкритим вихідним кодом (Acumos).

Нижче представлені відомості про 16 постачальників з пропозиціями на основі ШІ, орієнтованими на телекомунікаційну галузь. Сценарії використання

зазвичай пов'язані з обслуговуванням клієнтів, маркетингом і мережами. Інші варіанти використання включають ІТ-операції, шахрайство і безпеку. Як показано в наведеній нижче витримці (рис. 5), з 16 постачальників, представлених в цьому звіті, дев'ять з них застосовують ШІ для роботи в мережі, дев'ять – для обслуговування клієнтів, чотири – для маркетингу / CRM і чотири – для боротьби з шахрайством / безпекою [6].

**Excerpt: Vendor Profile Summary**

Company	Customer care	Marketing & CRM	Networking & IT Ops	Fraud & security
Afiniti	✓			
AIBrain	✓			
Anodot	✓		✓	✓
Arago			✓	
Aria Networks			✓	
Avaamo	✓			
B.Yond			✓	
Cardinality		✓	✓	
Guavus	✓	✓	✓	✓
Intent HQ		✓		
IPsoft	✓			
Nuance	✓			
SkyMind			✓	✓
Subtomy	✓		✓	
Tupl	✓		✓	
Wise Athena		✓		✓

Source: Heavy Reading

Рисунок 1.5. – Відомість застосування ШІ провідними телекомунікаційними компаніями

## Висновки до розділу 1

Як глибока технологія, ШІ може запропонувати ряд переваг компаніям з різних галузей, оптимізуючи операційні процеси, покращуючи якість обслуговування клієнтів і скорочуючи трудовитрати.

Розширюючи людські можливості, технологія штучного інтелекту не тільки робить діяльність компаній більш ефективною і рентабельною, але і дає їм уявлення про людську поведінку, вподобання і цілях людей. Компанії, які вже почали використовувати переваги штучного інтелекту, підвищують рівень своєї продуктивності і домагаються стійкості і зростання.

Штучний Інтелект (ШІ) відіграє ключову роль у скороченні навантаження на програмування та проектування при створенні рішень для автоматизації. Завдяки штучному інтелекту логіку управління можна змінити швидше, а гнучкість і точність виробничого процесу можна покращити, особливо в промисловості. Наприклад, алгоритми машинного навчання можуть допомогти системам візуального контролю якості та роботизованим системам на виробничих підприємствах гнучкіше реагувати на несподівані ситуації та класифікувати ненормальні ситуації через їх здатність автоматично реагувати під час роботи. В результаті, ефективність роботи значно підвищується, оскільки експертиза в кольорах, якості продукції/процесу тощо може бути передана системі автоматизації.

Оскільки штучний інтелект (ШІ) знаходить своє застосування в безлічі галузей, сегмент телекомунікацій продовжує залишатися провідним. Багато операторів зв'язку почали експериментувати, впроваджуючи рішення на базі штучного інтелекту як у внутрішні процеси, так і у внутрішні процеси компаній.

Сьогодні телекомунікаційна галузь стикається з низкою проблем, пов'язаних зі зростаючими вимогами ринку і економічним тиском.

З мільйонами абонентів і зростаючим числом телекомунікаційних продуктів сьогоденні постачальники послуг зв'язку (CSP) повинні вкладати багато зусиль і

ресурсів в оптимізацію послуг оперативної підтримки. У міру того, як телекомунікаційний сектор розширює свої мережі швидкими темпами, конфігурація послуг, обслуговування клієнтів і обробка рахунків стають все більш складними. Зіткнувшись зі зростаючим попитом клієнтів на більш якісні послуги, оператори зв'язку постійно шукають корисні інновації та додатки, щоб надати своїм клієнтам найкращий сервіс і обслуговування.

Побудувати мережу, яка обслуговує мільярди з'єднань і автоматизує незліченні передачі обслуговування, щоб змусити їх працювати бездоганно, – непросте завдання. Більш того, складність телекомунікацій охоплює кілька рівнів. Необхідно дотримуватися світових стандартів і при цьому згідно з вимогами місцевого законодавства.

Мережеві операції можуть працювати без втручання людини. Прогнозні операції виявлять будь-які потенційні проблеми та заздалегідь вживуть заходів. Навіть коли справа доходить до обладнання, розгорнутого в польових умовах, профілактичні відвідування повинні проводитися за допомогою робототехніки і дронів, щоб позбавити людей від необхідності виконувати складні і небезпечні завдання, такі як сходження на радіовежі.

## **2 АНАЛІЗ МОЖЛИВОСТЕЙ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ ЯК ЗАСОБУ КЕРУВАННЯ ТЕХНІЧНИМИ СИСТЕМАМИ**

### **2.1 Впровадження штучного інтелекту в сучасних телекомунікаційних системах**

Останнім часом штучний інтелект стає все більш багатообіцяючим підходом до вирішення актуальних технологічних і навіть економічних проблем в телекомунікаціях. Однак це не чарівне рішення, тому ми аналізуємо потреби в його використанні, вказуємо потенційні області в архітектурі зв'язку, де очікується його використання, і аналізуємо основні елементи однієї запропонованої схеми для її практичної реалізації в мережах.

Мережеві концепції і телекомунікаційне обладнання часто оголошуються інтелектуальними або інтелектуальними. Коли ми намагаємося визначити, що означає інтелект, ми часто бачимо, що не існує характерних для штучного інтелекту (ШІ) технік. На питання про те, що таке інтелект, ми можемо знайти в словниках відповіді, такі як можливості навчання та розуміння (чогось) з попереднього досвіду або рішень, заснованих на розумінні причин. Ці визначення, звичайно, засновані на людській і біологічній точках зору. Це як і раніше бажання ШІ, тому в літературі ми знаходимо такі визначення, як ШІ – це моделювання людського інтелекту або комп'ютер / програма, які імітують поведінку людини при вирішенні конкретної проблеми. У цій статті ми обмежилися філософськими, психологічними і біологічними аспектами ШІ. Ми описуємо тільки ті методи ШІ, які підходять для вирішення технологічних проблем в сучасному ТК, і вказуємо області, в яких використання ШІ дає відмінні переваги в порівнянні з іншими, наприклад класичними підходами. Тим часом в літературі перераховано безліч додатків, в яких ШІ може внести значний вклад в функціональність і корисність додатків, але на практиці можна знайти лише кілька продуктів, які дійсно його використовують. Однак слід визнати, що ШІ часто використовується в процесах пошуку кращих рішень. Поліпшення

функціонуючих систем зі зміною парадигм проектування – погана інженерна практика навіть при використанні П. Впровадження нової методології має сенс, якщо існують всі критичні потреби. Підвищення ефективності — це ще не привід для самотності, інші розумні причини, такі як зниження витрат на експлуатацію та / або диференціація продуктів, повинні бути розглянуті. Часто останнім ігнорується при комерційному просуванні продукту, оскільки в більшості випадків так звані інтелектуальні або інтелектуальні продукти вже мають деякі автомобільні складні операції, необхідні для поводження з цими пристроями [7].

Штучний інтелект (ШІ) застосовується в телекомунікаційній галузі більш десяти років. Метою даної статті є вивчення застосування ШІ в секторі телекомунікаційної промисловості. Перша основна додаток ШІ в телекомунікаціях – це управління мережею. Експертні системи і машинне навчання – це два методи штучного інтелекту, які широко використовуються в телекомунікаціях, в той час як машинне навчання і розподілений штучний інтелект – це два методи штучного інтелекту, які є найбільш перспективними в майбутньому. Дослідження також показало, що різні методи штучного інтелекту знаходять своє унікальне застосування в телекомунікаційній галузі [8].



Рисунок 2.1. – Ієрархія мережевих сервісів

## 2.2 Огляд моделі та алгоритмів застосування штучного інтелекту

ANN – це модель, заснована на сукупності з'єднаних одиниць або вузлів, званих "штучними нейронами", які вільно моделюють нейрони в біологічному мозку. Кожне з'єднання, як і синапси в біологічному мозку, може передавати інформацію, "сигнал", від одного штучного нейрона до іншого. Штучний нейрон, який отримує сигнал, може його обробити, а потім сигналізувати про додаткові штучні нейрони, підключені до нього. У поширених реалізаціях ANN сигнал при з'єднанні між штучними нейронами є дійсним числом, і вихід кожного штучного нейрона обчислюється деякою нелінійною функцією від суми його входів. Зв'язки між штучними нейронами називаються "краями". Штучні нейрони та краї зазвичай мають вагу, яка регулюється під час навчання. Вага збільшує або зменшує силу сигналу при з'єднанні. Штучні нейрони можуть мати такий поріг, що сигнал надсилається лише в тому випадку, якщо сукупний сигнал перетинає цей поріг. Як правило, штучні нейрони агрегуються в шари. Різні шари можуть виконувати різні види трансформацій на своїх входах. Сигнали проходять від першого шару (вхідного шару) до останнього шару (вихідного шару), можливо, після кількох обходів шарів. Початковою метою підходу ANN було вирішення проблем так само, як і людський мозок. Однак з часом увага перейшла до виконання конкретних завдань, що призвело до відхилень від біології. Штучні нейронні мережі використовувалися для вирішення різноманітних завдань, включаючи комп'ютерний зір, розпізнавання мови, машинний переклад, фільтрацію соціальних мереж, гра в настільні та відеоігри та медичну діагностику. Глибоке навчання складається з декількох прихованих шарів у штучній нейронній мережі. Цей підхід намагається моделювати, як людський мозок перетворює світло і звук на зір та слух. Деякі успішні застосування глибокого навчання – це комп'ютерний зір та розпізнавання мови.

Алгоритм навчання SVM є неімовірнісним, двійковим, лінійним класифікатором, хоча існують такі методи, як масштабування Платта для використання SVM у ймовірнісній класифікації. На додаток до виконання лінійної класифікації, SVM можуть ефективно виконувати нелінійну класифікацію, використовуючи те, що називається трюком ядра, неявно відображаючи свої вхідні дані у високовимірні простори ознак. Ілюстрація лінійної регресії на наборі даних. Регресійний аналіз Основна стаття: Регресійний аналіз Регресійний аналіз охоплює велику різноманітність статистичних методів для оцінки зв'язку між вхідними змінними та їх пов'язаними ознаками. Його найпоширенішою формою є лінійна регресія, де окрема лінія проводиться так, щоб найкраще відповідати даним даним відповідно до такого математичного критерію, як звичайні найменші квадрати.

Байєсова мережа, мережа переконань або орієнтована ациклічна графічна модель - це ймовірнісна графічна модель, яка представляє набір випадкових величин та їх умовну незалежність із спрямованим ациклічним графіком (DAG). Наприклад, байєсівська мережа може представляти ймовірні зв'язки між хворобами та симптомами. Враховуючи симптоми, мережу можна використовувати для обчислення ймовірності наявності різних захворювань. Існують ефективні алгоритми, які здійснюють висновки та навчання. Байєсові мережі, які моделюють послідовності змінних, наприклад мовні сигнали або білкові послідовності, називаються динамічними байєсівськими мережами. Узагальнення байєсівських мереж, які можуть представляти та вирішувати проблеми прийняття рішень в умовах невизначеності, називаються діаграмами впливу

Генетичний алгоритм (ГА) – це алгоритм пошуку та евристична техніка, що імітує процес природного відбору, використовуючи такі методи, як мутація та кросовер, для створення нових генотипів у надії знайти хороші рішення даної проблеми. Зазвичай, під час навчання моделі машинного навчання, необхідно зібрати велику, репрезентативну вибірку даних із навчального набору. Дані з навчального набору можуть бути різноманітними, як корпус тексту, колекція

зображень та дані, зібрані від окремих користувачів послуги. Надмірне оснащення – це те, на що слід звернути увагу при навчанні моделі машинного навчання.

Федеративне навчання – це адаптована форма розподіленого штучного інтелекту для моделей машинного навчання, що децентралізує навчальний процес, дозволяючи зберегти конфіденційність користувачів, не потребуючи надсилання своїх даних на централізований сервер.

Це також підвищує ефективність шляхом децентралізації навчального процесу на багатьох пристроях. Наприклад, Gboard використовує об'єднане машинне навчання для навчання моделей прогнозування пошукових запитів на мобільних телефонах користувачів без надсилання окремих пошукових запитів назад до Google [9].

### **2.3 KDDI**

У 2016 році науково-дослідні лабораторії японського оператора KDDI оголосили про систему моніторингу на базі штучного інтелекту, яка використовувалася для прогнозування аномалій, викликаних апаратним та програмним забезпеченням NFV. Монітор на основі штучного інтелекту дізнається, які є нормальні та ненормальні умови, а програмно-визначена мережа (SDN)/NFV-оркестратор забезпечує відповідний план відновлення, щоб затримані служби швидко зберігалися. KDDI описав PoC як перший у світі і важливий крок до епохи віртуалізації мережі, що підтримує 5G.

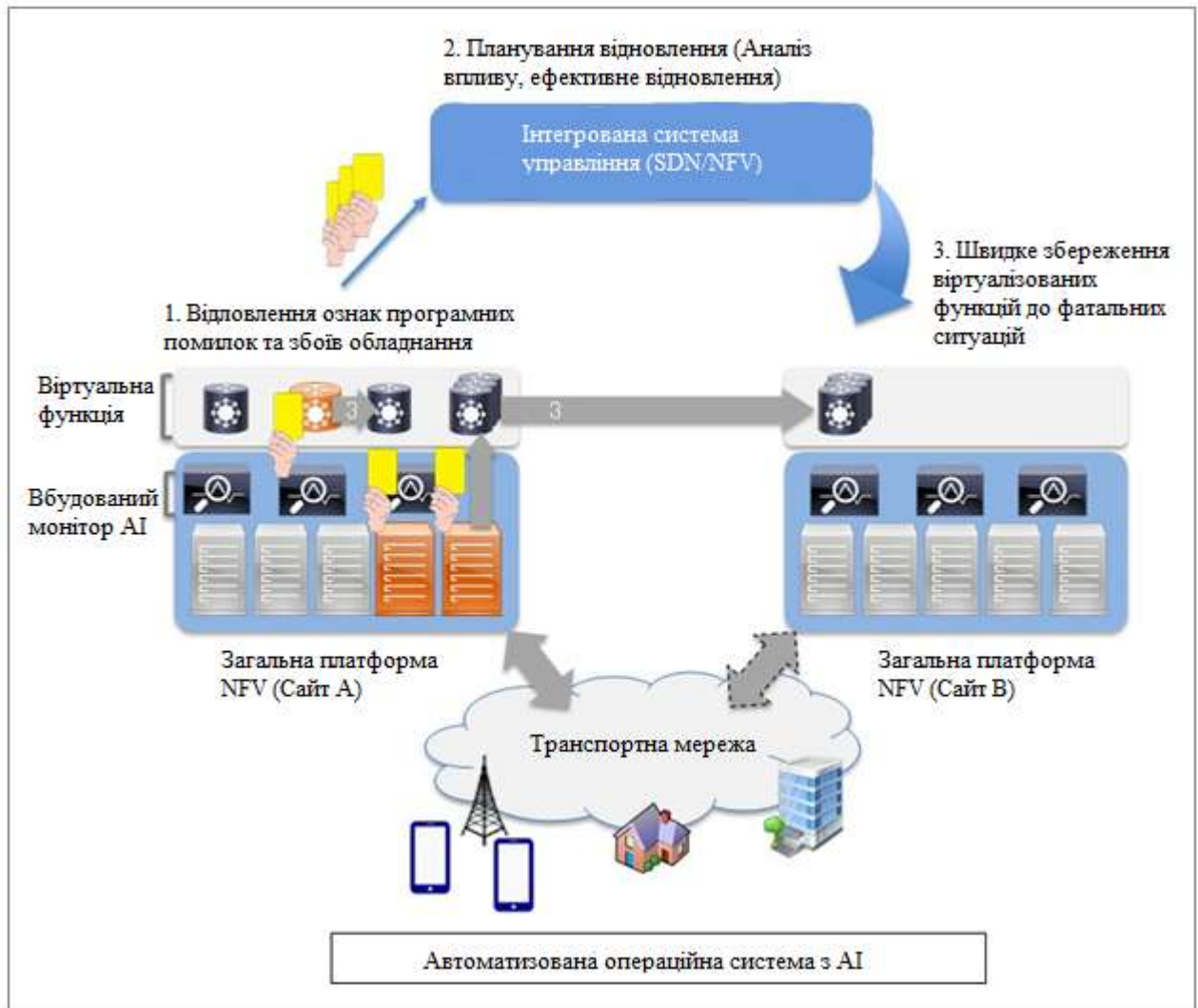


Рисунок 2.2. – Автоматизована мережева на базі штучного інтелекту PoC для 5G

KDDI R та D Laboratories Inc. у співпраці з Wind River KK, Hewlett-Packard Japan, Ltd., Brocade Communications Systems KK розробили автоматизовану систему управління мережею з використанням штучного інтелекту (AI) для епохи мережевої віртуалізації і успішно її поставили. Вперше в світі доказ концепції (PoC) для автоматизованої роботи мережі, засноване на прогнозуванні відмов за допомогою ШІ.

У PoC система моніторингу на основі ШІ зробила можливим попередній виявлення фатальних ситуацій, викликаних, наприклад, помилками програмного забезпечення з точністю понад 90%, а потім обслуговування було збережено з використанням методу міграції, який був приблизно у 5 разів швидше звичайної техніки.

Для прогнозування серйозних потенційних збоїв в загальну платформу NFV вбудована система моніторингу на основі штучного інтелекту. Монітор на основі ШІ ефективно вивчає і визначає умови, а потім оркестратор SDN / NFV надає відповідний план відновлення, щоб потенційно порушені послуги швидко зберігалися до фатальної ситуації. Успіх цього PoC – перша в світі досягнення як важливий крок до епохи віртуалізації мережі, що підтримує 5G.

Розподілені монітори ШІ, вбудовані в загальну платформу NFV, вивчають і прогнозують аномалії, викликані апаратним і програмним забезпеченням. Потім AI-монітор виявляє тенденцію до аномалії, якщо вважається, що вона викликає фатальні ситуації. Розподілений підхід до моніторингу ШІ використовується через необхідність точного аналізу і вивчення величезного обсягу статистичних даних.

Тенденції аномалій, виявлені монітором AI, збираються в інтегровану систему управління, а потім оркестратор SDN / NFV надає відповідний план відновлення. Наприклад, програмні помилки (наприклад, витік пам'яті) можуть привести до раптової зупинки функції, і, таким чином, буде призначена альтернативна функція. Апаратні збої (наприклад, аномалія температури, викликана погіршенням роботи охолоджувальних вентиляторів) можуть вплинути на кілька серверів, і, таким чином, потенційно порушені функції переносяться в інший центр обробки даних.

Зокрема, в разі відмови обладнання або обладнання, що впливає на значну кількість функцій, застосовуються методи швидкої міграції, наприклад, для швидкого переміщення віртуальних машин в інші центри обробки даних [10].

## **2.4 Vodafone**

Vodafone представила першого чат-бота в реальному часі на британському телекомунікаційному ринку TOBi у 2017 році. Vodafone стверджує, що бот з підтримкою штучного інтелекту на основі технології IBM Watson надає

відповідну підтримку для вирішення понад 70 відсотків запитів клієнтів. Vodafone також випробовує систему біометрії голосу та голосового помічника, які будуть сумісні з програмним забезпеченням Alexa Alexa та динаміком Echo.

Що стосується мережі, то у 2017 році Vodafone оголосила про випробування протидії відмиванню коштів у централізованій самоорганізованій мережі (C-SON), щоб визначити оптимальні налаштування для надання послуг VoLTE по всьому світу та передбачити місця, де трафік 3G досягне піку протягом наступної години. Прогнози дозволяють мережі автоматично самостійно налаштовуватись, щоб збалансувати навантаження на трафік між сусідніми осередками та покращити взаємодію з клієнтами. Початкові результати підтвердили в середньому на 6 відсотків поліпшення швидкості завантаження з мобільних пристроїв та зменшення перешкод на сайтах стільникового зв'язку (причина перерваних дзвінків, проблеми з підключенням та більший розряд акумулятора пристрою) [11].

## 2.5 Acumos

Існує багато проектів з відкритим кодом, пов'язаних з ШІ, включаючи Caffe, Keras, Scikit-learn, TensorFlow, Theano та Torch. Найбільш тісно пов'язаний з телекомунікаційним сектором, на наш погляд, проект Acumos – перший проект, організований групою з глибокого навчання Linux Foundation, члени -засновники якої (в алфавітному порядку): Amdocs, AT&T, B .Yond, Baidu, Huawei, Intel, Nokia, Orange, Red Hat, Tech Mahindra, Tencent, Univa та ZTE.

Acumos – це, по суті, лабораторний проект AT&T, який був розроблений Фондом Linux з метою застосування концепції краудсорсингу до розробки програмного забезпечення. Бета -версія Acumos має код від AT&T та Tech Mahindra і доступна для завантаження зараз.

Біла книга Acumos пояснює, як розробка та розгортання програм штучного інтелекту наразі займає багато часу та вимагає дорогих, спеціалізованих талантів.

Asimos надасть загальну основу, яка зменшить потребу в "ракетних науковцях" з МЛ та прискорить розвиток, тим самим знизивши бар'єри для ШІ для CSP та компаній інших галузей.

З Asimos вчені із загальних даних (які також не є спеціалістами з МЛ) зможуть створювати моделі штучного інтелекту, побудовані з таких інструментів, як Google TensorFlow, Scikit-learn, R-Cloud або H2O (або безпосередньо запрограмовані на Java, Python або R). Потім Asimos упакує модель у контейнерний мікросервісів, щоб її можна було легко інтегрувати у додатки звичайними розробниками програмного забезпечення без необхідності отримання ступеня магістра в галузі науки про дані та спеціалізації у галузі розробки штучного інтелекту.

Що робить Asimos ще більш цікавим, так це те, що він запозичує концепцію магазину додатків, надаючи ринок, де вчені та комерційні вчені можуть спробувати продати спеціалізовані моделі БЛ, призначені для вирішення конкретних випадків промислового використання. Потім постачальники послуг (та інші компанії) можуть експериментувати з цими моделями краудсорсингу на власних наборах даних і, якщо вони виявляться корисними, платять за використання їх у виробництві.

Asimos прийняла проникливе рішення залишити зберігання та обробку даних за межами своєї компетенції, щоб не піддаватись будь-яким питанням ризику конфіденційності даних. Провайдерам послуг потрібно буде використовувати свої існуючі платформи великих даних (Kafka, Hadoop, Spark, map reduction, NoSQL тощо) і подавати вибрані моделі цими даними у власне середовище.

Конкретні сфери розслідувань, обговорені в офіційній книзі, включають:

- мережа реагування на аномалії трафіку в режимі реального часу (наприклад, розкручування серверів для задоволення стрибків попиту);
- інфраструктура – більш точне планування потужностей;
- безпека – вивчення нових підписів атаки на льоту;

- обслуговування клієнтів – (більш) розумні чат -боти.

Наразі є лише чотири від AT&T (класифікація зображень, розпізнавання облич, фільтрація конфіденційності обличчя та класифікація настрою зображення) та два від Tech Mahindra (перехресний продаж та сегментація клієнтів). Поточний потік програм/моделей частково пояснюється тим, що деталей монетизації (ліцензування) ще не було реалізовано і тому, що поки що немає автоматизованого механізму сканування моделей на наявність шкідливого програмного забезпечення.



Рисунок 2.3. – Чотири етапи розвитку ШІ за підтримки Acumos

KKR підтримує міжнародну експансію Arago. Arago пропонує загальну платформу AI, HIRO, яку можна використовувати для автоматизації IT та бізнес-процесів.

HIRO може бути реалізований у загальних бізнес-функціях, таких як фінанси та HR. Компанія також пропонує рішення для IT-операцій, яке, за її словами, може автоматизувати 87 % стека IT, зменшивши експлуатаційні витрати на 50 %. Рішення для IT-операцій складається з таких модулів:

- операції обчислювальної інфраструктури: автономно запускає процеси

управління IT-інфраструктурою в обчислювальній інфраструктурі центру обробки даних, мережах, середньому програмному забезпеченні, платформі та рівні додатків. Випадками використання можуть бути: управління інцидентами, проактивний сортування, аналіз першопричин, управління змінами та конфігурацією, управління потужністю, управління продуктивністю;

- Операції служби обслуговування: автономно запускає процеси управління запитами на обслуговування у всьому IT-ландшафті підприємства. Рішення активно реалізує автентифікацію; перевірка; та виконання запитів на обслуговування користувачів, таких як: скидання пароля; управління обліковими записами користувачів; надання поштової скриньки; адміністрування доступу до додатків; надання програмного забезпечення;
- Операції з безпеки та дотримання вимог: управління інцидентами та подіями; управління оповіщеннями безпеки; автоматичне усунення проблем безпеки майже в режимі реального часу; застосування політики безпеки та аудит безпеки; аналітика першопричин;
- Підтримка додатків: автоматизує процеси обслуговування та адміністрування протягом усього життєвого циклу програми: перевірка справності програми; діагностика продуктивності програми; усунення інциденту; адміністрування бази даних; аудит відповідності безпеці; надання програмного забезпечення; забезпечення сертифікації SSL.

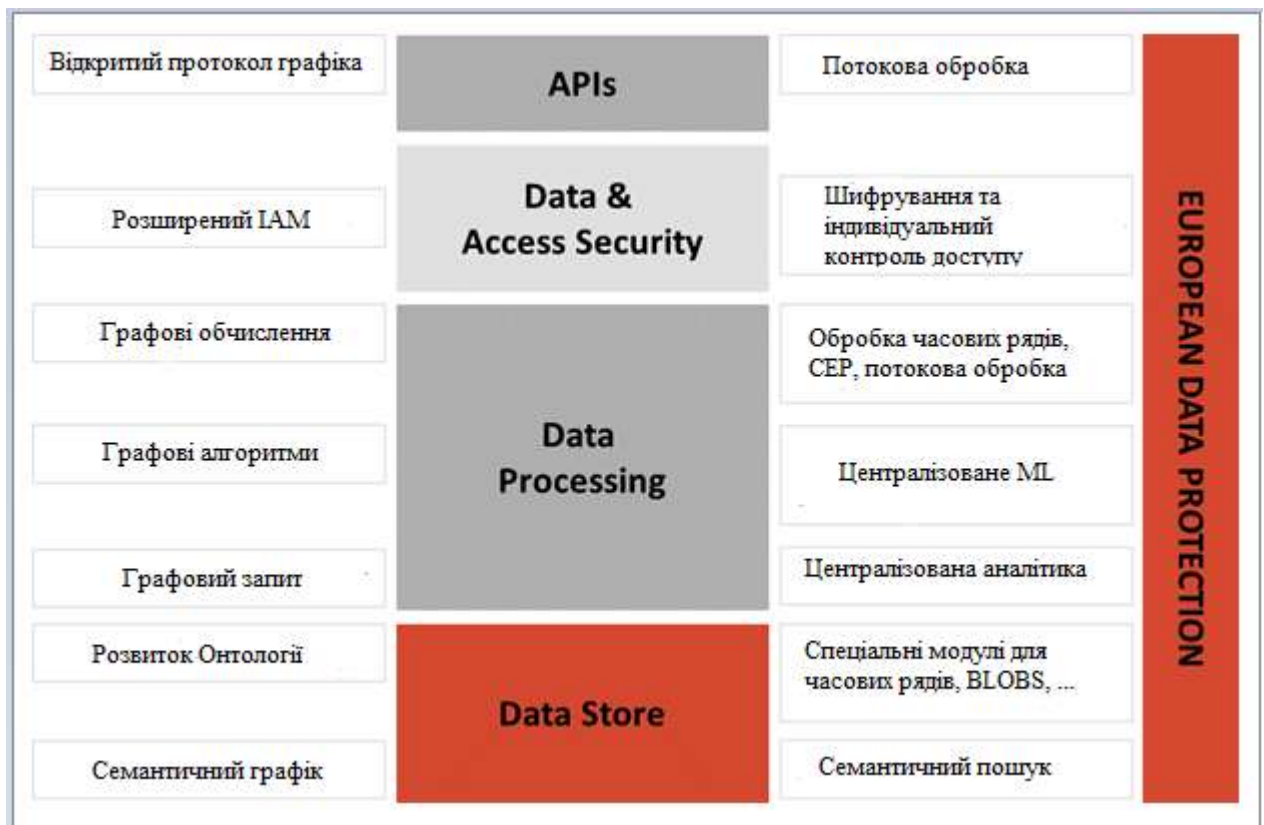


Рисунок 2.4. – Платформа HIRO компанії Arago

## 2.6 Мережі Aria

Aria Networks пропонує ряд рішень на базі штучного інтелекту, що стосуються:

1. візуалізація мережі;
2. моделювання та прогнозування руху; аналіз маршрутизації; оцінка впливу відмов;
3. аналіз вразливості та оптимізація мережі;
4. аналіз маржі та контракту.

Рішення Aria Networks можна застосовувати до розгортання SDN/NFV, оптимізації SD-WAN, планування мережі та автоматизації центрів обробки даних.

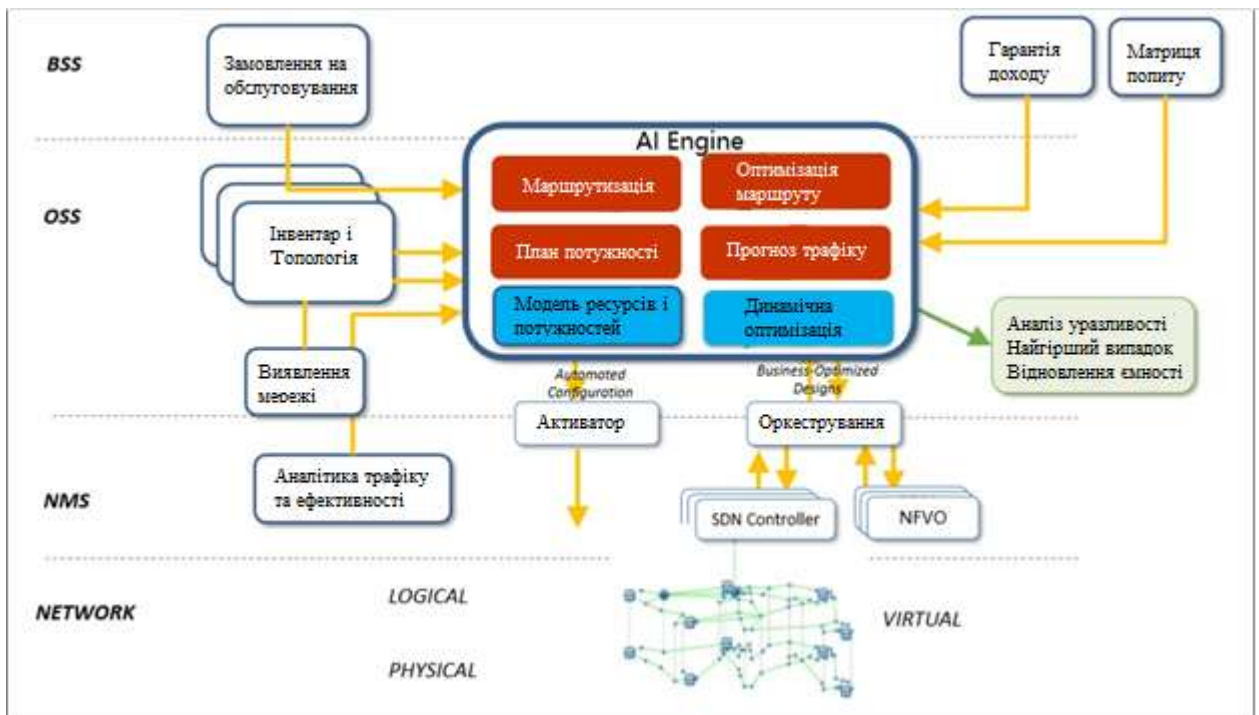


Рисунок 2.5. – Механізм штучного інтелекту Aria Networks в OSS наступного покоління

## 2.7 INFINITY B.Yond

Платформа INFINITY B.Yond використовує штучний інтелект, поєднуючи аналітику прогнозування в режимі реального часу з автоматизацією та дозволяє створювати мережі для самостійного забезпечення, самооптимізації та самовідновлення. B.Yond наразі має два продукти на базі платформи INFINITY:

- цілісність – узгодження активів та запасів. Забезпечує точний і надійний перегляд мережевих даних для трансформації вашої мережі або впровадження операційної ефективності;
- SANITY – розумне управління сигналізацією. Пропонує функціональні можливості штучного інтелекту для боротьби з експоненційним збільшенням складності мережі[12].

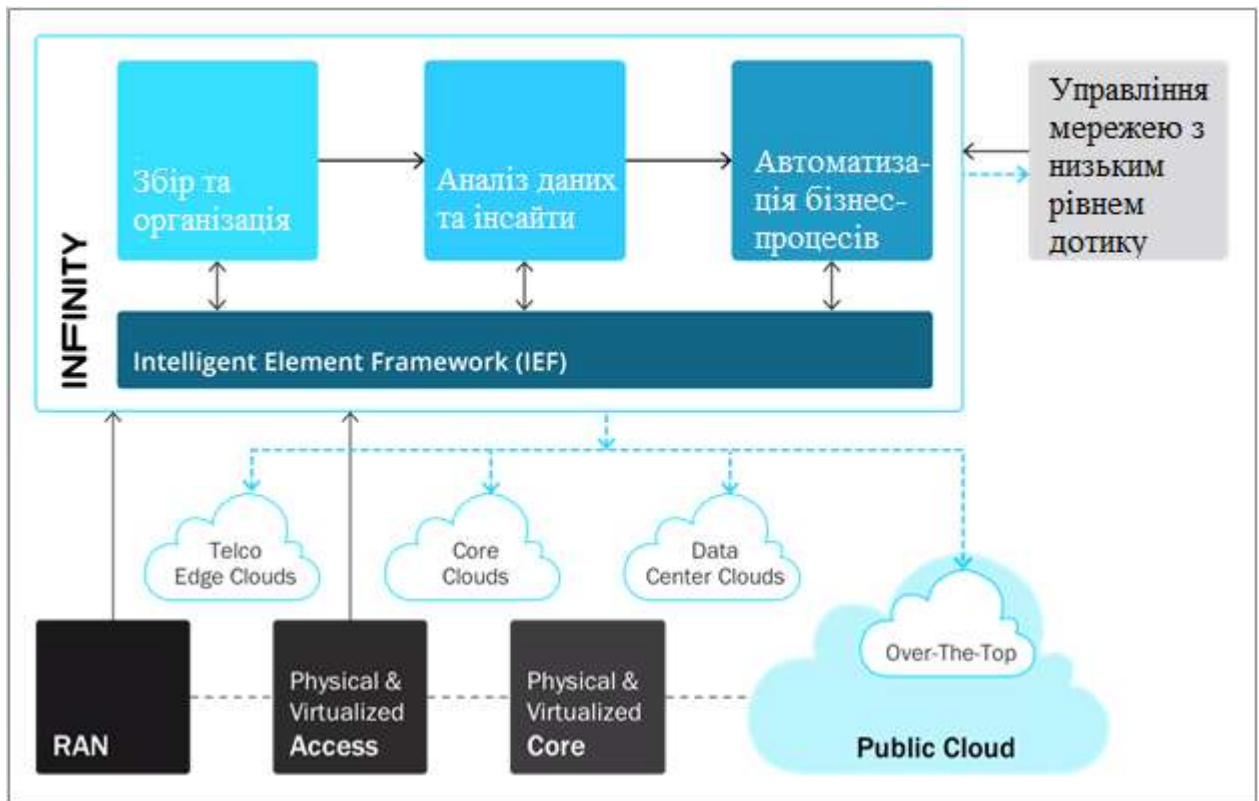


Рисунок 2.6. – Архітектура платформи V.Yond INFINITY на високому рівні

## 2.8 Cardinality

Cardinality пропонує інструменти аналітики, які можна застосувати до:

- управління радіоелементами;
- SEM;
- оперативна розвідка;
- аналітика пристроїв;
- розуміння маркетингу.

Perception – це повний стек Cardinality, який об'єднує ETL Engine та Analytics Engine в єдиній скоординованій платформі. Він пропонує цілеспрямоване, загальне рішення у всій галузі телекомунікацій. Доведено, що сприйняття масштабується – від розгортання великих підприємств до початкових ПК, які можуть охоплювати всі аспекти масштабу.

Платформа зосереджена на вилученні максимального значення з даних наших клієнтів. Він виконує будь-які завдання, починаючи з процесу первинного введення з будь-якого джерела даних, очищаючи та готуючи різноманітні дані, після збагачення після введення та створення КРІ, до подання даних для оперативного використання та аналізу.

Сприйняття не штрафує вас фінансово за зростання даних, оскільки ліцензування не базується на обсязі даних. Він також пропонує кращу рентабельність інвестицій, ніж автономні розгортання Hadoop [12].

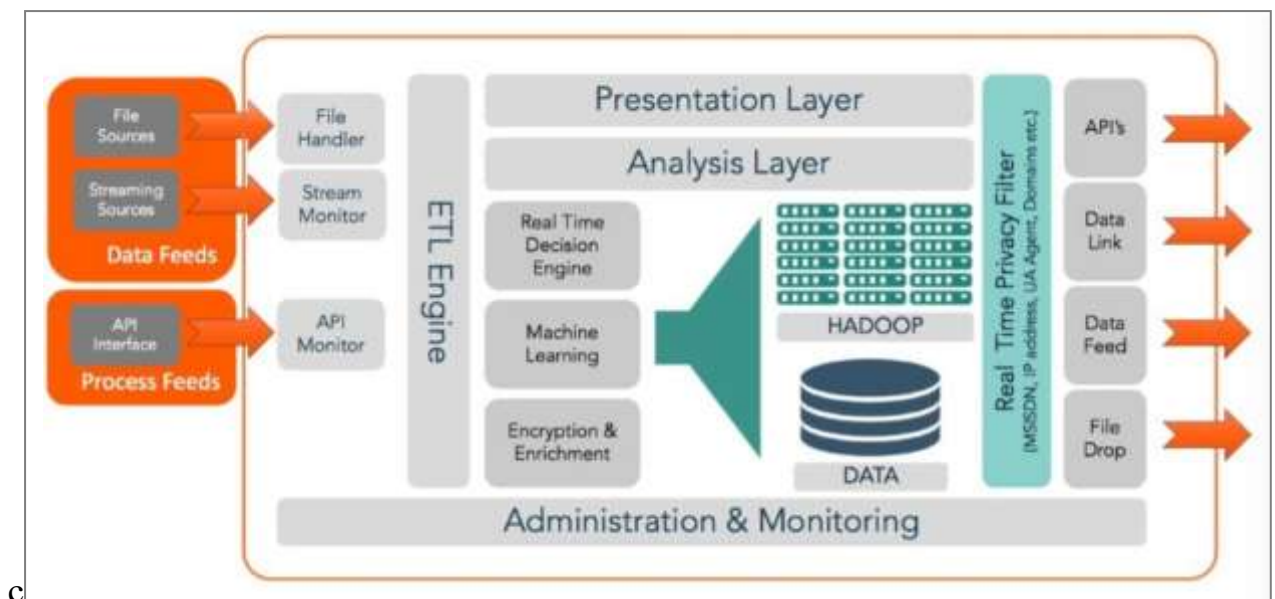


Рисунок 2.7. – Система аналітики сприйняття Cardinality

## 2.9 Subtonomy

Платформа Subtonomy збирає дані в режимі реального часу з різних джерел у мобільній мережі та використовує ШІ для виявлення відхилень у продуктивності. Платформа збирає близько 1500 точок даних щодня для кожного абонента. Джерела даних можуть включати пасивні зонди, дані клітинного сайту, CRM-системи, користувальницькі пристрої і навіть виставлення рахунків.

Платформа використовує ШІ, щоб з часом дізнатися, як поводить мобільна мережа та її абоненти. Це використовується для автоматичного

встановлення порогів тривоги, знання, коли викликати певні події, та прогнозування поведінки підписників.

Серед продуктів:

5. SubSearch: дозволяє групам обслуговування клієнтів MNO шукати одного абонента в режимі реального часу, бачити роботу сервісу та потенційні проблеми та отримувати рекомендації щодо вирішення проблем.

6. CorpDash: інструмент відстеження продуктивності SLA для MNO, який фільтрує фактичні дані про трафік за конкретним клієнтом підприємства. CorpDash може передбачити, на яких користувачів можуть вплинути певні проблеми, наприклад, планові роботи з технічного обслуговування.

7. NosMap: використовується мережевими та операційними командами, він дає дуже детальне уявлення про мережу та сукупні подання. NosMap самостійно налаштовується під час налаштування, і тоді програма дізнається поведінку мережі, щоб виявити відхилення.

8. Roamers: моніторинг усього роумінгового трафіку (вхідного та вихідного) для забезпечення якості обслуговування та оптимізації пропозицій. Roamers використовуються для оптової торгівлі, обслуговування клієнтів та операцій [12].

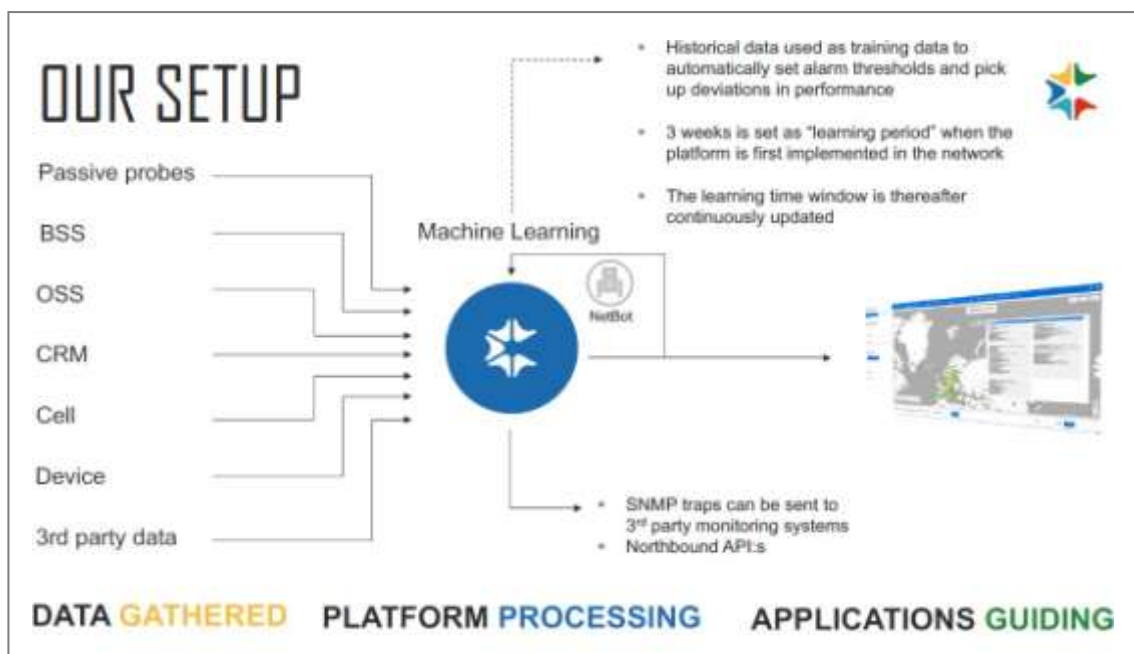


Рисунок 2.8. – Огляд платформи Subtonomy

## 2.10 Turpl

Двигун AI Turpl, TurplOS, – це бекенд-платформа, яка полегшує оцифрування інженерних знань для сприяння автоматизації процесів.

TurplOS позиціонується як доповнення для дорогих систем OSS, що управляються вручну. TurplOS стосується таких областей:

1. Автоматичне вирішення скарг клієнтів-інтегруючи з даними про продуктивність мережі та абонентів, платформа може зменшити навантаження інженерів мережі та допомогти командам підтримки швидко виявляти та вирішувати проблеми з кінцевими клієнтами.
2. Мережевий радник-помічник на базі штучного інтелекту, розроблений для підвищення продуктивності роботи мережі за рахунок автоматизації щоденної повторюваної роботи та вирішення проблем, а також забезпечення оркестрації між існуючими інструментами оптимізації мережі або планування [12].
3. Turpl Unifier – збирає, керує та візуалізує продуктивність, записи викликів та внутрішні бази даних.

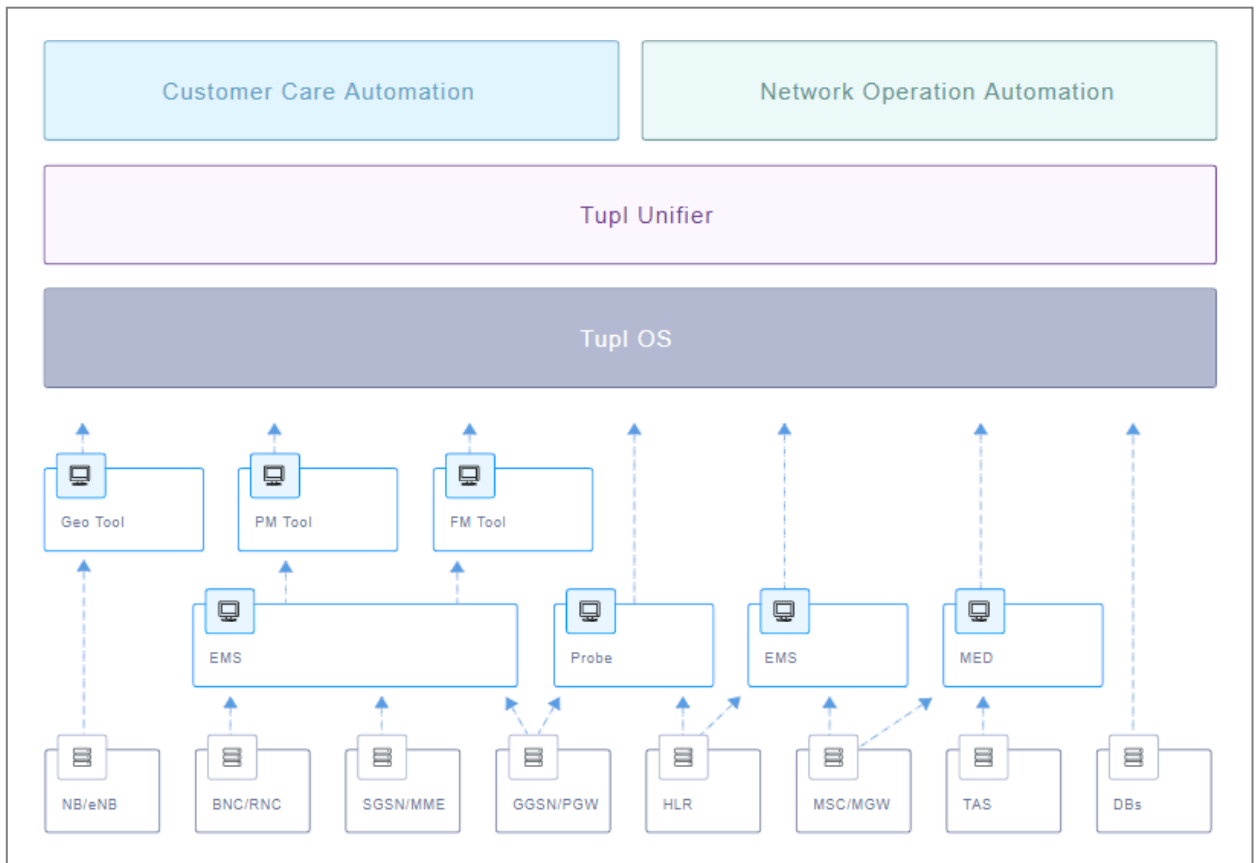


Рисунок 2.9. – Tupl в контексті

## 2.11 SIMATIC

За допомогою штучного інтелекту можна виконувати автоматизовані завдання та значно підвищувати ефективність традиційних виробничих процесів, поки вони не досягнуть межі. Штучний інтелект продовжує зміцнювати свої позиції на всіх рівнях повністю інтегрованого портфеля продуктів автоматизації— від виробничих потужностей до хмарних рішень.

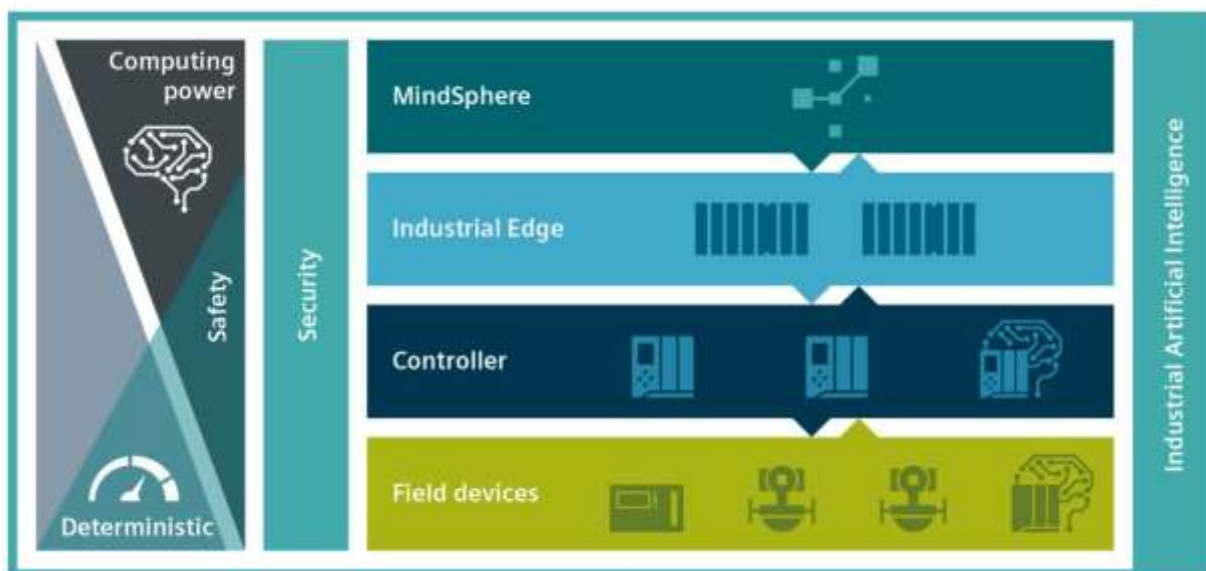


Рисунок 2.10. – Штучний Інтелект та повністю інтегрована автоматизація

Штучний інтелект використовується для автоматизації на повністю інтегрованій платформі автоматизації як частина нового нейронного модуля S7-1500 TM NPU для контролера SIMATIC S7-1500 та системи вводу-виводу ET 200MP. Модуль можна прозора інтегрувати в систему автоматизації SIMATIC, щоб забезпечити використання простих та ефективних алгоритмів штучного інтелекту та логічних комбінацій ПЛК. Таким чином, за допомогою технології SIMATIC на машинному рівні на основі штучного інтелекту досягається економічно ефективне рішення. S7-1500 TM NPU має чіп процесора машинного зору Myriad™ X, підтримує технологію штучного інтелекту Intel Movidius і може виконувати ефективні розрахунки в нейронних мережах.

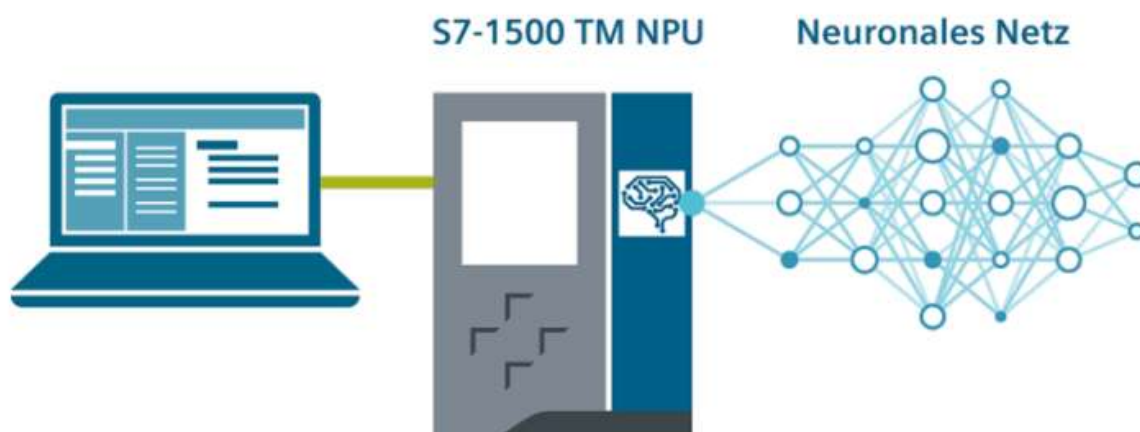


Рисунок 2.12. – Технологію Штучного Інтелекту Intel Movidius

Модуль TM NPU можна встановити або в центрі процесора S7-1500, або на периферійний інтерфейсний модуль ET 200 МП. Встановивши послідовно кілька модулів, ви зможете розширити до необхідного рівня відповідно до завдання.

S7-1500 TM NPU працює з добре навченою нервовою системою на SD-карті. Користувачі можуть підключати до інтерфейсу модуля сумісні пристрої збору даних Gigabit Ethernet і USB 3.1 (такі як камери та мікрофони). Дані центрального процесора, що передаються на системній шині, можна використовувати як вхідні дані. Результати обробки далі оцінюються в програмі ЦП.

Переваги використання модуля штучного інтелекту SIMATIC S7-1500 TM NPU:

- підвищена гнучкість;
- підвищена якість;
- підвищена продуктивність;
- підвищена економічна ефективність.

Розумне розпізнавання об'єктів в будь-якій деталі

NPU SIMATIC S7-1500 TM використовує функції нейронної мережі для ідентифікації складних схем. Вхідні дані обробляються з використанням знань,

отриманих за допомогою машинного навчання. Тому навіть невідомі компоненти та деталі можна ідентифікувати в будь-якому положенні та будь-якому положенні.

Це скорочує час на проектування, оскільки позбавляє від необхідності вивчення окремих об'єктів, тим самим збільшуючи продуктивність праці, запобігаючи необґрунтованому використанню ресурсів.

NPU SIMATIC S7-1500 ТМ можна безпосередньо інтегрувати в ПЛК. Розумне розпізнавання об'єктів – це дуже ефективний процес, оскільки не потрібні окремі налаштування [13].

## Висновки до розділу 2

AI та ML – це не нові теми. До ключових факторів, які призвели до прискорення прогресу в галузі МЛ за останні роки, належать прориви в теорії нейронних мереж, наявність масивних наборів даних для вчених, щоб експериментувати з ними, і зростання загальнодоступних хмар (AWS, Azure тощо) обчислювальні можливості легко доступні і дешеві.

Основні випадки використання штучного інтелекту в телекомунікаціях включають:

1. Моніторинг та управління мережевими операціями: підходи AI та ML починають з'являтися у мережевій сфері для вирішення проблем віртуалізації та хмарних обчислень. Зростання складності в мережесхемних додатках зумовлює потребу в підвищеній автоматизації мережі та спритності.
2. Прогнозоване обслуговування: Опитування CSP у важкому читанні за 2017 рік показало, що прогнозне обслуговування було найкращим варіантом використання відмивання коштів у телекомунікаціях.
3. Подолання шахрайства: виявлення та запобігання шахрайству було п'ятим за популярністю варіантом використання в тому ж опитуванні Heavy Reading. За даними Асоціації з контролю за шахрайством у сфері комунікацій, шахрайство щорічно коштує світовій телекомунікаційній галузі 38 мільярдів доларів.
4. Кібербезпека: безпека була другим за популярністю варіантом використання в нашому опитуванні. Компанія Heavy Reading's Telecom Security Market Tracker виявила, що існує обережний оптимізм щодо штучного інтелекту щодо автоматизації безпеки CSP.

Тим не менш, для управління віртуалізованими мережами (включаючи 5G) потрібен підвищений рівень автоматизації, і AI/ML може зіграти важливу роль, особливо у підтримці прийняття рішень у реальному часі. Складність мереж

зв'язку, здається, невблаганно зростає з розгортанням нових послуг, таких як SD-WAN, та нових технологій, таких як SDN/NFV.

ML та AI обіцяють відкрити нові знання з мережевої телеметрії та даних потоків, що дозволить CSP передбачити вимоги до потужності та належним чином масштабувати свої мережі.

Важке читання передбачає три фази: навчання, консультування та автономне. На етапі навчання система відстежує події та інциденти та відмічає дії, вжиті оперативним персоналом для їх усунення. На етапі консультування система розпізнає вивчені події та інциденти та дає рекомендації щодо вирішення проблеми. Якщо оперативний персонал не дотримується цих рекомендацій, це є корисним зворотним зв'язком із системою, який може допомогти їй покращити свої майбутні рекомендації. На автономному етапі система може застосовувати рекомендовані зміни автоматично без втручання людини. Очевидно, що це вимагає певного зв'язку між системою відмивання коштів та системами управління та оркестровки мережі. Автономія буде обмежена відомими підписами подій, які трапляються часто і мають добре зрозумілі процеси пом'якшення. Інші події повернуться до фази консультування або навчання.

AI/ML підходить для вузько визначених завдань, у певному контексті та з послідовними вхідними змінними. Ми далекі від такого загального інтелекту, яким володіють люди, щоб навчитися виходити з однієї ситуації та застосовувати її до іншої, вирішуючи численні проблеми, реагуючи на різні вхідні дані та змінюючи сценарії. Управління телекомунікаційними мережами – це багатогранний процес, який поточна технологія ML може вирішити лише частково.

## **3 МЕТОДИ РЕАЛІЗАЦІЇ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ**

### **3.1 Перетворення телекомунікаційних компаній за допомогою штучного інтелекту**

Телекомунікаційні компанії світу піддалися економічній хвилі яка накрила все, викликана пандемією COVID-19. Навіть коли попит на голосовий зв'язок і передачу даних виріс до безпрецедентного рівня, телекомунікаційні компанії відреагували терміново, технологічно і цілеспрямовано, надавши надійний рятувальний круг для зв'язку, особливо бездротового зв'язку і підключення до Інтернету. Оператори зв'язку надали підтримку урядам і системам охорони здоров'я, надавши високошвидкісне з'єднання, пристрої та аналітику на основі даних про пересування людей для боротьби з поширенням хвороби. Вони швидко збільшили пропускну здатність мережі для підтримки віддаленої роботи підприємств та дозволяють вченим викладати в віртуальних класах. І вони зв'язали людей з офісами, інформацією, розвагами і, перш за все, з іншими людьми.

Багато операторів зв'язку усвідомили, що пандемія прискорила ряд тенденцій, які набирали силу ще до початку поточної кризи. В майбутньому бізнес повинен буде стати більш віртуальним, компанії зможуть все частіше взаємодіяти з клієнтами тільки через онлайн-канали, а більшу кількість співробітників за краще працювати віддалено. Компаніям необхідно буде все більше ставати цифровими і орієнтованими на дані, а також заохочувати більш гнучкі і гнучкі способи роботи, щоб справлятися з мінливому, невизначеному, складною і неоднозначною середовищем. Тому не дивно, що багато операторів зв'язку розглядають кризу COVID-19 як функцію, що вимушує їх прискорити свої цифрові перетворення, щоб вони могли вижити.

Все вказує на те, що саме Штучний Інтелект має бути центральним елементом трансформації телекомунікаційних компаній, оскільки це допоможе забезпечити чудову продуктивність в короткостроковій і довгостроковій

перспективі. Телекомунікаційні компанії зможуть краще справлятися з коливаннями рівня попиту, пристосовуватися до збоїв в ланцюжку поставок і адаптуватися до різких змін довіри споживачів і їх пріоритетів. Безумовно, телекомунікаційним компаніям доведеться заручитися підтримкою співробітників, чиє занепокоєння наростає з приводу сукупного впливу пандемії, економічного спаду і технологічних змін на їх кар'єру і життя, у міру того, як компанії впроваджують ШІ.

З самого початку оператори зв'язку повинні заново винайти обслуговування клієнтів, забезпечуючи максимальну персоналізацію, досвід і поліпшені комплекти продуктів як для споживачів, так і для підприємств. Це буде мати вирішальне значення; тенденції попиту в даний час досить неоднорідні.

Погана новина полягає в тому, що оператори бачать падіння попиту на нові пристрої і послуги роумінгу і в найближчому майбутньому можуть зіткнутися з проблемами оплати, особливо з клієнтами B2B. Їм також доведеться продовжувати обслуговувати житлові будинки та малі підприємства, навіть ті, які не в змозі оплачувати свої рахунки.

Хороші новини: рівень відтоку клієнтів знижується – наприклад, на 40-50% менше, ніж зазвичай. Клієнти B2C і B2B потребуватимуть стабільному підключенні і більш високої пропускної здатності навіть після того, як уряду послаблять рекомендації по соціальному дистанціюванню і самоізоляції. Оскільки все більше людей працюють з дому, користуються послугами цифрових розваг і покладаються майже виключно на онлайн-канали для здійснення покупок і отримання інформації, потреба в більш високої пропускної здатності навряд чи зникне.

Як основна технологія, ШІ може допомогти операторам зв'язку переосмислити відносини з клієнтами, виявляючи індивідуальні потреби і взаємодіючи з клієнтами через гіпер-персоналізовані індивідуальні контакти. Він може допомогти налаштувати пакети фіксованої і мобільної мережі, які об'єднують додатки для VPN, телеконференцзв'язку і підвищення продуктивності. Ці пакети будуть особливо привабливі для комерційних клієнтів, чиє

використання телекомунікаційних послуг перемістилося з офісів в будинку і від попиту на місцях до попиту на фіксовані лінії. AI також дозволяє операторам більш точно прогнозувати попит, передбачити навантаження на мережу і автоматично регулювати ємність і пропускну здатність.

Телекомунікаційним компаніям необхідно виконати реконфігурацію своїх ланцюжків поставок на основі даних, прискорити розгортання стільникових систем 5G і використовувати інтелектуальний виробництво.

Першим кроком має бути початок створення платформи біонічного постачання шляхом запуску реконфігурації на основі даних. У доступному для огляду майбутньому ризику з боку пропозиції для телекомунікаційних компаній залишаться високими. Через глобальне порушення ланцюжків поставок обладнання та пристрої стало важче захищати. Зв'язок і штучний інтелект гратимуть роль на кожному етапі ланцюжка поставок в майбутньому, від інтелектуального виробництва до Інтернету речей та автономного транспорту.

Використовуючи Onshoring і Near-shoring, оптимізовані для глобальної ланцюжка поставок, постачальники послуг зв'язку можуть підвищити швидкість розгортання нових систем і підвищити стійкість мережі. Вони можуть використовувати самодостатнє когнітивне моделювання ланцюжка поставок для оптимізації продуктивності мережі і децентралізовані вузли 3D-друку на вимогу для заміни деталей в реальному часі. Перетворюючи ланцюжок поставок в біонічну платформу поставок, телекомунікаційні компанії повинні використовувати протоколи на основі блокчейнов і штучний інтелект для захисту своєї інтелектуальної власності.

Деякі оператори зв'язку очікують затримок з розширенням і модернізацією своїх мереж до 5G. Їм заважає обмежена місткість співробітників, обмежений доступ в офіси і нормативні обмеження. III матиме важливе значення для зменшення затримок. Ще до того, як вибухнула криза COVID-19, автоматизоване планування допомагала багатьом телекомунікаційним компаніям оптимізувати планування та розгортання оптоволоконних мереж і мереж 5G. Це допомогло декільком операторам перейти від планування розгортання, орієнтованого на

сайт, на основі технічних рекомендацій до розгортання, орієнтованому на клієнта, яке визначає пріоритетні сайти за допомогою передових моделей, які пов'язують терабайти технічних, клієнтських і фінансових даних і враховують нормативні вимоги. терміни затвердження і затримки з боку місцевих постачальників.

Точно так же телекомунікаційні компанії можуть розгортати розгортання на основі вартості (VBR) - можливість на основі ШІ, яка змінює спосіб управління капітальними витратами операторами, щоб прискорити впровадження 5G. Одна європейська телекомунікаційна компанія відмовилася від використання технічних рекомендацій, таких як будівництво при досягненні 80% потужності, тому що вплив на якість обслуговування клієнтів і доходи було важко виміряти кількісно. Тепер він використовує засновану на штучному інтелекті піддається кількісній оцінці зв'язок між інвестиційними процесами в мережі і прогнозованими доходами. Планування мережею, підприємствами і фінансовими відділами, яке раніше було розрізненим, стало більш узгодженим інвестиційно-комерційним процесом з використанням загальної бази фактів і методології. А ручне планування перетворилося на автоматизований наскрізний процес, який завдяки своїй швидкості дозволяє оцінювати в десять разів більше сценаріїв, ніж раніше.

Мережеві операції і обслуговування клієнтів. У телекомунікаційних компаній немає іншого вибору, крім як автоматизувати обслуговування мережі та обслуговування клієнтів, щоб вони могли прискорити перехід до автоматизованих прогнозних операцій та послуг.

Телекомунікаційні компанії зіткнуться з труднощами при наданні послуг і технічного обслуговування або через центри обробки викликів, або через польові підрозділи через брак персоналу, обмеженого доступу до об'єктів і відсутності комплектуючих. У багатьох країнах постачальники послуг кол-центрів закриваються або скорочують обсяг операцій, навіть не дивлячись на те, що обсяги дзвінків значно збільшуються. А перевантажені мережі погіршать ці чинники, тому необхідність усунення несправностей істотно зростає.

Ось чому використання аналітики на основі штучного інтелекту та автоматизованого обслуговування – єдиний варіант. Телекомунікаційні компанії

повинні включати безліч точок даних, таких як кількість інцидентів на мережеву навантаження і попередні проблеми з аналогічними клієнтами, щоб забезпечити чітку і цілеспрямовану підтримку для більш цінних клієнтів. Технології штучного інтелекту також прискорять переосмислення взаємодії з клієнтами для поліпшення якості обслуговування клієнтів. Ці інструменти дозволяють постачальникам надавати послуги, які підтримують віддалених клієнтів швидше і ефективніше за допомогою чат-ботів і інтелектуального пошуку [14].

### **3.2 Методи штучного інтелекту в оптичних мережах**

Штучний інтелект (ШІ) – це велика наукова дисципліна, яка дозволяє вирішувати проблеми в комп'ютерних системах, наслідуючи складні біологічні процеси, такі як навчання, міркування та самокорекція. Використання методів на основі штучного інтелекту вперше вивчено у додатках, що стосуються оптичної передачі, починаючи від характеристики та роботи мережі компоненти моніторингу продуктивності, пом'якшення нелінійностей та оцінки якості передачі. Потім також розглядаються додатки, пов'язані з управлінням та управлінням оптичними мережами, включаючи такі теми, як планування та експлуатація оптичних мереж як у транспортних, так і в мережах доступу.

системи штучного інтелекту (ШІ) мають такі можливості виконувати операції, аналогічні навчанню та прийняттю рішень імітуючи біологічні процеси, з особливим акцентом на людині пізнавальні процеси. Програми штучного інтелекту, такі як віртуальні особи, такі як помічники, розумні транспортні засоби, передбачення покупок, розпізнавання мовлення або пристрої розумного будинку, є майже повсюдними, і подібні на основі штучного інтелекту техніки вже змінюють наше повсякденне життя таким чином, щоб покращити продуктивність, безпеку чи здоров'я людей, впливаючи навіть на їх спосіб ми розважаємо або спілкуємось.

Здебільшого штучний інтелект не є повністю автономним систем, але натомість додає знання та міркування до існуючих додатків, баз даних та середовищ, щоб зробити їх друзями легшими, розумнішими та чутливішими до змін у їхньому середовищі. Кожен невеликий прорив у дослідженні штучного інтелекту дозволяє нам розширювати свої навички для вирішення нових класів та масштабів проблем, тим самим стимулюючи дослідження та інновації майже у всіх наукових дисциплінах. Наприклад, покращення продуктивності мереж телекомунікацій за допомогою застосування технічних питань на основі штучного інтелекту стало галуззю, де протягом останніх десятиліть проводилися масштабні дослідження, що впливають на сфери передачі, комутації та управління мережею. Оптичні комунікаційні мережі та системи не залишилися осторонь, але почали застосовувати цю дисципліну щодо оптичних мереж на основі штучного інтелекту-від фотонних пристроїв до контролю та управління.

Огляд штучного інтелекту та пов'язаних з ним методів, які сприймають і діють у середовищі з метою досягнення своїх цілей або максимізації параметра продуктивності. Більше того, вони можуть ще більше покращити свою продуктивність шляхом навчання.

Найпростіший тип мережевих сценаріїв, які ми можемо згадати, - це детерміновані, спостережувані, статичні та повністю відомі. Для цих сценаріїв алгоритми пошуку та теорія оптимізації є ключовими елементами області штучного інтелекту, і тому вони довгий час широко використовувалися при проектуванні та управлінні оптичними мережами. Приклади включають використання алгоритмів пошуку по ширині для маршрутизації та лінійне, цілочисельне лінійне програмування для планування мережі. Однак, коли деякі з вищезгаданих умов послаблюються, або коли розмір мережі забороняє використання попередніх методів, ці методи були доповнені або замінені місцевими пошуковими алгоритмами, такими як імітований відпал, генетичні алгоритми та оптимізація на основі навчання [15].

### **3.3 Штучний інтелект для автоматизації безпеки телекомунікаційних компаній**

Методи штучного інтелекту (ШІ), такі як нейронні мережі та машинне навчання, використовуються протягом багатьох років для покращення виявлення шкідливого коду та інших загроз у телекомунікаційному трафіку. Вирішення таких підходів визначають, як виглядають нормальні шаблони трафіку – щоб відмінити відхилення, які можуть вказувати на атаку, або визначати систему введення після того, як вони були заражені шкідливим ПО, щоб можна було діагностувати аналогічні проблеми в інших системах.

ШІ може запозичити підтримку безпеки електрозв'язку. Наприклад, скасовано початок атаки: “відказ у обслуговуванні” або “розповсюджений відказ у обслуговуванні”, (DoS / DDoS) – це відношення; автоматичне виконання відповідних дій у виправленні положення на основі розрахункових систем ШІ.

Постачання рішень для запобігання та зменшення DDoS-атак не перешкоджає, що аналіз аналітики щодо безпеки з цієї події – це добре: останні “хибнопозитивною” ідентифікації атаки, приводячи до неправильної блокування або перенаправлення трафіку від певних джерел або певного типу можуть стати серйозними наслідками для телекомунікаційної компанії – не в останній день з точки зору доходів. Системи штучного інтелекту, які можуть швидко надавати аналітику щодо безпеки з необхідним типом даних для прийняття рішень, і, можливо, рекомендації щодо дій, які можуть бути підпорядковані на основі моделей машинного навчання, кажуть корисним підходом.

Але інші дії щодо управління безпекою можна було ще більше автоматизувати за допомогою ШІ. Щоб зрозуміти, чому в деяких випадках швидкість і точність ШІ, полегшено опублікувати щодо контексту загроз, в яких знаходяться оператори зв'язку в будь-який момент часу. Здатність ШІ дуже швидко проводити комплексний аналіз великих обсягів даних і приймати рішення про те, що є загрозою, постійно розвивається в міру зміни трафіку і характеру

загроз. Однією з останніх гарячих областей діяльності є визначення базового рівня поведінки пристроїв, підключених до Інтернету речей (IoT) [16].

### **3.4 Оптимізація телекомунікаційної інфраструктури**

На сьогодні ШІ все ще в основному використовується для мікро-оптимізації в межах певних компонентів або функцій. У майбутньому, якщо поточні події триватимуть, очікується, що ШІ відіграватиме центральну роль у телекомунікаційних мережах. Цей розвиток відповідає загальній тенденції (мережевої) віртуалізації. Централізоване управління мережами та вилучення базової інфраструктури створює більш високий ступінь гнучкості щодо схеми розташування мережі. Оскільки Штучний Інтелект можна використовувати для оптимального впровадження цього центрального управління, він набуває більш цілісної, контрольної ролі в телекомунікаційних інфраструктурах.

На рисунку 3.1 нижче показано архітектуру віртуалізованої мережі, якою може керувати ШІ. Мережа має кілька мережевих функцій (NF). Функції генерують дані та роблять їх доступними для навчання AI (на основі машинного навчання ML). Функції мережі також підтримують автоматичний контроль за допомогою Штучного Інтелекту.

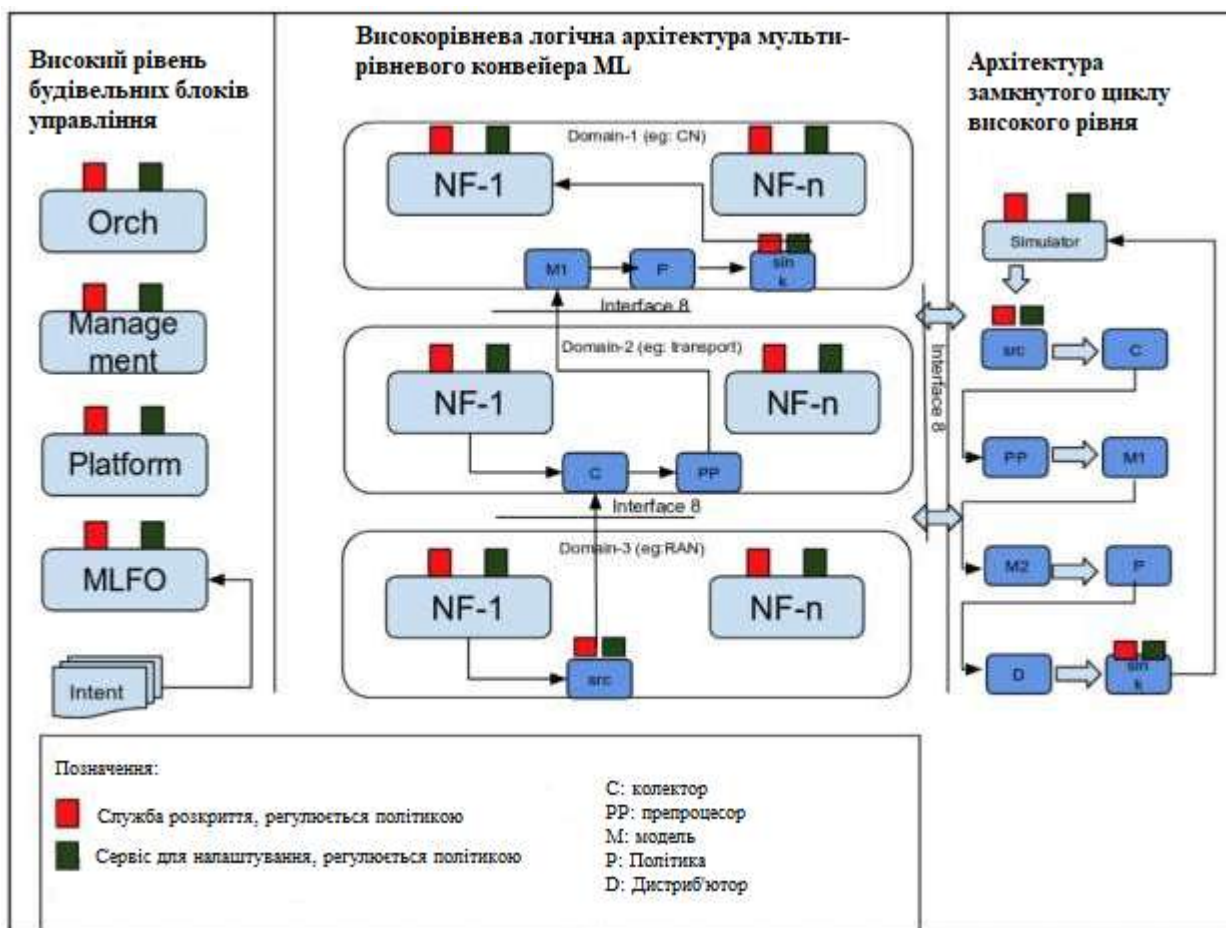


Рисунок 3.1. – Архітектура телекомунікаційної мережі на основі Штучного Інтелекту

Завдяки програмно визначеним мережам (SDN) та віртуалізації мережевих функцій (NFV) легше визначити мережу в одному центральному місці та об'єднати дані з різних підсистем. Згодом ці дані слугують вхідними даними для моделей навчання машин, які можуть оптимізувати співпрацю між мережевими функціями. З цією метою вони збирають велику кількість даних з усіх елементів мережі (таких як дані вимірювань, дані про трафік тощо). Ці дані будуть оброблятися в моделі для створення набору параметрів конфігурації для цих самих елементів мережі. Виходячи зі змін у мережі або її використання, ШІ може швидко змінити конфігурацію мережі [17].

Складність комунікаційних мереж, здається, невблаганно зростає з розгортанням нових послуг, таких як програмно-визначені широкосмугові мережі (SD-WAN), та нові технологічні парадигми, такі як віртуалізація мережевих

функцій (NFV). Щоб виправдати постійно зростаючі очікування клієнтів, постачальникам послуг зв'язку необхідно підвищити рівень інтелектуальності своїх мережевих операцій, планування та оптимізації.

Програмно визначені мережі (SDN) та віртуалізація мережевих функцій (NFV) будуть залежати від автоматизованих процесів для забезпечення гнучкості обслуговування та економічної ефективності. Такі можливості, як самодіагностика та само-оптимізація, можуть бути досягнуті лише за допомогою розумної інформації, отриманої в результаті аналізу наборів даних якості. Мережі з підтримкою штучного інтелекту можуть думати за межами свого корелятивного програмування та пропонувати сценарії, засновані на результатах [18].

Сучасна модель ШІ була розроблена на основі великої кількості даних. З цих даних алгоритм "дізнається" бажані результати з певним введенням. Існує кілька способів сформулювати це навчання або "навчання":

- офлайн-навчання: модель раз на раз навчається на основі "статичного" набору даних. Як модель, так і дані, що використовуються, можуть бути перевірені та перевірені до початку виробництва моделі. Існують також ризики (не пов'язані зі Штучним Інтелектом), пов'язані з безпекою інформації, наприклад, в результаті маніпулювання навчальними даними;
- онлайн-навчання: модель тренується як з автономним навчанням, а потім періодично перевчається на основі нових даних. Також можливе постійне тестування та перевірка. Результати Штучного Інтелекту можуть вплинути на дані, що використовуються для навчання, тим самим створюючи своєрідний "ефект самопідсилення";
- постійне навчання: модель постійно оновлюється з використанням вхідних даних.

Ймовірність виникнення негативних подій у результаті застосування ШІ є більшою, якщо на етапі навчання моделі ШІ або перевірки того, чи застосовані дані та метод адекватні чи ні, немає достатнього тестування. Цей ризик є

більшим, якщо використовується онлайн-навчання, і найбільшим при безперервному навчанні.



Рисунок 3.2. – Схема прямого циклу систем ШІ

У сценарії з відкритим циклом роль системи ШІ полягає у наданні підтримки. ШІ представляє людині результат, і на основі цього результату вона може діяти. У цьому випадку люди можуть відхилитися від порад та/або перевірити цю пораду на основі іншої інформації. Прикладом є експертні системи, які допомагають лікарям поставити діагноз.



Рисунок 3.3. – Схема відкритий циклу систем ШІ

У сценарії замкнутого циклу з обмеженими правилами система ШІ може виконувати прямі дії, але обмежена певними “жорсткими” правилами. Порушення правил призводить безпосередньо до того, що система вимикається або не виконує дії. Прикладом можуть служити автономні транспортні засоби, які часто обладнані різними правилами “аварійної безпеки”, які забезпечують аварійну зупинку автомобіля у небезпечних ситуаціях.



Рисунок 3.4. – Схема замкнутого циклу систем ШІ

У сценарії "людина в циклі" ШІ може виконувати дії безпосередньо, але людина може зупинити або відкоригувати ці дії, якщо це необхідно. Прикладом є автономні транспортні засоби, де люди повинні тримати руки за кермом.

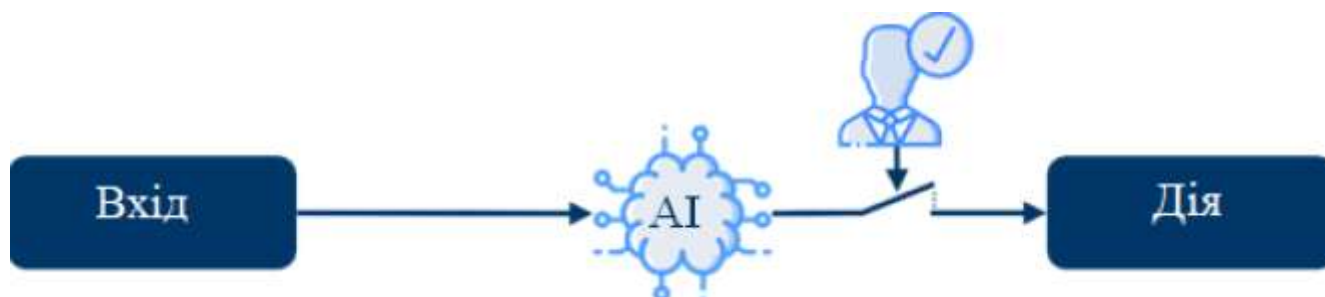


Рисунок 3.5. – Схема втручання людини в цикл систем ШІ

У сценарії AI-in-loop (ШІ в циклі) одна або кілька додаткових систем AI контролюють систему AI, яка виконує дії. Контролююча модель AI може переглядати вихідні дані та рішення AI та оцінювати, чи це рішення є правильним.

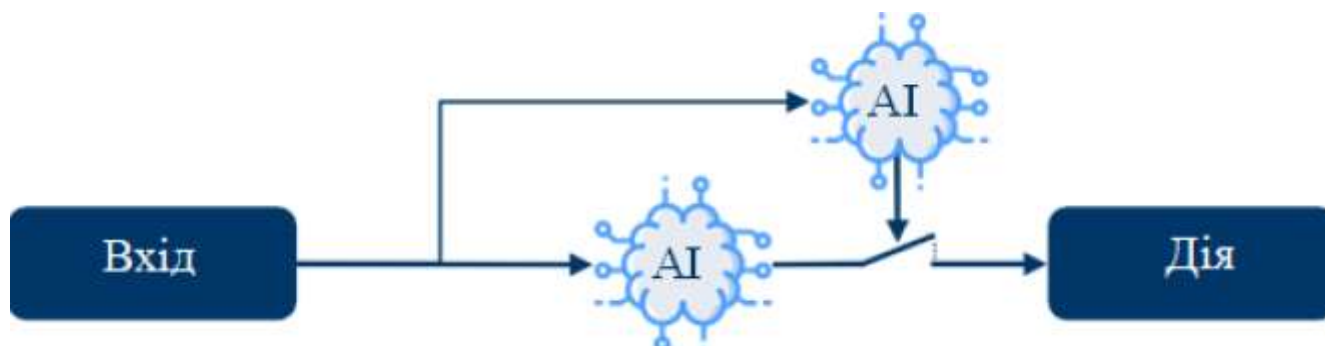


Рисунок 3.6. – Схема AI-in-loop систем ШІ

Інша форма реалізації AI-in-loops (ШІ в петлях), полягає в тому, що кілька систем Штучного Інтелекту приймають одне і те ж рішення і виконують його лише в тому випадку, якщо рішення однакові. Цей принцип застосовується до систем навігації в літаках. Три комп'ютери з різними реалізаціями одного і того ж алгоритму обчислюють параметри навігації, і результати використовуються лише для управління літаком, якщо три результати абсолютно однакові.

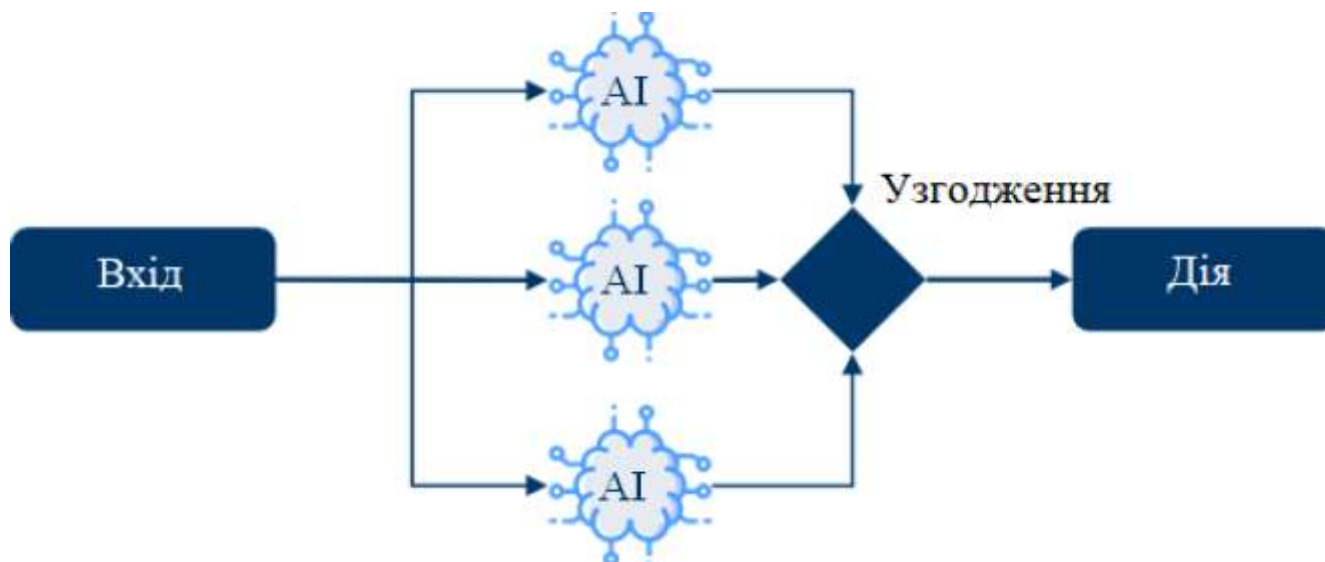


Рисунок 3.7. – Схема AI-in-loops систем ШІ

Імовірність виникнення негативних подій у результаті застосування ШІ більша, якщо система ШІ може діяти безпосередньо. Незважаючи на те, що ризики можна пом'якшити за допомогою контролю з боку людини, дуже сумнівно, чи може людина завжди контролювати наслідки прийнятого рішення і втручатися досить швидко, і чи з часом буде надто багато довіри до систем ШІ. У деяких ситуаціях ШІ може працювати краще, ніж людина, але навіть тоді ймовірність негативних подій зростає, якщо немає нагляду [17].

Деякі форми ШІ, особливо ті, що базуються на глибокому навчанні, складаються з великої кількості шарів та коефіцієнтів. З них нелегко зробити висновок про те, як поводить себе модель і на якій основі приймаються рішення. На рисунку 3.8 представлений яскравий приклад. Була навчена модель розрізнення різних видів тварин. Оцінка моделі показала, що хоча результати були правильними, рішення моделі класифікувати тварину як вовка, очевидно, ґрунтувалося насамперед на наявності снігу на фотографії. Отже, нові фотографії інших тварин з великою кількістю снігу на задньому плані також дали класифікацію “вовк”.

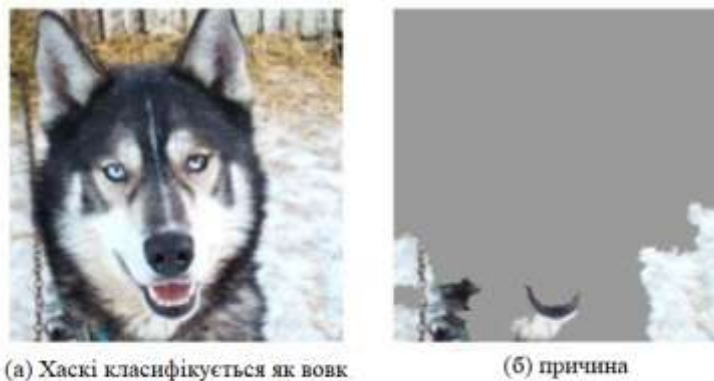


Рисунок 3.8. – Використання ШІ для класифікації тварин

Відсутність прозорості в моделях штучного інтелекту полегшує зловмисникам (усередині організації чи поза нею) виконувати маніпуляції і змушує їх довше залишатися непоміченими. Таким чином, зловмисник, який має доступ до моделі, може змінювати вагу, не помічаючи це безпосередньо, але створюючи схему запуску в системі.

Непрозора система збільшує ризик нападу суперників. Якщо ШІ непрозорий, для класифікації можна використовувати характеристики, які не є міцними (наприклад, сніг у прикладі хаскі-вовка).

Моделі ШІ, залежно від їх реалізації, можуть демонструвати сильну нелінійну поведінку. З одного боку, це гарантує, що ці моделі можуть формувати дуже потужні уявлення. З іншого боку, така поведінка ускладнює або неможливо оцінити ймовірність негативних наслідків. Рисунок ? є прикладом моделі, де результат оцінюється на основі двох параметрів  $x$  і  $y$ , які показані червоним і зеленим. Це може бути класифікатор, який класифікує мережевий трафік на основі двох властивостей, таких як "хороший" або "поганий"). Як показує зображення, переходи в певних точках різкіші, ніж в інших. У центрі результат найбільш чутливий до змін. Невелике коригування може призвести до того, що результат зміниться так чи інакше.

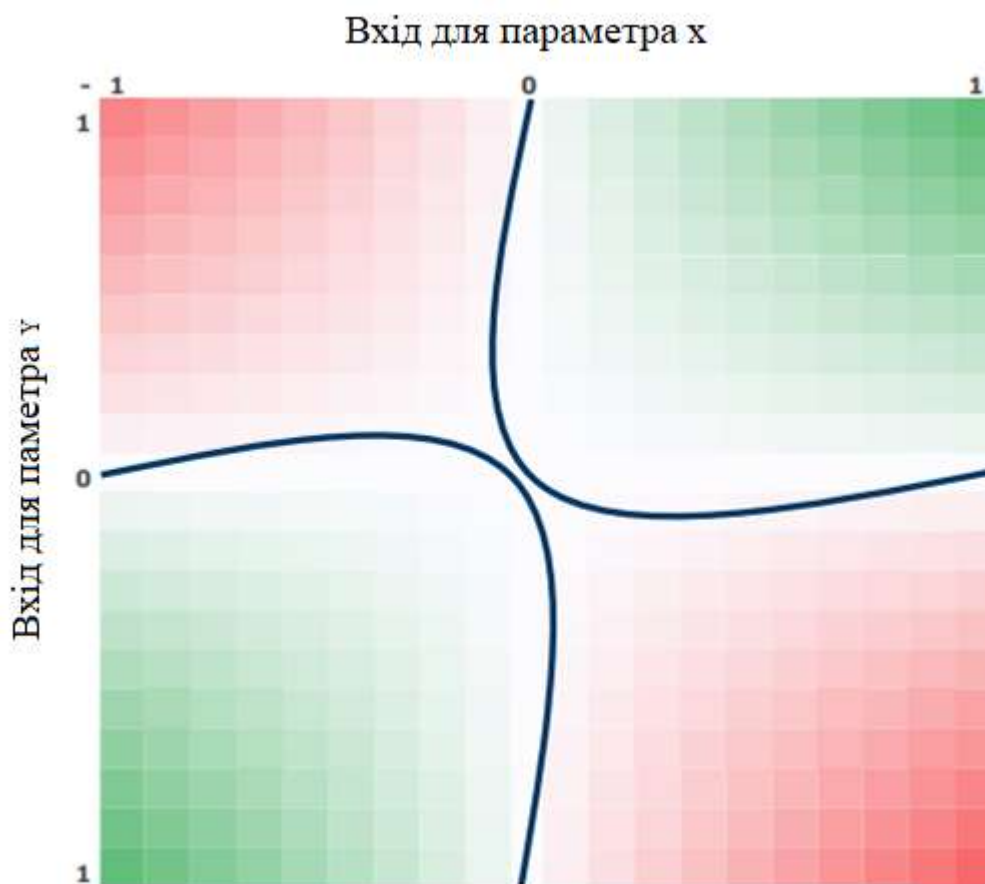


Рисунок 3.9. – Приклад нелінійної моделі з двома параметрами для класифікації у дві категорії

З огляду на вищевикладене, важливо, щоб були відомі та дотримані обмеження на вхідні дані моделі AI. Наприклад, модель може бути навчена та перевірена в певному діапазоні певної вхідної змінної. Технічно кажучи, така модель зможе генерувати результати за межами цього діапазону (рис. 3.9). Моделі ШІ мають обмеження щодо вхідних даних. Якщо введені дані виходять за межі перевіреного діапазону, результати також можуть бути недійсними. Важливо, щоб ці кордони були відомі та застосовувалися при використанні ШІ. В іншому випадку зростає ймовірність ризикових подій через неправильні результати.

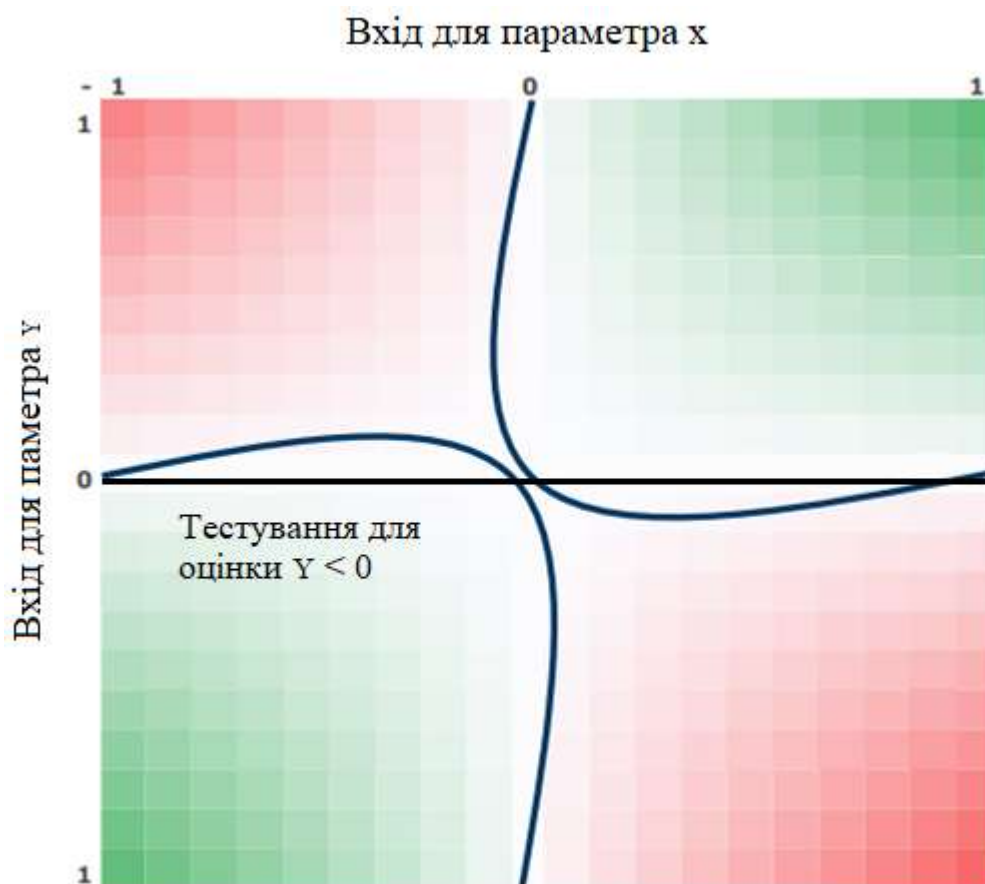


Рисунок 3.10. –Моделі яка буде генерувати вихід для значень, що виходять за межі цього діапазону

Можливо, перш ніж настане негативний ефект, спочатку має відбутися кілька подій. Наприклад, багато систем в літаках дублюються. В принципі, негативні наслідки виникають лише тоді, коли обидві системи виходять з ладу. Однак події, які мають згубний вплив, можуть бути співвідносні. У прикладі літака можливо, що обидві системи мають однаковий дефект або страждають від загальної причини відмови. Якщо події пов'язані, то це кореляція між подіями незалежно від причини. Застосування ШІ у телекомунікаційному секторі бачимо, що кореляція подій може вплинути на ймовірність негативних наслідків.

1. Вихід однієї системи ШІ використовується як вхід іншої. Таким чином, несправність у попередній системі може призвести до несправності у пізнішій системі за допомогою всіх механізмів (недійсні вхідні дані).



Рисунок 3.11. – Схема вихід-вхід систем ШІ

2. Вихід системи ШІ також використовується як вхідний сигнал для тієї ж системи, або системи пов'язані іншим чином, що може призвести до ескалації неправильних результатів.



Рисунок 3.12. – Схема вихід-вхід для пов'язаних систем ШІ

У телекомунікаційній мережі сценарій кореляції може виглядати наступним чином: базова станція в мобільній мережі неправильно визначає, що радіосигнал повинен бути посилений у певному напрямку. Другий основний сигнал вимірює сусідній сигнал і відповідно змінює власну конфігурацію, що призводить до подібної помилки, і це виявляється наступною базовою станцією, а помилка потім проникає у мережу.

Співвідношення подій може збільшити ймовірність негативних наслідків. В телекомунікаційних мережах це може означати, що коли програми ШІ використовують вхідні дані один одного або власний вихід, ймовірність кореляції є найвищою [17,18].

Обсяг дій ШІ у телекомунікаційній мережі є значним. Може передавати кількість потенційно постраждалих користувачів або географічні області. Телекомунікаційна мережа має різні рівні такі як: рівень доступу, передачі; базові рівні, де сфера застосування постійно розширюється. Щодо сфери застосування ШІ у телекомунікаційній мережі, існують такі градації:

- повністю ізольовані;
- частково ізольовані;

- не ізольовані.

Повністю ізольовані – алгоритм робить вибір, який має вплив у чітко визначеному середовищі. Результати ШІ не мають ніякого впливу на інші системи в телекомунікаційній інфраструктурі. Прикладом є алгоритм, який оптимізує формування променя на щоглі або покращує зменшення шуму в пучку ліній VDSL. Неправильний результат впливає лише на зв'язки, про які йдеться. Зазвичай програми дуже децентралізовані, область дії обмежена однією або невеликою групою користувачів, географічно визначеною областю або лише частиною доступу до мережі.

Частково ізольовані – структура дій алгоритму чітко визначена, але є способи, коли неправильне рішення може вплинути на інші системи. Це відбувається, наприклад, якщо вихід алгоритму має вимірюваний вплив на іншу систему. Вихід з ладу системи штучного інтелекту призводить до перевищення меж безпеки (автоматичного вимикача або запобіжника диференціального струму), що призводить до виходу з ладу інших систем. Область застосування обмежена, але доступна для більшої групи користувачів, більшої географічної території.

Не ізольовані – це системи, призначені для управління іншими системами. Помилка в системі рульового управління безпосередньо впливає на функціонування керованих систем. Обсяг – вся мережа, усі користувачі та вся територія географічного покриття.

Крайові обчислення, за допомогою яких ШІ застосовується до периферії мережі, заслуговує на особливу увагу. Хоча сфера впливу цих програм є локальною, існує ризик впливу на інші програми, які використовують ту саму інфраструктуру. У децентралізованих на місцевому рівні додатках ШІ (і ризики, які не співвідносяться між собою), як правило, спостерігаються менші негативні наслідки щодо подій ризику, ніж у центральних додатках ШІ, призначених для управління іншими системами [18].

### Висновки до розділу 3

Додатки ШІ мають специфічні характеристики, які можуть становити ризику при їх використанні в телекомунікаційних інфраструктурах. Ступінь автономного навчання, а також непередбачуваність, рамки дій та сфера впливу, що стосується застосування ШІ, визначають ймовірність та вплив додаткових ризиків.

Різні програми штучного інтелекту взаємодіють один з одним, з людьми, із «нормальною» автоматизацією та, можливо, із зовнішнім світом. Тому важливо оцінити, як ШІ застосовується у телекомунікаційному секторі на системному рівні.

ШІ у телекомунікаційному секторі базується на наданні інформації та підвищенні обізнаності, визначення прозорості, полегшення аналізу та пом'якшення ризиків, розробка критеріїв та встановлення вимог до процесу.

Існують спеціальні інструменти для боротьби з певними факторами ризику штучного інтелекту. Загалом, доведеться вести соціальну дискусію щодо бажаного рівня послуг телекомунікаційної інфраструктури.

Це дослідження прийняло конкретне визначення ШІ для вивчення його застосування у телекомунікаційному секторі. Цілком можливо, що висновки також є актуальними в більш широкому сенсі для використання в автономних, самонавчальних і керованих даними додатках.

У контексті телекомунікаційної інфраструктури штучний інтелект передбачає використання алгоритмів, заснованих на глибокому навчанні, навчених використанням великої кількості даних, для автоматизації завдань, які раніше могли (належним чином) виконуватись людьми.

Ступінь автономного навчання та впровадження ШІ. Якщо ця міра значна, ймовірність виникнення ризикових подій зростає. Важливим параметром є те, чи керуються програмою ШІ люди чи правила.

Ступінь передбачуваності застосування ШІ. Якщо моделі недетерміновані або вкрай нелінійні, оцінити, чи добре працюватиме додаток у всіх ситуаціях,

складніше. Одним із впливових факторів є тип використовуваних даних та їх можливість маніпулювати.

Якщо додаток ШІ має вкрай обмежений вплив на телекомунікаційну інфраструктуру, це обмежує вплив ризикової події. Додаток із широкими операційними рамками має потенційно більший вплив. Додаток, що працює на центральному рівні та контролює телекомунікаційну інфраструктуру, більш схильний до ризику, ніж додаток, який оптимізує певний параметр на низькому рівні.

Сьогодні ми бачимо, що більшість застосувань ШІ у телекомунікаційних інфраструктурах передбачає оптимізацію певних параметрів. Це суворо визначені програми. Не завжди зрозуміло, чи дійсно те, що виробники називають "ШІ", означає використання алгоритмів, заснованих на глибокому навчанні та навчених великим обсягом даних. Адже алгоритмічна оптимізація використовується в телекомунікаційних інфраструктурах протягом багатьох років.

Дивлячись на найближчі п'ять років, ми бачимо, що програми ШІ стають все більш просунутими. Ряд постачальників телекомунікаційного обладнання бачать те, що ШІ зможе контролювати цілі телекомунікаційні мережі. Хоча сумнівно, чи це може статися (цілком) через п'ять років, їхнє бачення, безперечно, таке, яке ми можемо передбачити. Додатки ШІ мають певні характеристики, які призводять до додаткових ризиків для телекомунікаційних інфраструктур. На основі моделі ризику ми можемо оцінити ці ризики, а характеристики пов'язані з аспектами ШІ.

## **4 МОДЕЛЮВАННЯ РОЗРАХУНКІВ ТА ПОБУДОВА МОДЕЛЕЙ БАЗУЮЧИСЬ НА ДАНИХ ОТРИМАНИХ ЗА ДОПОМОГОЮ ШІ**

### **4.1 Вплив штучного інтелекту на комунікаційні мережі та послуги**

Сфера машинного навчання та штучного інтелекту прогресувала за останні кілька десятиліть. Рушійною силою цього розвитку стали попередні вдосконалення машин підтримки споживачів та новіші вдосконалення методології глибокого навчання. Сучасні системи штучного інтелекту на основі машинного навчання відзначаються рядом складних завдань, починаючи від виявлення об'єктів на зображеннях та розуміння різних мов і закінчуючи обробкою сигналів. Ці величезні успіхи систем штучного інтелекту, особливо моделі глибокого навчання, демонструють революційний характер цієї технології, яка матиме великий вплив не тільки на сферу телекомунікацій, а також призведе до руйнівних змін у інших галузях та суспільстві [19].

Однак, хоча моделі ШІ досягають вражаючої точності прогнозування, їх вкладена нелінійна структура робить їх надзвичайно непрозорими, непередбачуваними, тобто незрозуміло, яка інформація у вхідних даних змушує їх насправді приймати рішення. Тому ці моделі зазвичай розглядаються як чорні скриньки (модель штучного інтелекту нічого не знає про сутність проблеми, вона лише впливає з даних та шукає найкоротший шлях до виправлення проблеми).

#### **4.1.1 Методи візуалізації**

Процес візуалізації зображення системою штучного інтелекту або за допомогою машинного навчання можна частково описати так: система правильно класифікує вхідне зображення; застосовується метод пояснення для прогнозу з точки зору вхідних даних; результат процесу є теплова карта, що візуалізує важливість кожного пікселя для прогнозування. Для прикладу візуалізації було

взято зображення з трояндами у полі, де ШІ розпізнає троянди як потрібні об'єкти. Детальна схема реалізації розпізнавання зображена на рис. 4.1.

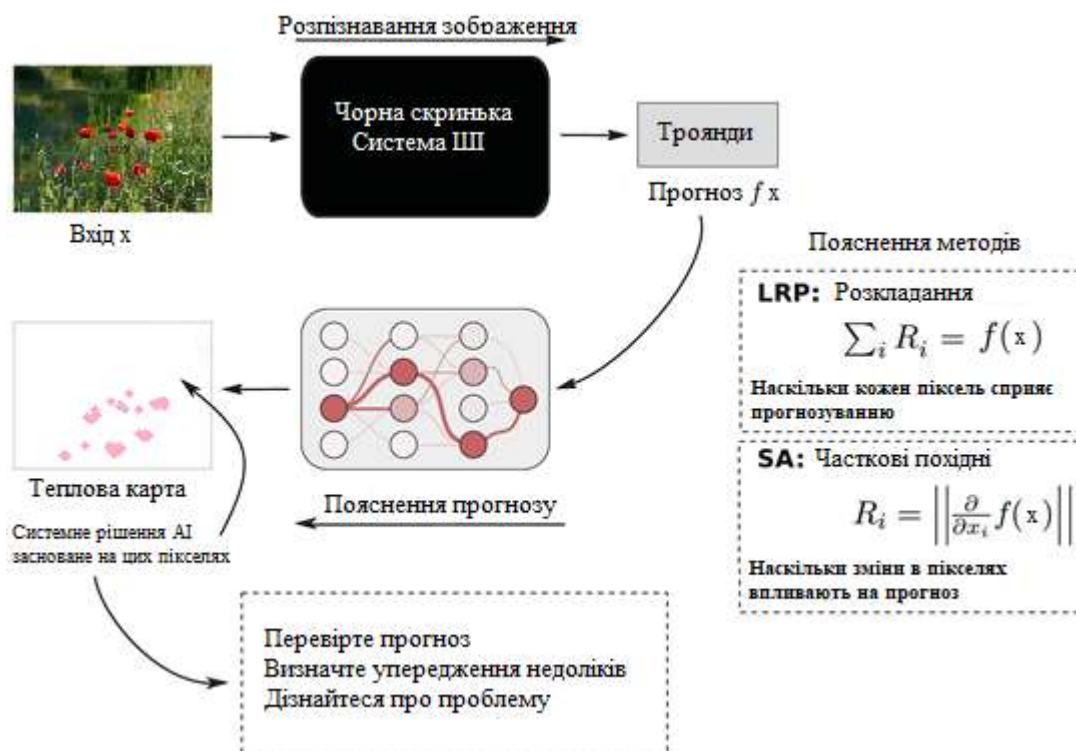


Рисунок 4.1. – Пояснення прогнозів системи ШІ

Щоб зрозуміти, чому система прийшла до такого рішення, застосовуються такі методи пояснення, як SA або LRP. Результатом цього пояснення є зображення, теплова карта, яка візуалізує важливість кожного пікселя для прогнозування. У цьому прикладі червоні троянди є основою для рішення системи ШІ. За допомогою теплової карти можна перевірити, чи працює система ШІ за призначенням.

## 4.2 Застосування штучного інтелекту для функціонування мобільних мереж

Сьогодні підприємства стикаються з великою кількістю інформації та нестачею людських ресурсів. Щоб вирішити ці проблеми, вони прискорюють

впровадження технологій штучного інтелекту/великих даних для підвищення ефективності ведення бізнесу.

Практичне використання машинного навчання допомагає нам автоматично визначати та вивчати закономірності та правила з великої кількості даних на основі конкретних критеріїв. Ця технологія дозволить нам встановлювати більш відповідні правила на основі вивчення даних та робити більш точні судження, коли будуть надані критерії оцінки. Після цього з'явилося “глибоке навчання”, в якому ШІ навчається самостійно та накопичує знання про закономірності та правила без конкретних критеріїв.

Сьогодні застосовують віртуальні мережеві функції (NFV) до основних мобільних мереж. Протягом багатьох років різноманітні мережеві функції, такі як звичайне Evolved Packet Core (EPC), надаються у їх спеціальному обладнанні, такому як апаратне забезпечення Advanced Telecom Computing Architecture. З впровадженням NFV програмне забезпечення зможе працювати на віртуалізованій операційній системі загальних серверів архітектури Intel та надаватись окремо від апаратного забезпечення. Крім того, архітектура NFV дозволяє інтегровано керувати та контролювати мережеві послуги та ресурси, взаємодіяти з системою управління та контролювати програмно визначеною мережею (SDN).

Ці технології дозволять більшу частину побудови збільшити або зменшити роботи елементів мережі виконувати дистанційно за допомогою програмного забезпечення без ручного керування. Коли апаратне забезпечення, наприклад сервер, підготовлений, програмне забезпечення можна легко збільшити чи зменшити на сервері. Ресурси можна розподіляти, коли вони потрібні для розміщення трафіку, зменшуючи надлишок мережевих об'єктів (рис. 4.2).

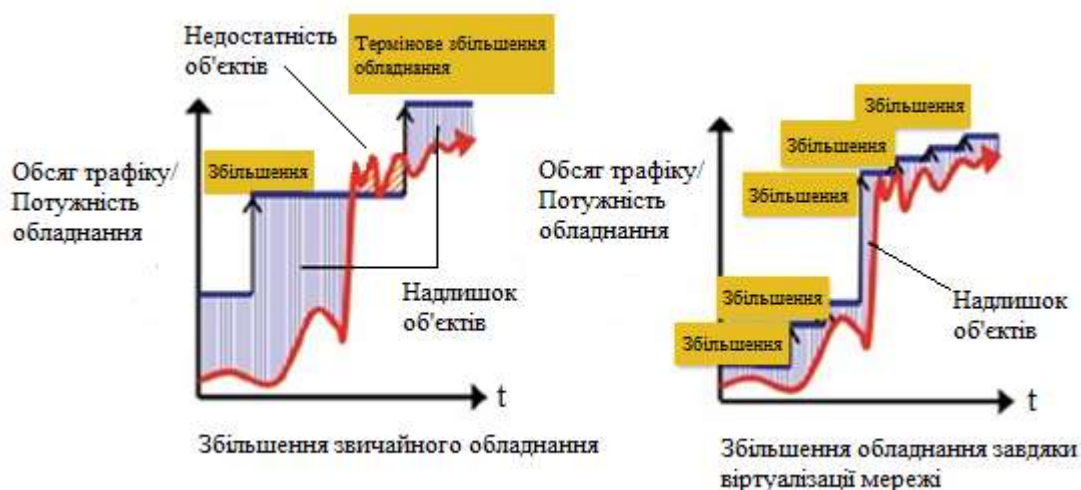


Рисунок 4.2. – Розподіл мережевих ресурсів завдяки віртуалізації мережі

У звичайному методі мережеві засоби (синя лінія) встановлюються заздалегідь на основі прогнозованого обсягу мережевого трафіку (червона лінія). На відміну від цього, у віртуалізованій мережі багато одиниць обладнання можна розташувати як віртуальні машини (віртуальні машини) на серверах/хмарі, і такі віртуальні машини можна розподіляти динамічно, що дозволити внести зміни у виділених мережевих ресурсах.

### 4.3 Робота мереж з штучним інтелектом

ШІ застосовується для прогнозування та аналізу попиту на трафік. В основному тенденції трафіку можна поділити на два типи: короткострокові тенденції, такі як тимчасове збільшення трафіку під час подій; та довгострокові тенденції, з яких були усунуті аномальні тенденції, такі як тимчасове збільшення трафіку під час подій. У прогнозуванні трафіку на основі штучного інтелекту ми змушуємо ШІ вивчати короткострокові/довгострокові тенденції руху, які відповідно мають абсолютно різні фактори, що викликають коливання та механізми руху передбачити як короткострокові, так і довгострокові потреби в трафіку.

Складніше проаналізувати та точно зрозуміти вплив на обслуговування клієнтів у процесі моніторингу мережі, в якому швидкість є ключовою. За

допомогою загальноприйнятого методу ідентифікації впливу на обслуговування споживачів за допомогою інформації про стан обладнання важко визначити вплив, коли не подається сигнал попередження та інформація є недостатньою, особливо у випадку так званих беззвучних попереджень. За таких обставин необхідно реалізувати систему моніторингу послуг, яка здатна виявляти якість, близьку до того, що відчують клієнти, оцінюючи її за даними мережі, незалежно від інформації попереджень. Цього можна досягти, збираючи різні дані з мережі, включаючи інформацію про сигнал обладнання та інтегруючи його у великі дані для аналізу ШІ.

У процесі технічного обслуговування також є можливість організувати обслуговування автоматично шляхом перетворення інформації попередження пристрою та роботи у великі дані для машинного навчання.

Для того, щоб здійснити моніторинг мережевих послуг на основі досвіду споживачів незалежно від інформації про стан обладнання, може бути використаний метод аналізу, що складається з наступних двох етапів:

- ШІ проаналізує мережеві дані та оцінить індекс, який може виражати якість взаємодії з клієнтами (QoE) для кожної послуги;
- зібрати приблизний QoE для кожної зони надання, ШІ виявить будь-який незвичайний стан (погіршення якості мережі) на основі значення функції та зробити висновок про стан розповсюдження, щоб вирішити проблему.

QoE – індекс суб'єктивної оцінки клієнтів які важко виміряти безпосередньо в мережі.

Використовуємо інший індекс якості обслуговування додатків – QoS. Оскільки також важко безпосередньо виміряти QoS додатка в мережі, ми оцінюємо QoS додатка з QoS мережі (пропускну здатність TCP тощо), який можна виміряти в мережі, і використовуємо приблизний QoS програми як заміну QoE (рис. 4.3).



Рисунок 4.3. – Зв'язок між QoS та QoE

Етапи використання метод аналізу штучного інтелекту для оцінки якості обслуговування додатків із мережі QoS, який можна отримати з мережі, використовуючи як приклад час завантаження веб -доступу.

1. Виміряти та отримати інформацію про фактичний час завантаження веб-сторінки тестовим терміналом тощо як даних.
2. Зібрати інформацію про якість зв'язку на рівні мережі, яку можна спостерігати в мережі (пропускна здатність) або інформацію про рух обладнання (статистичні значення, такі як кількість встановлених з'єднань для кожної одиниці обладнання).
3. Використовуючи створену модель ШІ, оцініть час завантаження веб-сторінки за інформацією про якість зв'язку на рівні мережі або інформацією про рух обладнання.

AI вивчить кореляцію інформації з часом завантаження веб-сторінки, зазначеним вище в (1), і виявить високо корельовану інформацію про сеанс доступу до Інтернету та інформації про рух обладнання. Потім AI створить модель аналізу для обчислення приблизного значення часу завантаження веб-сторінки, використовуючи високо корельовану інформацію (іншими словами, інформацію, яку можна отримати на стороні мережі).

Вище використовується приклад якості зв'язку, в якому QoE важко виміряти. На відміну від цього, коли якість з'єднання визначається просто тим, чи з'єднання в порядку або не в порядку (NG), таку інформацію про мережу (інформацію про відключення) можна безпосередньо застосувати як індекс QoE. У цьому випадку аналіз ШІ не обов'язково потрібен для оцінки QoE.

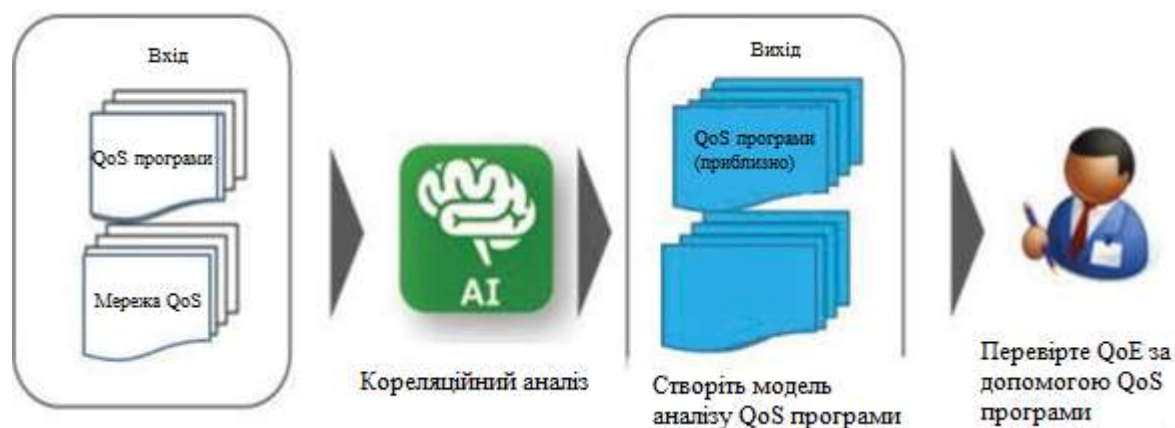


Рисунок 4.4. – Процес оцінки QoE за допомогою ШІ

У мобільній мережі, де використання ресурсів сильно змінюється залежно від мобільності населення, велика ймовірність, що QoE також буде змінюватися в залежності від часу та місця.

Класифікувати зібрані дані QoE на макроскопічні одиниці спостереження, які в даному випадку є зонами зв'язку. ШІ вивчить розподіл обсягів функцій у даних QoE, що спостерігаються у кожній області у часових рядах, для обох випадків, коли мережа знаходиться у нормальному та аномальному станах. Буде створена модель аналізу ШІ з розподілом QoE для кожної області, коли мережа нормальна [19].

За допомогою моделі аналізу штучного інтелекту створення кластеризації нормальних та аномальних станів з регулярно збираної інформації QoE. Визначено якість послуги як ненормальну при виявленні тенденції відхилення від стаціонарного стану.



Рисунок 4.5. – Виявлення аномалій при порівнянні із стаціонарним (установленим) станом



Рисунок 4.6. – Процес визначення аномалій якості послуг за допомогою ШІ

У цьому методі враховується присутність користувачів на межі зони обслуговування; будь-який випадок, що відхиляється від нормального стану мережі, вважається під впливом аномалії мережі, і може бути виявлено лише погіршення якості послуг, викликане аномалією мережі.

#### 4.4 Зміна моделі мережевих з'єднань

Штучний інтелект як термін описує обчислювальні техніки, що складаються з декількох основних галузей, кожна з яких зосереджена на різних методах, підходах або областях застосування. У рамках сімейства методів штучного інтелекту машинне навчання (ML) та його підгалузі нещодавно зазнали значного сплеску інвестицій, активності та популярності у кількох сферах які мають

значний вплив у довгостроковій перспективі. Завдяки постійному зростанню попиту на цифровий трафік мережі тепер підключають понад 4 мільярди людей на планеті та 10 мільярдів пристроїв. ML як набір інструментів важливий, оскільки зростаючий рівень складності випереджає здатність добре відомих методів надійно пропонувати рішення, а ML пропонує потенційний підхід для подолання цієї складності. Це особливо важливо для комунікацій між машинами, характерних для промислового використання, Інтернету речей та підвищеної неоднорідності цифрового трафіку в мережі.

У ШІ є такі методи як системи обґрунтування, системи на основі правил та знань, які значно перевищують працездатність людини. Зазвичай вони мають однопотоковий характер і зосереджені на вирішенні однієї проблеми або дії одночасно. Ці методи включають зрілість технологій ШІ, ймовірний вплив на важливі програми, та ймовірні часові рамки, коли технології ШІ можуть мати значення. На рис. 4.7 розглянуті такі важливі тенденції, як зростання з'єднань машин у мережі, а ієрархія мережевих та обчислювальних архітектур показана на рис. 4.8.



Рисунок 4.7. – Зміна моделі мережевих з'єднань

ШІ розглядається як важливий фактор зростаючого попиту на обчислювальні та накопичувальні ресурси в промислових додатках.

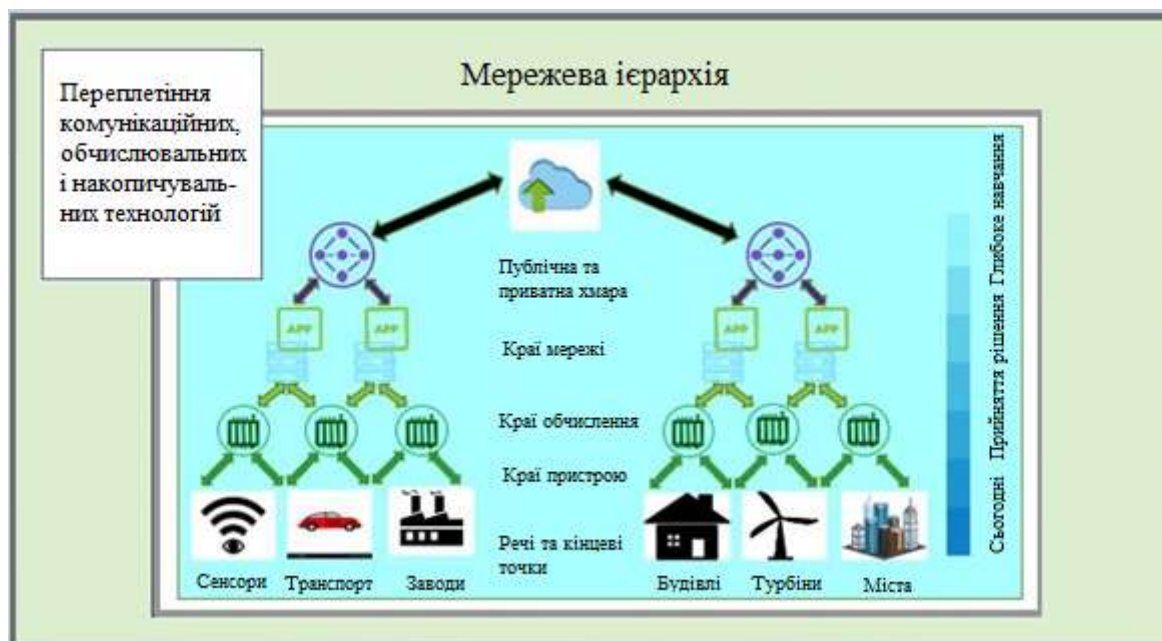


Рисунок 4.8. – Архітектура мережевої ієрархії

Використання технологій AI та ML має значний вплив на архітектуру мережі та ілюструє глибоке переплетення між комунікаціями, обчислювальними технологіями та сховищем [20].

#### 4.4.1 Управління самовідновленням за допомогою машинного навчання для надщільних мереж із забезпеченням QoS

Метод самовідновлення орієнтований надщільними малими стільниковими мережами пропонує алгоритми виявлення та компенсації перебоїв у роботі малих осередків як у ситуаціях, коли є ключові показники продуктивності, так і тоді, коли їх немає.

Розроблена схема самовідновлення складається з двох частин: невеликого механізму виявлення відключень сенсору (SCOD) і механізм компенсації відсутності невеликих осередків (SCOC).

Алгоритм SCOD розроблений для прийняття контекстної інформації у вигляді вибраних ключових показників продуктивності та інформації про положення користувача, використовуючи цю інформацію для виявлення та локалізації неправильних конфігурацій мережі, а також вимкнених сенсорів. Якщо ключові показники ефективності всередині мережі виходять за оптимальну межу, алгоритм спрацьовує і починається пошук відключення.

Алгоритм SCOC призначений для врівноваження навантаження в цих мережах малих стільникових мереж. Схема самовідновлення алгоритму виявлення та компенсації перебоїв від 4G до 5G, де самоорганізоване управління мережею відповідає машинному навчанню зображена на рис. 4.9.

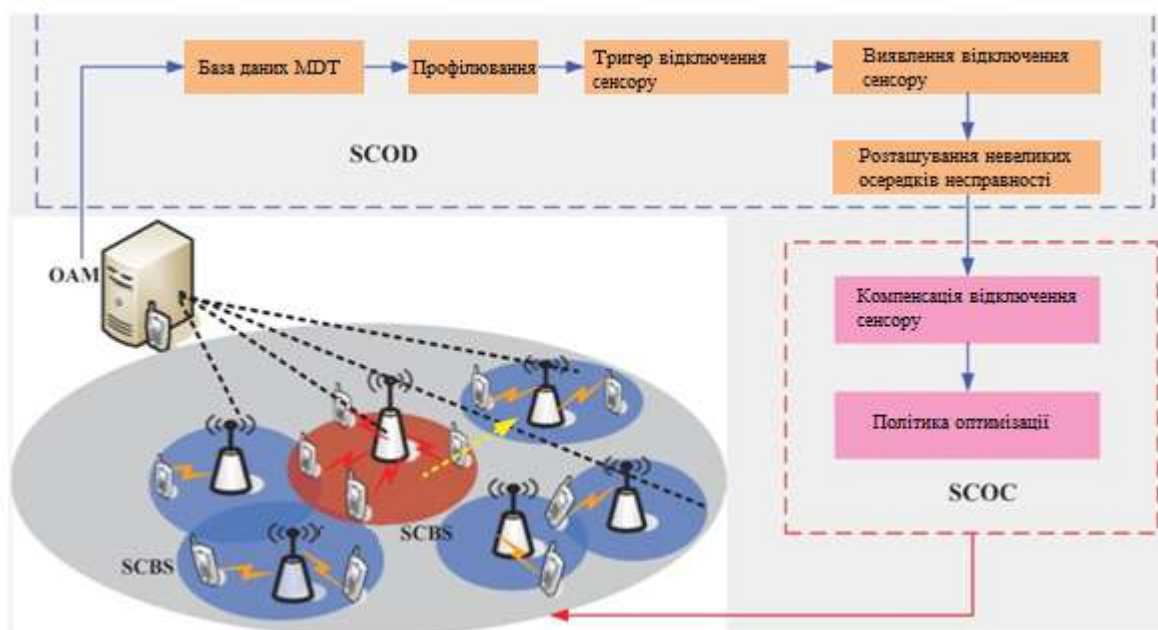


Рисунок 4.9. – Схема самовідновлення виявлення та компенсації перебоїв

Після виявлення відключення SCOD, схема SCOC намагається оптимізувати розподіл наявних ресурсів, врівноважуючи навантаження у визначеній зоні відключень, гарантуючи тим самим охоплення та якість послуг. Запропоноване рішення, у модельованому середовищі з 10 невеликих осередків та 50 користувачів, вважається практичними та ефективними для виявлення та компенсації перебоїв [20].

#### **4.5 Розробка алгоритму з використанням моделі штучного інтелекту для бездротової мережі зв'язку**

Динамічні та змінні рухи потенційних користувачів мережі та інші фактори навколишнього середовища є вічною загрозою для нинішніх та майбутніх бездротових комунікацій (як функція, що залежать від часу).

Термін DPT – залежність пропускної здатності мережі від часу, а залежність часу від пропускної здатності мережі – DTP, які разом називаються покриття місцевості за часом (CPT), виводяться як результати динаміки, які можна виразити як функції місця і часу. Ці явища погіршують ефективність будь-якої мережі бездротового зв'язку (WN) до найнижчої точки, звідки постачальник послуг мережі (NSP) може не мати іншого вибору, окрім як оновити мережу. Штучний інтелект, навпаки, глибоко просувається протягом останніх кількох десятиліть, розширюючи свій вплив у різних галузях науково-технічного розвитку. Однак ШІ майже відсутній у сфері визначення розміру та оптимізації мережі бездротового зв'язку, особливо для подій місця-часу.

Наведений нижче алгоритм зосереджений для розрахунку шляхом постійної обробки інформації про мережу та виявлення типу мережі. Як система дізнається ймовірні проблемні місцевості, апарат ШІ може виділити нову конфігурацію мережі, яку можна спостерігати за допомогою підключеного інтелектуального обладнання, такого як розумні антени та інтелектуальні БС.

### 4.5.1 Події місця-часу

На рис. 4.10 зображено відомий приклад кота Шредінгера, за винятком зміни, де цього разу клітка являє собою велику огорожену ділянку, а ядерне випромінювання знаходиться у межах контуру ділянки [21].

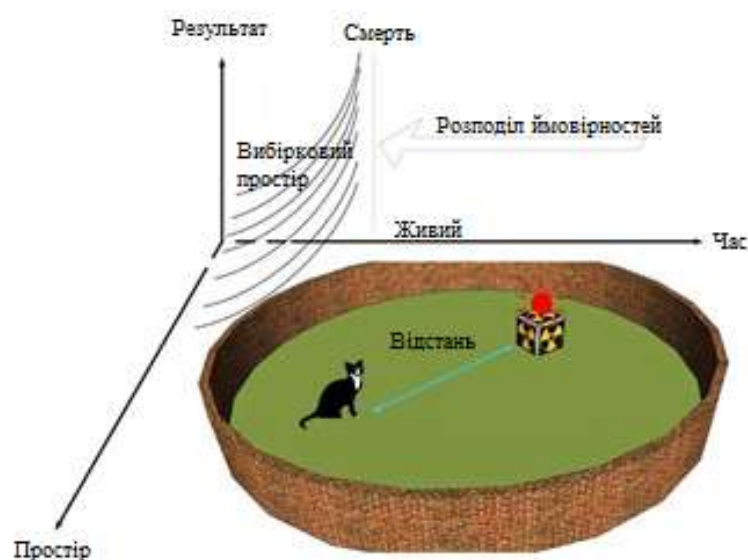


Рисунок 4.10. – Приклад події місця-часу: експеримент Шредінгера

У цьому прикладі, як ми можемо собі уявити, ймовірність того, що кішка залишиться живою не  $\frac{1}{2}$  (50%) весь час, а її ймовірність розподіляється між місцем і часом (як близько знаходиться до джерела випромінювання та як довго). Смерть кішки прямо пропорційна її близькості до радіації та часу, який вона проводить у ділянці на певному місці.

Під терміном "час" ми маємо на увазі обидва види часу, (i) абсолютний час, що говорить про тривалість часу, протягом якого триває процес, та (ii) час події, що вказує на час, коли подія сталася. Наприклад, я їхав на автомобілі 2 години, це абсолютний час, і я припаркував машину о 10:30, це час події.

Тим не менш, у цьому прикладі ймовірність результату є певною щодо місця та часу, тобто, якщо відоме положення кішки та час, який вона проводить у цьому місці, ми можемо визначити ймовірність того, що кішка мертва або жива .

Отже, це частково ненавмисна подія, оскільки ми бачимо, як поводить ся система, а місце і час згортаються один з одним [22].

#### 4.5.2 Відповідність часу та можливості

Вище була представлена показова подія, наслідки якої залежать від місця та часу. Щодо цього, припустимо, що територія, що має складну структуру густої міської, сільської місцевості, рослинності тощо. Приклад на рисунку 4.11, який є типовим прикладом постачальників послуг мережі, який намагається задовольнити з певною кількістю мережевих зон. На рис. 3 видно, що, як і будь-яка топологія, ця територія також має майже всі види середовища, а саме: щільне місто (DC), місто (C), передмістя (S), сільське (R), рослинне (V) та водойми (W). Такий топографічний приклад можна знайти в будь-якому столичному та середньому місті світу.

Тут важливо побачити, що щільність та властивості мережевих зон залежать від їх розташування. Ділянки в DC та C щільно упаковані, можуть мати меншу висоту, низьку потужність передачі тощо. Деякі з них є зональними ділянками, які просто призначені для споживання автомобільних доріг які мають нижчі носії та найвищу потужність передачі.



Рисунок 4.11. – Складне мережеве середовище

$n$  – це показник втрати шляху (PLR), який є числовим представленням "типу області" між  $T_x$  і  $R_x$ . Наприклад, якщо область між  $T_x$  та  $R_x$  відкрита, тоді „ $n$ ” приймає значення 2 і аналогічно,  $n = 3$  для міст,  $n = 4$  для міст із великою щільністю тощо. Таким чином, під час планування кількості ділянок  $T_x$ , необхідних для охоплення території, NSP може мати оцінку щільності ділянок, визначаючи тип зони. Це означає, що як тільки тип області відомий, можна розрахувати, як швидко сигнал розсіюється в цільовій зоні, віддаляючись від  $T_x$ , що врешті-решт оцінює щільність ділянки.

Аргументом цих різних конфігурацій є спосіб підходу до планування та розгортання мережі. Зазвичай мережа планується на основі ймовірності знайти користувачів у певному місці. Ймовірність збільшення кількості користувачів означає більші ресурси, тим самим викликаючи більший попит на мережеві зони в одиниці території. Іншою причиною різної щільності ділянок у різних місцях є простота роботи яку електромагнітна хвиля (EMX) поширює через середовище.

EMX від кількох передавачів навколо прилеглих областей мають шанси знайти матеріал у формі бетону, металів, пластмаси, скла, дерев, каменю, води тощо. Це можуть бути частини топології або штучних конструкцій, які можуть поглинати, відображати або дифрагувати EMX глибше, ніж за відсутності матеріалу. Поглинання сигналу призводить до падіння рівня сигналу на наступному шляху, а відображення змушує EMX відхилитися від призначеного шляху і розпадатися на кілька сигналів у різних інших напрямках, що взаємодіє з іншими EMX, створюючи перешкоди в точці перетину, тим самим зменшуючи силу сигналу. У DC та с пов'язані набагато більш, ніж інші типи областей. У рослинності поглинання вище, ніж відбиття. Конфігурація, положення та кількість мережевих зон значною мірою пов'язані з розподілом та розповсюдженням користувачів. Оскільки, в основному, щільність абонентів пропорційна типу зони, наприклад, у DC більшість користувачів (абонентів мережі) доступно більше часу, а також DC, S, R тощо, планування та розгортання мережевої зони розповсюдження стає простішим.

### 4.5.3 Покриття місцевості за часом



Рисунок 4.12. – Модель втрати динамічного шляху

Як показано на рис. 4.12, розглянемо сценарій, коли передавач ( $T_x$ ) у положенні P та приймач ( $R_x$ ) у положенні R розділені на відстань D, і існує точка Q між P і R, такі що PQ – це вільний простір. Тоді для моделі Фріса співвідношення потужності передавального та приймального сигналу можна виразити за допомогою [23]:

$$\frac{P_r}{P_t} = G_t G_r \left( \frac{\lambda}{4\pi D_0} \right)^2 \quad (1)$$

де,

$P_t$  – потужність передавання веб-сайту мережі;

$P_r$  – потужність приймального сигналу на Q приймачем;

$G_t$  – коефіцієнт посилення передавальної антени;

$G_r$  – коефіцієнт посилення антени приймача;

$\lambda$  – довжина хвилі використовуваного носія;

$D_0$  – відстань між P та Q.

Розглядаючи коефіцієнти посилення антени як одиницю, тобто  $G_t = G_r = 1$ , рівняння (1) дає модель втрати вільного простору (PLM), подану як:

$$PL_{fs}(D_o) = \frac{P_r}{P_t} = G_t G_r \left( \frac{\lambda}{4\pi D_o} \right)^2 \quad (2)$$

Формат рівняння (2) у децибелах можна отримати так:

$$PL_{fsdB}(D_o) = 10 \log_{10} \left( PL_{fs}(D_o) \right), \text{ або} \quad (3)$$

$$PL_{fs}(D_o) = 10 \log_{10} \left\{ \left( \frac{\lambda}{4\pi D_o} \right)^2 \right\} \quad (4)$$

Втрати шляху, зазані в точці R, на відстані D від P, можна отримати відносно втрати вільного простору на  $D_o$ , використовуючи відоме рівняння втрат шляху, згадане нижче як:

$$PL(D) = PL(D_o) + 10 \log_{10} \left( \frac{D}{D_o} \right)^n \quad (5)$$

Як ми бачимо, з рівняння (1) на потужність прийнятого сигналу на певній відстані "D" від  $T_x$  в першу чергу впливає показник втрати шляху "n".

Тепер припустимо, що людина досягає точки P і стоїть між  $T_x$  і  $R_x$  шляхом (див. Рис. 4). У такому випадку втрата на шляху не буде такою, як зазначено у рівнянні (1). Аналогічно, якщо більше людей оточує  $R_x$ , відбудеться подальше падіння значення приймального сигналу. Якщо NSP вирішує розгорнути WN за допомогою стандартних моделей втрат шляху, то розгорнута мережа повинна вийти з ладу в таких умовах [23].

Нове значення PLE можна виразити так:

$$n_{var} = n + N_{AR} \quad (6)$$

Де “ $n_{var}$ ” –змінна втрата шляху, –“ $n$ ” –вихідний PLE, а “ $N_{AR}$ ” –показний PLE, який є фактором місця-часу втрати шляху. PLM у рівнянні (5) тепер можна змінити так:

$$PL_{dyn}(D) = PL(D_o) + 10\log_{10} \left( \frac{D}{D_o} \right)^{n_{var}} \quad (7)$$

підставивши  $n_{var}$  у рівняння (7), маємо,

$$PL_{dyn}(D) = PL(D_o) + 10\log_{10} \left( \frac{D}{D_o} \right)^{n+N_{AR}} \quad (8)$$

розширюючи (8), маємо,

$$PL_{dyn}(D) = PL(D_o) + 10\log_{10} \left( \frac{D}{D_o} \right)^n + 10\log_{10} \left( \frac{D}{D_o} \right)^{N_{AR}} \dots \quad (9)$$

з (5) та (9) маємо,

$$PL_{dyn}(D) = PL(D) + 10\log_{10} \left( \frac{D}{D_o} \right)^{N_{AR}} \quad (10)$$

Диференціюючи обидві сторони з часом, ми маємо,

$$PL'_{dyn}(D) = PL'(D) + (N'_{AR})10\log_{10} \left( \frac{D}{D_o} \right) \quad (11)$$

З попередніх обговорень,

$PL(D)$ , та  $10\log_{10} \left( \frac{D}{D_o} \right)$  є константами; отже,

$$PL'_{dyn}(D) = (N'_{AR})10\log_{10} \left( \frac{D}{D_o} \right) \quad (12)$$

Це вказує на те, що зі зміною кількості людей змінилися і характеристики середовища. Середовище, яке могло бути сільським, тепер стало приміським або

міським. Отже, швидкість зміни PLM тепер не є постійною і залежить від того, як NAR включає динаміку користувача з часом. Ті самі рівняння можна виразити за положенням. Ця модель втрати динамічного шляху представлена як  $PL_{dyn}$ , яка, окрім усіх попередніх параметрів, враховує ще один фактор,  $N_{AR}$ , який визначений як доповнений реперкусивний показник.  $PL_{dyn}$  може враховувати будь-які фактори, які можуть вплинути на поширення EMB [23].

З наведеного вище обговорення можна сказати, що  $PL_{dyn}$  може мати змінні значення в однакових або різних місцях. Оскільки PLM вирішують кількість місць, необхідних для освітлення території,  $PL_{dyn}$  змінює парадигму, створюючи зміну в різних місцях, у різний час. Цей тип змінної покриття мережі визначається як залежність часу від пропускної здатності мережі (DTP).

#### 4.5.3 Залежність пропускної здатності мережі від часу

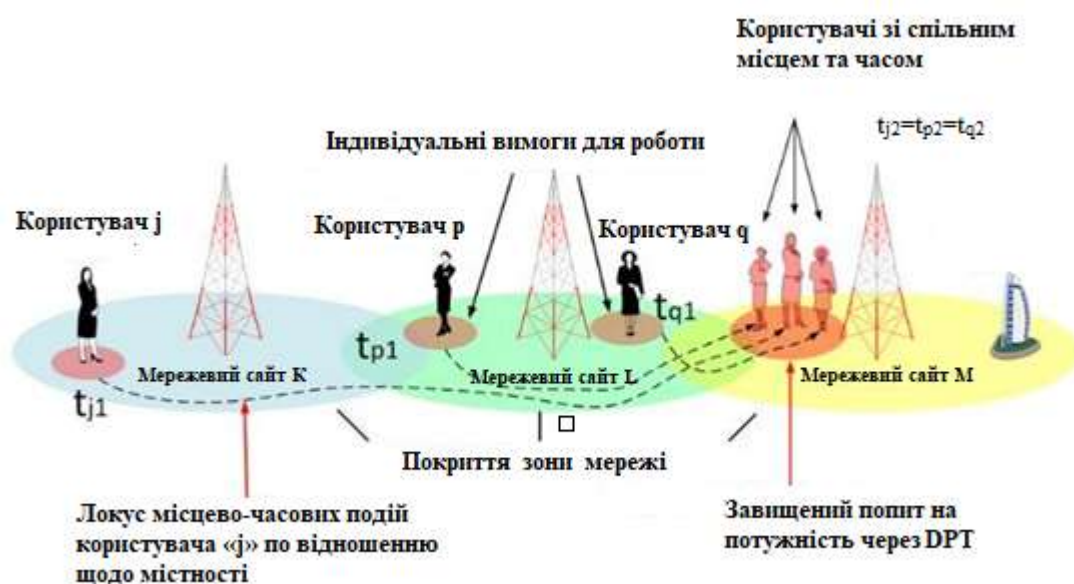


Рисунок 4.13. – Залежність пропускної здатності мережі від часу

Розглядаючи рис. 4.13, припустимо, що  $j$ -й користувач із вимогою пропускної здатності  $b_j$  стоїть у позиції  $p_j$ . Тоді, відповідно, ми можемо визначити функцію, яка відображає пропускну здатність з положенням у будь-який момент часу як:

$$iDPT(t) = p_j(t) b_j(t) \quad (13)$$

Де  $iDPT$  позначається як “Миттєва місцевості від часу ( $iDPT$ )”.

Якщо припустити, що користувач "j" пройшов шлях за проміжок часу ( $t_{j1}$ ,  $t_{j2}$ ), то, інтегруючи (13) щодо часу для діапазону ( $t_{j1}$ ,  $t_{j2}$ ), маємо,

$$\int_{t_{j1}}^{t_{j2}} iDPT dt = \int_{t_{j1}}^{t_{j2}} p_j(t) b_j(t) dt \quad (14)$$

Застосовуючи інтеграцію за частинами на RHS, ми маємо,

Оскільки  $p_j(t)$  є позиційною функцією, її диференціація з часом дасть функцію швидкості для користувача j, яка, як згадувалося раніше, є  $V_j(t)$ . Далі, оскільки ми знаємо, що  $b_j(t)$  – це швидкість передачі даних у бітах на секунду (bps), інтегрування її з часом дасть нам обсяг даних  $D_j(t)$ , який генерується протягом часового інтервалу ( $t_{j1}$ ,  $t_{j2}$ ). Отже, враховуючи ці точки у (15) та прирівнюючи LHS = RHS у (14) та (15), маємо,

$$\int_{t_{j1}}^{t_{j2}} iDPT dt = p_j D_j(t) \Big|_{t_{j1}}^{t_{j2}} - \int_{t_{j1}}^{t_{j2}} v_j D_j dt \quad (16)$$

При інтеграції протягом часового інтервалу  $iPТС$  дає попит на місцеву ємність часу (PТС), що формується протягом заданого часового інтервалу. Тому рівняння (16) можна переписати так:

$$DPT \Big|_{t_{j1}}^{t_{j2}} = p_j D_j(t) \Big|_{t_{j1}}^{t_{j2}} - \int_{t_{j1}}^{t_{j2}} v_j D_j dt \quad (17)$$

$$RHS = p_j \int_{t_{j1}}^{t_{j2}} b_j dt - \int_{t_{j1}}^{t_{j2}} \left( \frac{dp_j}{dt} \int b_j dt \right) dt \quad (15)$$

Рівняння (17) чітко вказує на показність мережі з динамікою користувачів. Перший термін на RHS рівняння (17) показує, що користувач j висунув попит на забезпечення обсягу даних  $D_j$ , перебуваючи в положенні  $p_j$ , а другий доданок показує сукупність обсягів даних під час руху. Ми можемо розширити рівняння

(17) для інших окремих користувачів та груп (див. Рис. 5). Ми також можемо побачити, що на рис. 5 кожен користувач створює свій власний локус попиту на DPT, що еквівалентно вимозі додаткових ресурсів [24].

#### **4.5.4 CPT та штучний інтелект**

Існують різні способи та складності для визначення DPT та DTP, вони обмежуються меншою кількістю параметрів. Тим не менш, оскільки і DPT і DTP залежать від динаміки в межах мережі, вони зазвичай доповнюють один одного. Ми об'єднали їх із загальним визначенням покриття місцевості за часом або, щоб вказати їх кореляцію.

Незважаючи на ефективне планування мережі та обсяги інвестицій в оптимізацію та оновлення мереж, WN не можуть позбутися CPT, що є досить доцільною проблемою. З огляду на майбутній попит на більшу пропускну здатність, величезну мобільність користувачів та багато інших пристроїв, останнім з яких є Інтернет речей (IoT), CPT, безперечно, викликає серйозне занепокоєння. Збільшення щільності користувачів та зручні, але потужні портативні пристрої збільшують шанси на часті та сильні коливання скупчень та рухів у групах, що, безперечно, завдасть більшої шкоди. Оскільки WN плануються на основі певних розподілів користувачів, попит для користувачів, які роумінгують, дуже незначний, що часто призводить до перевантаження мережі. Залучення машин до виконання розумних завдань ще краще; як і тоді, система більш надійна та точна. Це спонукає нас запропонувати проникнення штучного інтелекту (AI) у систему WN [24].



Рисунок 4.14. – SDN архітектура за допомогою ШІ

На рис. 4.14 показана архітектура за допомогою штучного інтелекту (ШІ), яка є потужною для обробки демонстративної поведінки мережі. Очікується, що ШІ буде мати такі компоненти:

- ефективна машина, яка має достатню потужність для управління великими даними та функціями;
- набір алгоритмів глибокого навчання та когнітивного (розумного) реагування для ітераційної конфігурації та керування мережею відповідно до вимог системи;
- мережа з підтримкою ШІ, означає, що все мережеве обладнання управляється апаратом ШІ.

Очікується, що як мережа базових станцій, так і основна мережа будуть з'єднані із загальною платформою ШІ, якою керує машина AI. Таким чином, зміна характеристик навколишнього середовища та коливання користувачів, які відчуються базовими станціями на місці, можуть бути надіслані на центральний комп'ютер для вивчення поведінки користувачів середовища. Слід зазначити, що середовище та поведінка користувача – це різні функції. Навколишнє середовище може змінюватись зміною складу матеріалу, що змінює діелектричні властивості середовища, а отже, є суто питанням покриття. Тоді як накопичення користувачів

– це питання охоплення (зміна діелектрика матеріалу) та ємності (зміна кількості пристроїв користувача). Обидві ці зміни можна відчутти за допомогою інтелектуальної антенної системи та вдосконалених базових станцій.

#### **4.6 Дослідження моделі системи штучного інтелекту для бездротових систем 5G**

Поява систем бездротового зв'язку передбачає новітні технології, включаючи автомобілі з автономним керуванням, безпілотні повітряні системи, автономні роботи, Інтернет речей та віртуальну реальність. Ці технології вимагають високої швидкості передачі даних, наднизької затримки та високої надійності, тобто, що обіцяє п'яте покоління систем бездротового зв'язку (5G). Багато дослідницьких груп стверджують, що 5G не може задовольнити його вимоги без інтеграції штучного інтелекту (ШІ), оскільки очікується, що бездротові мережі 5G створюватимуть безпрецедентний трафік, надаючи розробникам бездротових дослідників доступ до великих даних, які можуть допомогти передбачити потреби та налаштувати дизайн осередків відповідно до вимог користувачів. Згодом багато дослідників застосували AI у багатьох аспектах проектування бездротового зв'язку 5G, включаючи розподіл радіоресурсів, управління мережею та кібербезпеку. Нижче буде проведений огляд AI для систем бездротового зв'язку 5G. У бездротовому зв'язку та мережах 5G, обговорюючи багато прикладів та пов'язані з ними проблеми, а також проливаючи нове світло на майбутні напрямки досліджень для використання AI у бездротовому зв'язку 5G [25].

Бездротовий зв'язок і мобільні мережі стикаються з багатьма проблемами, щоб задовольнити безпрецедентно зростаючі вимоги доступу до бездротових послуг із наднизькою затримкою та високою швидкістю передачі даних. Сьогодні мережа 5G є основною технологією багатьох найсучасніших технологій, таких як Інтернет речей (IoT), інтелектуальна мережа, безпілотні повітряні системи та

автомобілі, що управляються автономно. 5G бездротові мережі мають характеризуватися високою гнучкістю в дизайні та управлінні та розподіл ресурсів для задоволення зростаючих потреб цих гетерогенних мереж і користувачів.

Специфікації 5G розглядають гнучкість дизайну як одну, але фундаментальну опору 5G New Radio, яка може бути досягнута за допомогою інтеграції програмного забезпечення, тобто функції визначеної мережі (SDN) та функцій віртуальної мережі (NFV). Така гнучкість дозволяє гнучкої системи 5G, яка може налаштовуватися в режимі реального часу для оптимізації розподілу ресурсів, одночасно покращуючи якість досвіду користувачів, що вимагає точного прогнозування поведінки мережі, вимог до трафіку та мобільності користувачів. Багато провідних груп досліджень без проводів передбачають, що штучний інтелект (AI) – це наступна велика технологія, що готова забезпечити 5G гнучкістю та необхідним інтелектом. з цієї причини багато дослідників досліджували ефективність цієї теорії в багатьох аспектах бездротового зв'язку 5G, включаючи модуляцію, кодування каналів, управління перешкодами та планування, розділення 5G, кешування, енергоефективність та кібербезпеку. Багато надані оглядові та навчальні документи. огляд бездротового штучного інтелекту [26].

Також глибоке навчання може розширити можливості кількох додатків у бездротових системах. Зокрема на деяких типах нейронних мереж, таких як повторювані, шипуваті та глибокі нейронні мережі, і на те, як це може спровокувати деякі проблеми бездротового зв'язку. Бездротовий штучний інтелект з особливим акцентом на тому, як методології штучного інтелекту можуть вирішувати складні проблеми в бездротових мережах 5G, враховуючи багато аспектів бездротового зв'язку та мереж [27]. Машинне навчання можна застосувати за допомогою добре підібраних прикладів; визначаємо переваги та недоліки використання такого машинного навчання/глибокого навчання для вирішення кожної конкретної проблеми. Також надаємо деякі майбутні напрямки досліджень для подолання викликів, що стоять перед AI [28].

Технологія включає машинне навчання та глибоке навчання. Теорія глибокого навчання всебічно і добре встановлена. Методи машинного навчання в основному можна класифікувати за трьома основними категоріями: наглядове навчання, навчання без нагляду та навчання з посиленням. У першій категорії є відображення між входом і виходом. Моделям машинного навчання надаються мітки набору даних на виході, і він повинен оптимізувати ваги функції витрат, щоб найкраще вивчити уявлення вхідних даних та правила, які відображають ці вхідні дані та їхні результати. На відміну від цього, у цій другій категорії мітки виводу не визначені для моделей машинного навчання, що саме повинно підкреслювати будь-які приховані шаблони на вході та кластерувати елементи вхідного набору даних. Таким чином, можна сказати, що основна функція неконтрольованого навчання лежить в основі шаблонів замість відображення вхідних даних та їх міток. Прикладами прийомів цієї категорії є такі методи кластеризації, як K-засоби та самоорганізуючі карти. І в навчальному, і під наглядом без нагляду немає функції винагороди, яка присутня у навчанні підкріплення, що визначає механізми винагороди, щоб дати зворотний зв'язок з моделлю. Останній тип – навчання з підкріпленням, яке будується на основі встановлення механізму винагороди. Подібно до навчання з наглядом, у навчанні з підкріпленням відбувається співставлення між входом і виходом. Протягом останніх десятиліть у багатьох технологіях використовувався клас методів, що називаються глибоким навчанням, який може бути або контрольованим, без нагляду або посиленням. Одним з популярних класів глибокого вивчення є згортоква нейронна мережа. Нейронна мережа – це мережа нейронів, які взаємопов'язані, і кожен нейрон складається з зваженої суми входів та однієї функції активації, такої як сигмоподібна функція, випрямлена лінійна одиниця (RELU), поріг та softmax. Основними способами, на яких побудовані нейронні мережі, є алгоритми розповсюдження вперед та назад. Перший розраховує вихід як функцію входів. Останній обчислює вагові коефіцієнти, щоб мінімізувати похибку між прогнозованим і реальним результатом. Поглиблене навчання Для цього ми зосереджуємось на згортковій нейронній мережі (ConvNet/CNN), яка є

однією з найпопулярніших методів глибокого навчання алгоритм. Архітектура ConvNet подібна до структури з'єднання нейронів у корі мозку людини.

Звертові шари: вибір функцій та навчання, у цій першій частині існують три основні завдання, на яких будуються шари згортки (операція згортки, виправлена лінійна одиниця та об'єднання). Операція згортки пропускає вхідні сигнали через набір згорткових фільтрів, кожен з яких активує певні функції з сигналів. Виправлена лінійна одиниця (ReLU) забезпечує швидше та ефективне навчання, зберігаючи лише позитивні значення. Цей процес відомий як активація, оскільки лише активовані характеристики передаються в наступний рівень. Виконує нелінійну дискретизацію і, таким чином, зменшує кількість параметрів, які мережа повинна засвоїти.

Рівні класифікації: після шарів вибору об'єктів або шарів згортки об'єкти потім передаються в класифікатор, такий як повністю під'єднана нейронна мережа. На цьому рівні можна використовувати й інші шари класифікації, але ми зосереджуємось на нейронній мережі, яка забезпечує глибоке навчання. Нейронна мережа складається щонайменше з трьох частин: одного вхідного шару, одного або кількох прихованих шарів, одного вихідного шару.

Вхідний шар складається з вхідних елементів, вибраних у шарах, описаних раніше. Приховані шари, кожен з яких складається з одного або кількох нейронів, вивчають абстрактні представлення вхідних даних. Вихідний рівень реалізує класифікацію мережі за допомогою порогової або softmax функції активації. Нейрон є будівельною одиницею нейронної мережі. Він складається з функції активації  $g$ . Вихід кожного нейрона є функцією активації суми всіх зважених вхідних значень і зміщення, яке можна виразити як:

$$g = g \left( \sum_{i=0}^{i=n} w_i * x_i + \text{Заміщення} \right) \quad (18)$$

де  $g$  означає функцію активації. Поширення уперед — це один, але важливий алгоритм, який використовується в нейронних мережах. Далі ми опишемо математичну модель цього алгоритму. Функції введення подаються як:

$$x = [x_0, x_1, x_2, \dots, x_m] = a^0 \quad (19)$$

де  $m$  позначає кількість характеристик входів. Загалом,  $i$ -й нейрон  $l$ -го шару задається:

$$a_j^{(l)} = g_j^{(l)} \left( \sum_{i=0}^{i=n} a_i^{(l-1)} + b_{ji}^{(l)} \right) \quad (20)$$

Вихідний шар нейронної мережі складається з одного нейрона з функцією активації, що дає функцію гіпотези наступним чином:

$$h_{\theta}(x) = g_j^{(l)} \left( \sum_{i=0}^{i=n} a_i^{(l)} \right) \quad (21)$$

Далі нейронна мережа набуває свої ваги та упереджень. Цей процес добре відомий як зворотне поширення. Щоб визначити оптимальні ваги, які мінімізують, можна використовувати кілька оптимізаторів.

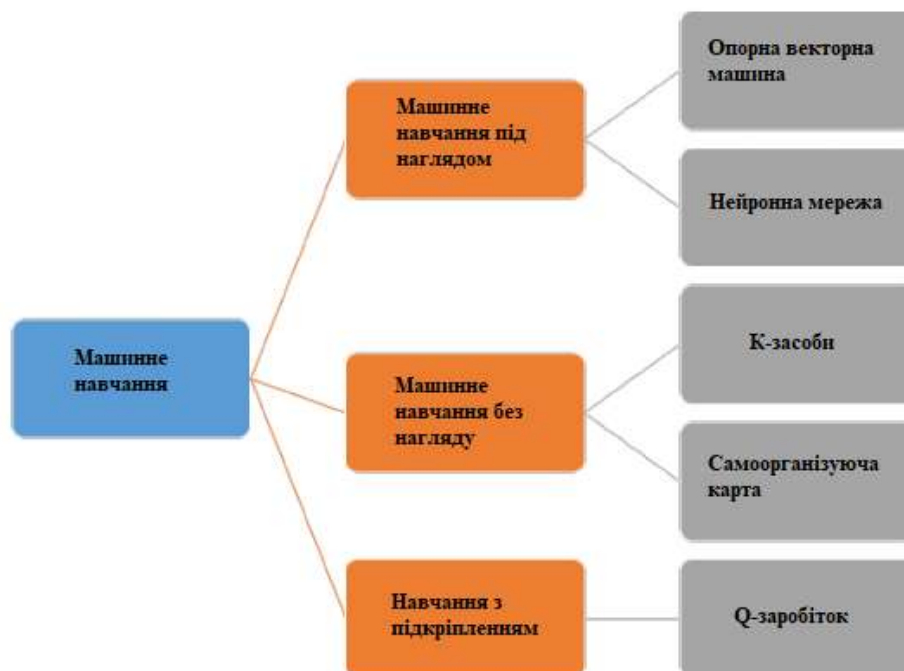


Рисунок 4.15. – Архітектура нейронної мережі 1

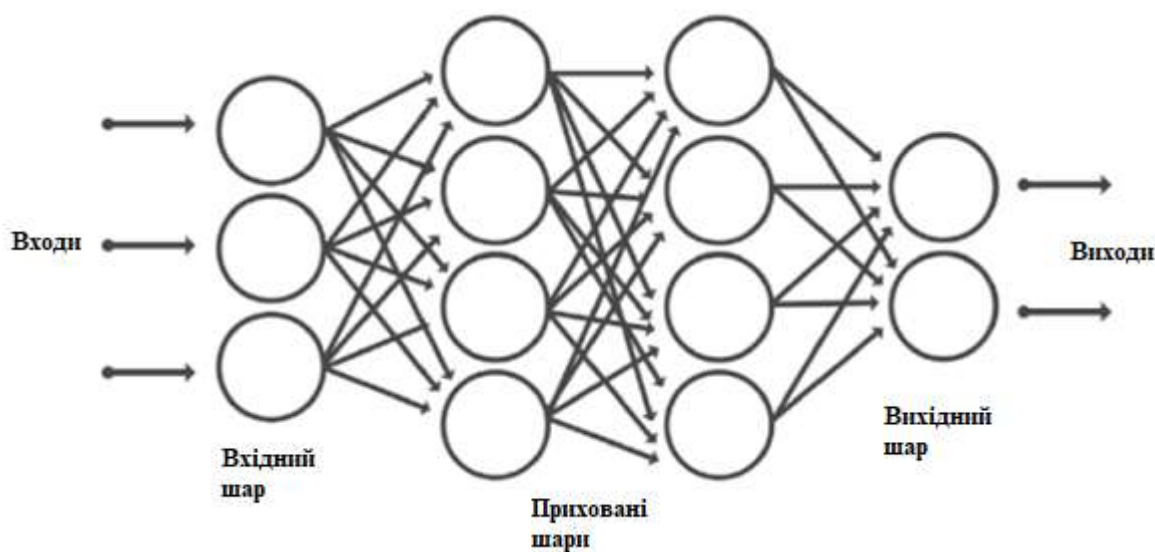


Рисунок 4.16. – Архітектура нейронної мережі 2

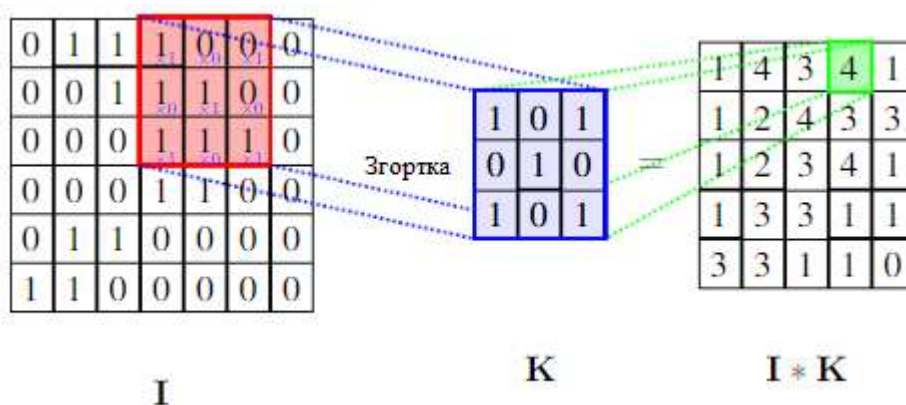


Рисунок 4.17. – Згортка

Прикладами цих методів є градієнтний спуск, стохастичний градієнтний спуск та оптимізатор Адама. Надаючи навчальний набір:

$$[(x^{(1)}, y^{(1)}), (x^{(2)}, y^{(2)}), \dots, (x^{(m)}, y^{(m)})],$$

функція витрат крос-ентропії  $J(\theta)$  задає як змінюється вартість або помилка, коли ми змінюємо вагу та зміщення. Це еквівалентно мінус логарифмічної ймовірності для даних  $y_{(i)}$  за гіпотезою  $h_{\theta}(x)$ . Математичний вираз цієї функції витрат дається

$$J(\theta) = \frac{-1}{m} \sum_{i=1}^m \sum_{k=1}^K y_k^{(i)} \log(h_{\theta}(x^i)_k) + (1 - y_k^{(i)}) \log(1 - (h_{\theta}(x^i)_k)), \quad (22)$$

де  $m$  розмір даних навчання,  $K$  – кількість вихідних класів,  $h_{\theta}$  – функція гіпотези,  $\theta(j, i)^{(l)}$  – це ваги, призначені для зв'язку між  $i$ , тоді

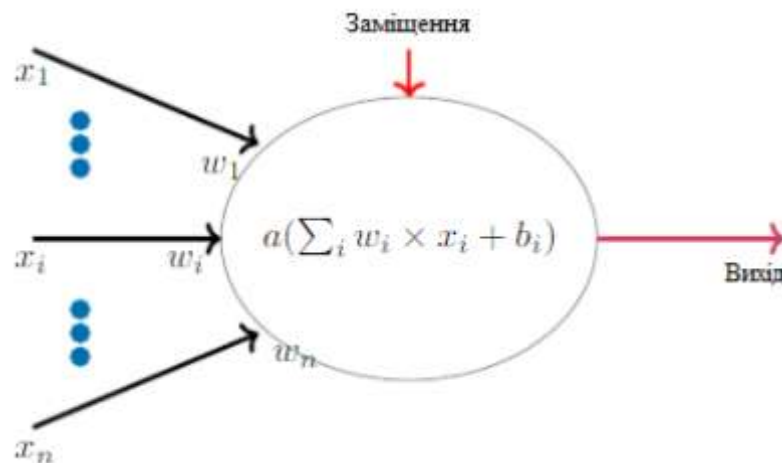


Рисунок 4.18. – Штучне нейронне уявлення

Введення  $j$  нейронів  $i$  шар. Після визначення перехресної ентропійної функції наступним кроком є мінімізація  $J(\theta)$  у зворотному поширенні, що виражається як:

$$\min J(\theta) \quad (23)$$

Процес обчислює часткові похідні функції перехресної ентропії  $J$  щодо будь-яких ваг  $w$  у нейронній мережі [29, 30].

Massive MIMO та Beamforming Massive MIMO – одна з особливостей 5G. Завдяки використанню великої кількості антен 5G може зосередити передачу та прийом потужності сигналу на все менші області космосу. Однак ця технологія стосується кількох питань. Для подолання цих проблем у Massive MIMO було застосовано машинне навчання/глибоке навчання. Наприклад, точна оцінка каналу за допомогою простих методів оцінки та врахування кількості пілотів, що враховують територію, є складною для масового MIMO: оцінювач найменших

квадратів низької складності (LS) не досягає задовільної продуктивності, тоді як оцінка каналу з мінімальним середнім квадратичним помилкою (MMSE) дуже складна. Машинне навчання чи глибоке навчання можна використовувати, щоб обійти цю проблему.

Машинне навчання та глибоке навчання також були досліджені для оптимізації ваги елементів антени в масиві MIMO. Глибоке навчання та машинне навчання можуть передбачити розподіл користувачів і, відповідно, оптимізуючи вагу елементів антени, можуть покращити покриття у багатостільниковому сценарії. Класифікація автоматичної модуляції (AMC) є основною технікою в некооперативних системах зв'язку. Розпізнавання модуляції є одним із завдань, яке може допомогти в класифікації типу модуляції прийнятого сигналу, що є необхідним кроком до розуміння та відчуттів бездротового середовища. Якісне зондування та адаптація покращують спектральну ефективність та зменшення перешкод. Системи AMK на основі глибокого навчання складаються з трьох основних частин: перша частина-це обробка сигналу для підвищення якості прийнятих зразків, корекція зсуву частоти, контроль посилення, підсилювачі та фільтрація. Друга частина передбачає вилучення таких характеристик, як амплітуда, фаза та частота прийнятого сигналу. Остання частина – це класифікатор сигналів: класифікація типів модуляції [31].

Глибоке навчання може досягти високої точності класифікації модуляції. Наприклад, автори запропонували ANN (два приховані шари з 50 і 25 нейронами), який використовує системну AMC, яка складається з алгоритму прискореного адаптивного оцінювання моментів Нестерова для поліпшення часу навчання. Автори передали кілька методів модуляції, таких як BPSK, QPSK, 8PSK, 16QAM, CPFSK, GFSK та GMSK з різними рівнями потужності SNR, від 5дБ до 45дБ. Зібрані сигнали були попередньо оброблені, і були вилучені такі характеристики, як амплітуда, фаза, частота, статистика сигналу, такі як моменти та кумулянти. Запропонована модель дає класифікацію модуляції майже в режимі реального часу з точністю 98%, але вона неефективна при низькому співвідношенні SNR.

Довгострокова короткострокова пам'ять (LSTM) може досягти точності класифікації, близької до 90% при різному сигналі -умови співвідношення шуму (від 0 дБ до 20 дБ). Автори використовували набір даних RadioML2016.10a. LSTM з двома шарами перевершує підтримку векторної машини, заміщень та K-найближчих сусідів. Тим не менш, продуктивність цих моделей становить менше 20% при SNR нижче – 10 дБ. AlexNet, який являє собою велику модель на основі CNN, що має вісім шарів згортки та три повністю з'єднаних шару, для класифікації 11 типів модуляції, які можуть досягти середньої точності 87%. AlexNet розроблений для класифікації зображень, тому автори запропонували перетворити складні вибірки модульованого сигналу на діаграму сузір'я. Вони генерували 10000 зображень та 1000 зображень із сузір'я та діаграм за типом модуляції. Кожне зображення складається з 1000 вибірок модульованого сигналу, а діапазон SNR коливається від –4dB до 14dB. AlexNet перевершує AMC на основі векторної машини та кумулянта, і не вимагає жодного кроку вибору функцій. Глибоке навчання представляє надійну методологію для автоматичної класифікації модуляції. Ця методологія має ряд переваг, таких як короткий час обробки та стабільна продуктивність при низькому співвідношенні сигнал / шум.

Кодування каналів Помітною особливістю інтерфейсу 5G є використання нових методів кодування каналів: у каналах даних використовуються коди перевірки парності низької щільності (LDPC), а в каналах керування-полярні коди. Однак використання цих методів має деякі обмеження. Наприклад, полярні коди можуть досягти чудової продуктивності, але для досягнення цієї продуктивності потрібно кілька ітерацій, і неможливо передбачити, наскільки швидко полярні коди можуть досягти цієї бажаної продуктивності. Крім того, LDPC-коди страждають від високої складності декодування, коли або він використовується з великим блоком, або канал знаходиться під кольоровим шумом [31, 32].

Глибоке навчання добре відоме своєю високою структурою паралельності, яка може реалізувати одноразове кодування/декодування. Кодування на основі глибокого навчання – це сприятливий метод для включення 5G NR. Наприклад,

навчання з підкріпленням для ефективних стратегій декодування для двійкових лінійних кодів, таких як коди Ріда-Мюллера та BCH, і в якості прикладу вони розглянули декодування з перевертанням бітів. Автори відобразили вивчене дешифрування бітового копіювання у процес прийняття рішення Маркова та переформулювали проблему декодування з використанням обох стандартів та вмонтованого Q-навчання з нейронною мережею. Архітектура нейронної мережі складається з двох прихованих шарів з 500 і 1500 нейронами з функціями активації ReLu. Для навчальних гіперпараметрів – десять ітерацій та 0,99 як коефіцієнт знижки. SNR коливається від  $-2$  дБ до 8 дБ.

#### **4.7 Цифрова трансформація та потенційний вплив штучного інтелекту на 5G та майбутні мережі**

Еволюція інфраструктури телекомунікацій у напрямку 5G та майбутніх мереж сьогодні стикається з трьома основними технічно-економічними проблемами:

- спрощенням архітектури мереж (наприклад, затримка та виведення з експлуатації, одночасно досягаючи більшої ефективності та економічної ефективності);
- погіршення чи покращення функцій та послуг віртуальної мережі;
- оптимізація та автоматизація процесів OSS/BSS для пом'якшення зростаючої складності.

Архітектурна модель високого рівня для телекомунікацій: саме зростаюча складність цієї трансформації, як з точки зору технологій, так і наслідків для бізнесу, визначила оновлений інтерес до ШІ/МЛ, що проявляється у зростанні інвестицій у відповідні системи, методи та інструменти для майбутніх мереж і 5G. Параметри SDN та NFV дозволять від'єднати архітектуру програмного забезпечення, якщо, з одного боку це забезпечить підвищену гнучкість, то з іншого боку з'явиться нова складність. Фізичний рівень інфраструктури

включатиме обробку, пам'ять/сховище та мережеві ресурси, тоді як рівень віртуалізації (тобто програмне забезпечення) забезпечить через прикладні програмовані інтерфейси (API), різні рівні абстракції всіх ресурсів, функцій та послуг (наприклад, від середніх блоків до програм).

VNF (функція віртуалізованої мережі) та послуги будуть динамічно поєднуватися та організовуватися для створення конкретні наскрізні ланцюжки послуг, що обслуговують додатки. центри обробки даних невеликого розміру, що знаходяться на межі інфраструктури, можуть розміщувати менші центральні офіси (покращення мережі).

У цій архітектурній моделі високого рівня ОС буде грати роль програмної платформи, що дозволяє управляти, контролювати та організовувати (наприклад, OSS/BSS) процесами та послугами через безпечний і контрольований доступ до всіх абстракцій для обслуговування будь-яких вертикальних додатків.

Ця технологічна еволюція різко збільшить гнучкість мережевих та сервісних платформ, забезпечуючи при цьому рівні програмованості, надійності та продуктивності, що вимагаються майбутніми сценаріями та програмами 5G, З іншого боку складність управління такими майбутніми інфраструктурами перешкоджатимуть рукотворним операціям, тим самим викликаючи нагальні потреби при проектуванні та розгортанні ОС із функціями AI/ML.

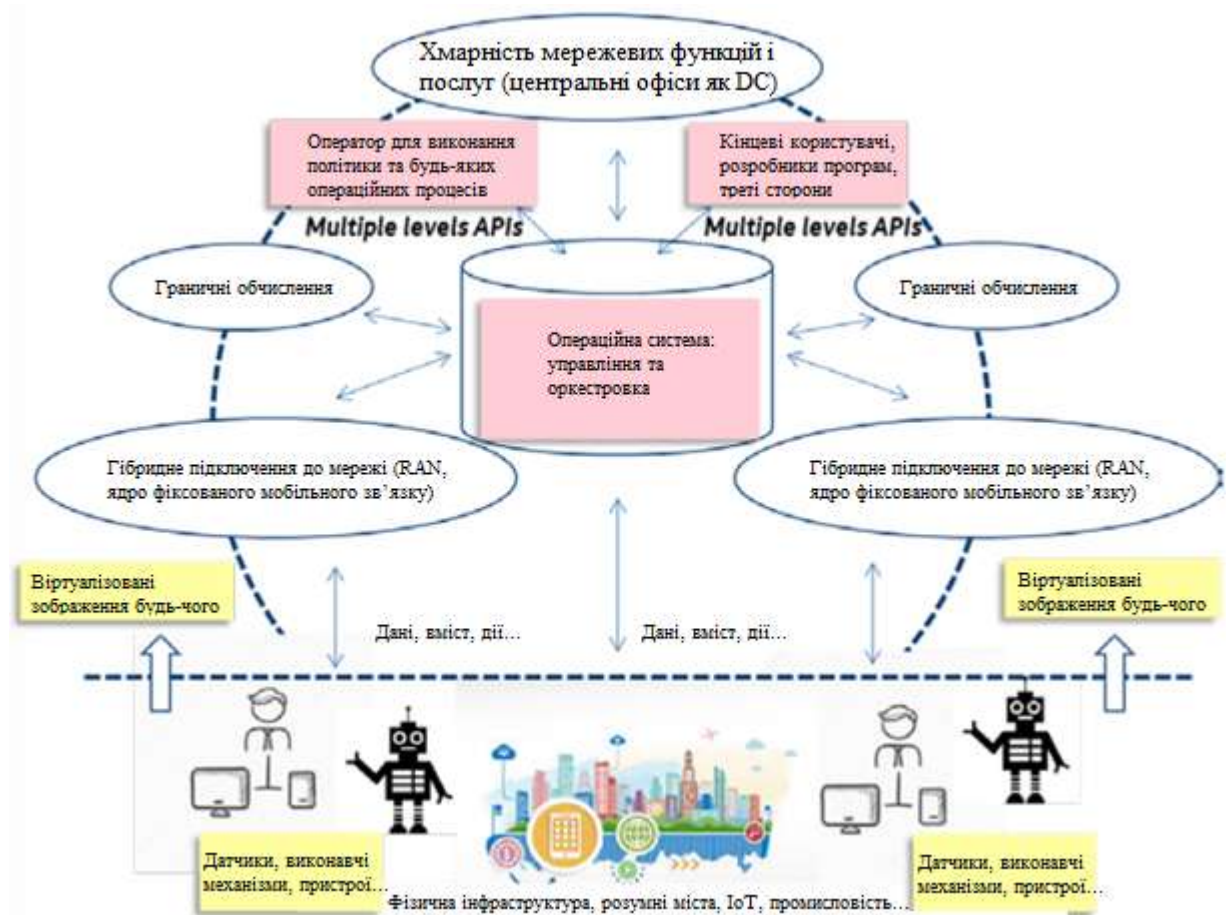


Рисунок 4.19. – Загальна еталонна модель 5G та майбутніх мереж

Використання величезного потоку даних, створеного інфраструктурою дозволить автоматизувати процеси шляхом впровадження когнітивних можливостей на різних рівнях. Приклад когнітивних можливостей включає: розуміння потреб у застосуванні та автоматизацію динамічного надання послуг; моніторинг та підтримка стану мережі; динамічне розподіл ресурсів і послуг віртуальної мережі; забезпечення надійності мережі та застосування політики безпеки. Цілком ймовірно, що це також дозволить використовувати інноваційні функції при наданні майбутніх цифрових пізнавальних послуг для будинків, підприємств, транспорту, виробництва та ін. вертикалі, включаючи розумні міста.

Вимоги майбутніх послуг вимагатиме автоматичних каркасів для наметів, здатних: компілювати наміри для обробки ОС; застосування політики та перевірка властивостей; подання на розподіл ресурсів; перевірка можливості, налаштування мережевих ресурсів. Тоді доцільно це стверджувати Потенціал

AI/ML буде настільки цінним для стійкості телекомунікацій та ІКТ, які не тільки допоможуть отримати простоту необхідного рівня для роботи майбутньої інфраструктури, але вона також буде потенційно дозволить створити нові послуги.

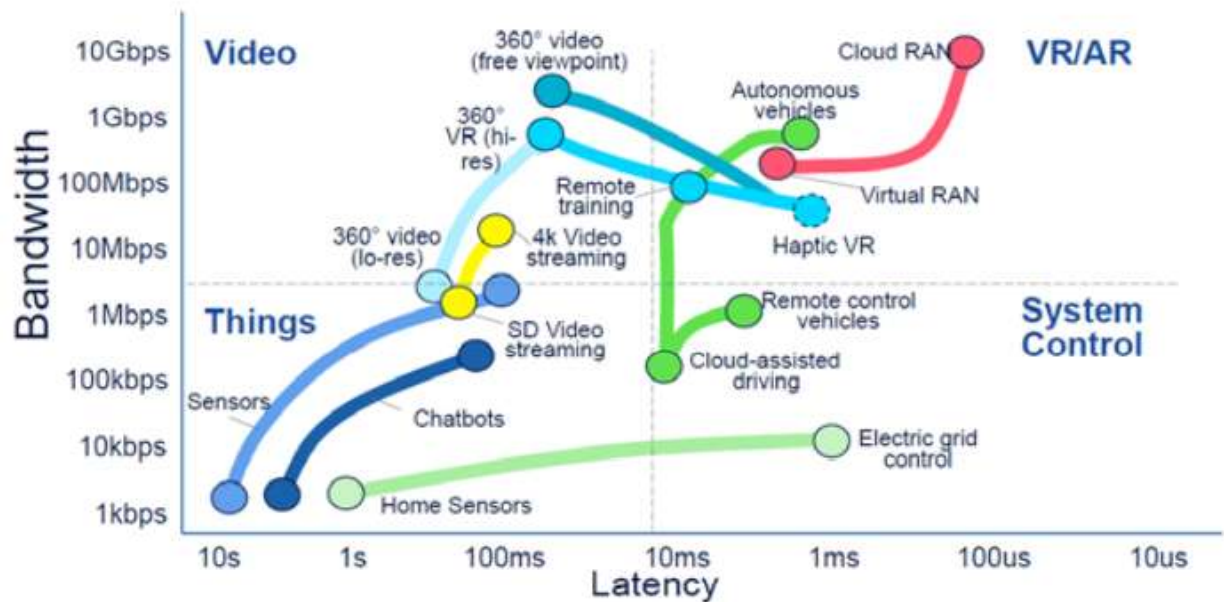


Рисунок 4.20. – Вимоги пропускної здатності та затримки програм та послуг

Сьогодні багато операторів зв'язку все ще покладаються на процеси ручного управління: з іншого боку, чітко усвідомлюється потенціал використання рішень на базі штучного інтелекту для автоматизації, що дозволяє зменшити витрати, збільшити продуктивність та збільшити цінність. Обґрунтування полягає у використанні ШІ для автоматизації операційних процесів на основі збору та опрацювання реального часу даних про стани та рівні виконання вузлів (систем) та логічні (віртуальні) ресурси тощо.

ШІ може автоматизувати процеси управління, керування та оркестрування (наприклад, МСО) фізичних частин обладнання, які сьогодні в основному здійснюються людьми, запроваджуючи цикли управління, що діють на віртуальні/логічні сутності (наприклад, віртуальні машини, контейнери, побутова техніка тощо). У цьому напрямку ШІ обіцяє поставити масштабовані функції

OSS/BSS на основі моделей ML, здатних бачити та інтерпретувати стан мільйонів мережевих об'єктів за допомогою аналізу величезних потоків даних.

Крім того, розрахункові дані про мережу та послуги (наприклад, у мережах радіодоступу та в ядрі), що ґрунтуються на даних про моделі обслуговування та трафіку клієнтів, дозволяють покращити якість обслуговування клієнтів, одночасно оптимізуючи час використання ресурсів.

#### 4.7.1 GANS 5G Генеративно-змагальні нейронні мережі

GAN – це відносно нова архітектура машинного навчання для нейромереж.

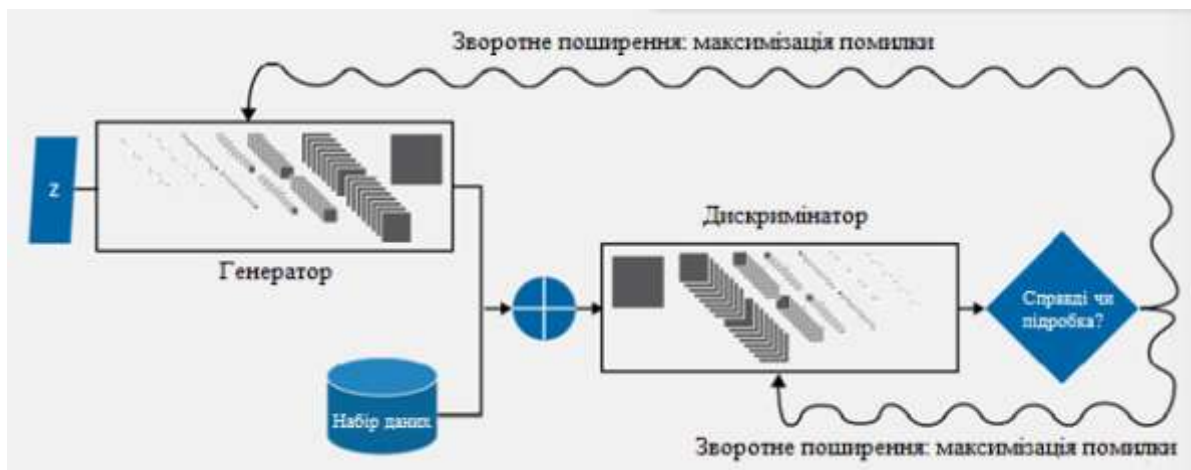


Рисунок 4.21. – Архітектура генеративно-змагальних нейронних мереж

Керовані нейронні механізми навчаються та випробовуються на їх основі велика кількість "маркованих" зразків. Наприклад, керований механізм класифікатора зображень потребує набору зображень з правильними мітками. Неконтрольовані нейрони навчаються з помилок і намагаються уникнути помилок у майбутньому. Можна розглядати GAN як нову архітектуру некерованої нейронної мережі, здатну досягти набагато кращої продуктивності у порівнянні з традиційними. Перша мережа приймає шум як вхідний сигнал і генерує вибірки (генератор).

Другий (дискримінатор) отримує зразки як від генератора, так і від навчальних даних, і повинен вміти розрізнити два джерела. Обидві ці роботи

грають у гру, де генератор вчиться створювати все більш реалістичні зразки, а дискримінатор вчить покращувати та краще відрізнити отримані дані від реальних.

Ці дві мережі навчаються одночасно, щоб змусити сформовані зразки бути нечіткими для визначення з реальних даних. GAN дозволить навчити дискримінатора як невідконтрольну "оцінку щільності", тобто контрастну функцію, яка дає нам низьке значення для дані та вищий результат для всього іншого: дискримінатор повинен розробити хороше внутрішнє представлення даних для належного вирішення цієї проблеми.

Раніше вважалося, що GAN нестабільні: стабілізація змагальних мереж, починаючи з генераторів зображень із використанням LAPGAN (змагальних мереж Laplacian) та DCGAN (Deep Convolutional Generative Adversarial Networks) та продовжуючи більш складні зусилля у створенні відеопотоків.

Хоча потенціал DL-NN (глибоких навчальних нейронних мереж) для аналізу високомірних потоків даних був визнаний вже в 1990-х роках, DL протягом тривалого часу погіршувався через те, що традиційні методи навчання NN, такі як градієнтний спад негативний градієнт функції помилки мережі) виявляються, що повільно сходяться (якщо вони взагалі сходяться), коли градієнт повинен бути розповсюджений на кілька шарів. Це відоме як проблема зникаючого градієнта: відмінність між бажаними та фактичними значеннями функції, обчисленої за допомогою NN (похибка), зменшується експонентно з кількістю шарів, що ускладнює виявлення градієнта помилок та його дотримання з боку традиційних методи навчання.

Принцип DL та підхід до цієї проблеми демонструє рис. ?. Не тільки навчання проміжних шарів мережі на основі остаточної класифікації або аналітики виявлення аномалій, які необхідно виконати, методи DL навчають кожну пару внутрішніх шарів перекладати оригінальний простір фігури в інший. Цей переклад зберігає ймовірність щільності простору вхідних даних: точки вхідних даних відображаються у (зазвичай меншу) кількість вихідних даних, кожна з яких має багато подій, що дорівнює сумі входів відображених входів.

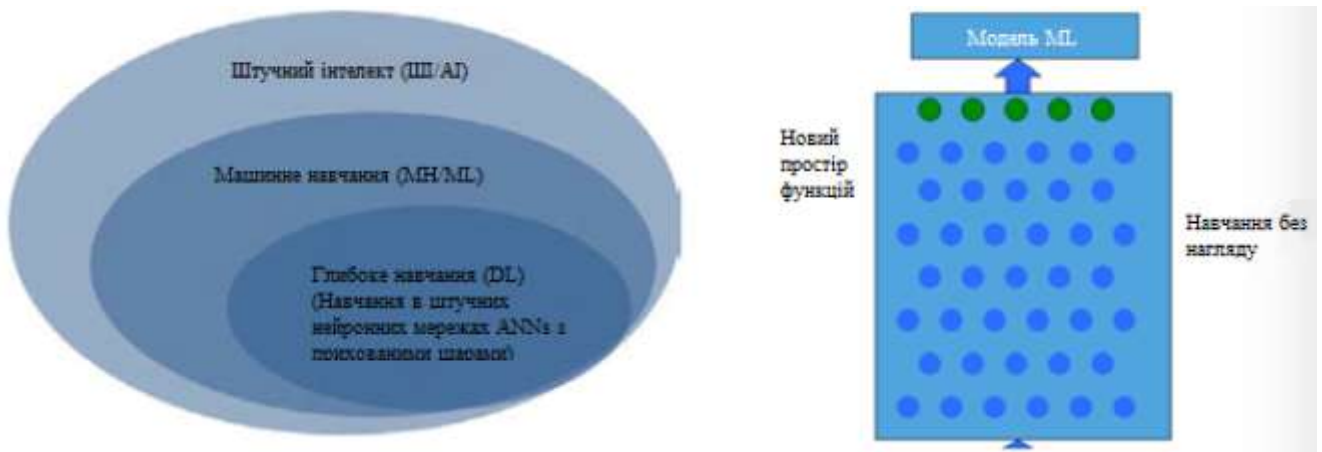


Рисунок 4.22. – Принцип глибокого навчання

Розглянемо приклад використання DL для швидкого виявлення кіберзагроз у мережі 5G. 5G дозволяє витягати з мережевих потоків високорозмірні багат шарові точки даних, що описують складні об'єкти, такі як зв'язки. Методи навчання DL можуть підтримувати адаптацію конфігурації архітектури кіберзахисту відповідно до коливань трафіку, отриманого від UE абонентів 5G (обладнання користувача) у режимі реального часу. DL розповсюджували навчання, неперевірено налаштовуючи поведінку та продуктивність власних процесів аналізу та виявлення мережі.

Система поєднує в собі аналітичну інформацію та сучасні техніки навчання машин для виявлення нових атак та скорочення часу, що проходить між виявленням атак та успішною профілактикою. Система містить чотири ключові особливості: платформа поведінкової аналітики великих даних; ансамбль методів виявлення викидів; механізм отримання зворотного зв'язку від аналітиків безпеки; навчальний модуль під наглядом [33].

#### **4.7.2 Аналітика даних на основі штучного інтелекту для когнітивної комунікації в гетерогенних бездротових мережах**

Швидкозростаючі бездротові мережі стикаються з нестачею спектра, тому питання про те, як поліпшити використання спектра, стає все більше важливим. Розвиток технологій штучного інтелекту (ШІ) може забезпечити більш інтелектуальну і ефективну стратегію реалізації когнітивної бездротового зв'язку для поліпшення використання спектра.

Для аналізу даних використовується технологія штучного інтелекту, а когнітивні технології використовуються для динамічного розподілу спектра. Що стосується аналізу даних, технологія АІ використовується як для вилучення функцій, так і для вимірювання розмірності даних, а також для розрахунку кореляції даних між користувачами.

Потім результати аналітики даних застосовуються до розподілу спектра. У поєднанні з глибоким навчанням пропонується алгоритм розподілу спектра на основі аналізу даних (ADASA) на основі штучного інтелекту. ADASA забезпечує адаптивне налаштування параметрів розподілу відповідно до стану мережного середовища при розподілі спектру користувачам.

Нарешті, результати моделювання доводять, що запропонований алгоритм ADASA може ефективно поліпшити використання спектра в гетерогенних бездротових мережах (рис.4.22 (а) та 4.22 (б)).

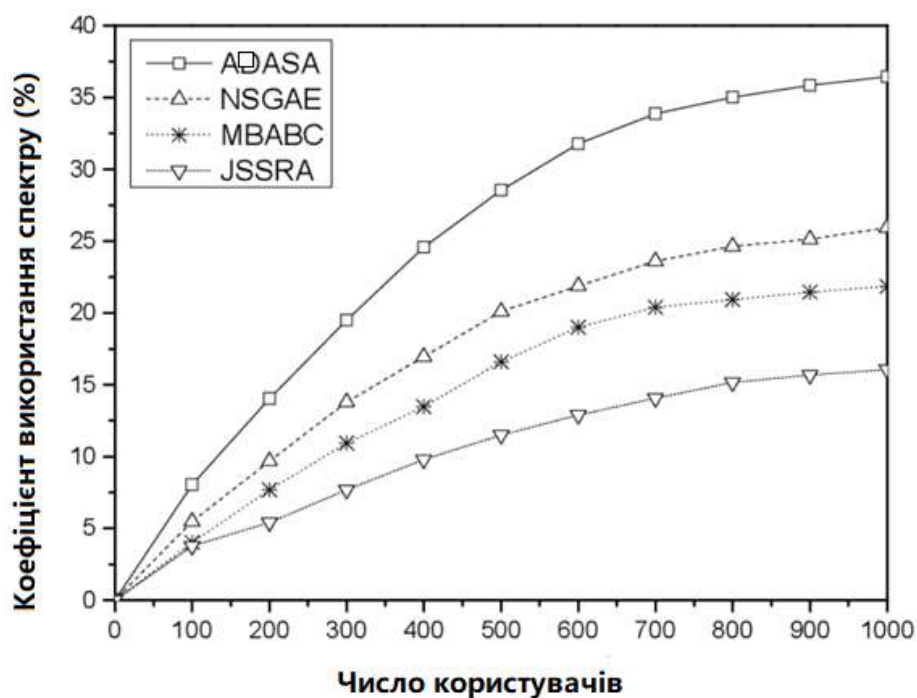


Рисунок 4.22. – Моделювання використання спектра в гетерогенних бездротових мережах (а)

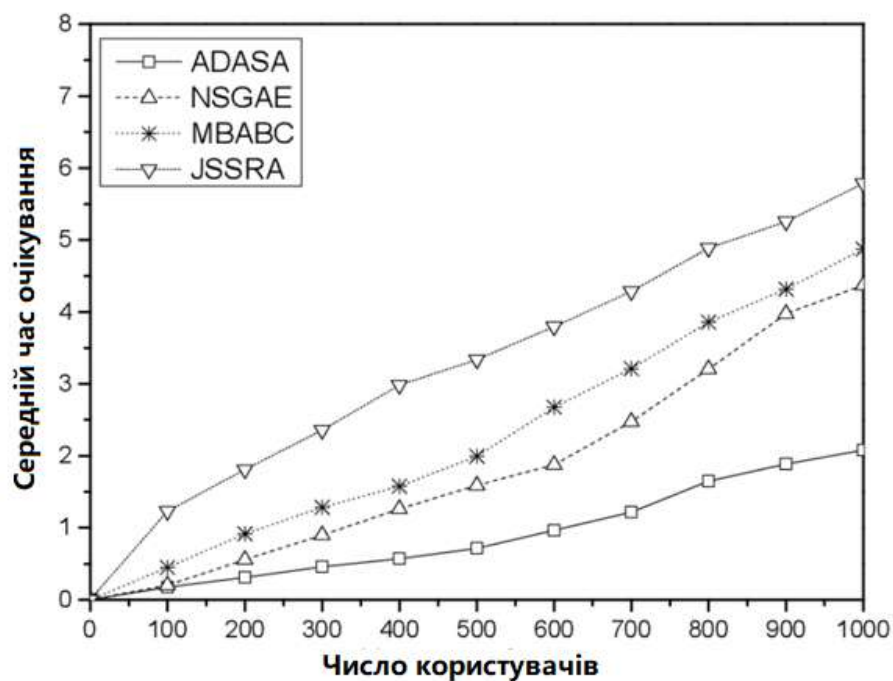


Рисунок 4.22. – Моделювання використання спектра в гетерогенних бездротових мережах (б)

Архітектура когнітивного бездротового зв'язку на основі ІІІ зображена на рис. 4.23, що дає більш детально уявити стан мережного середовища.

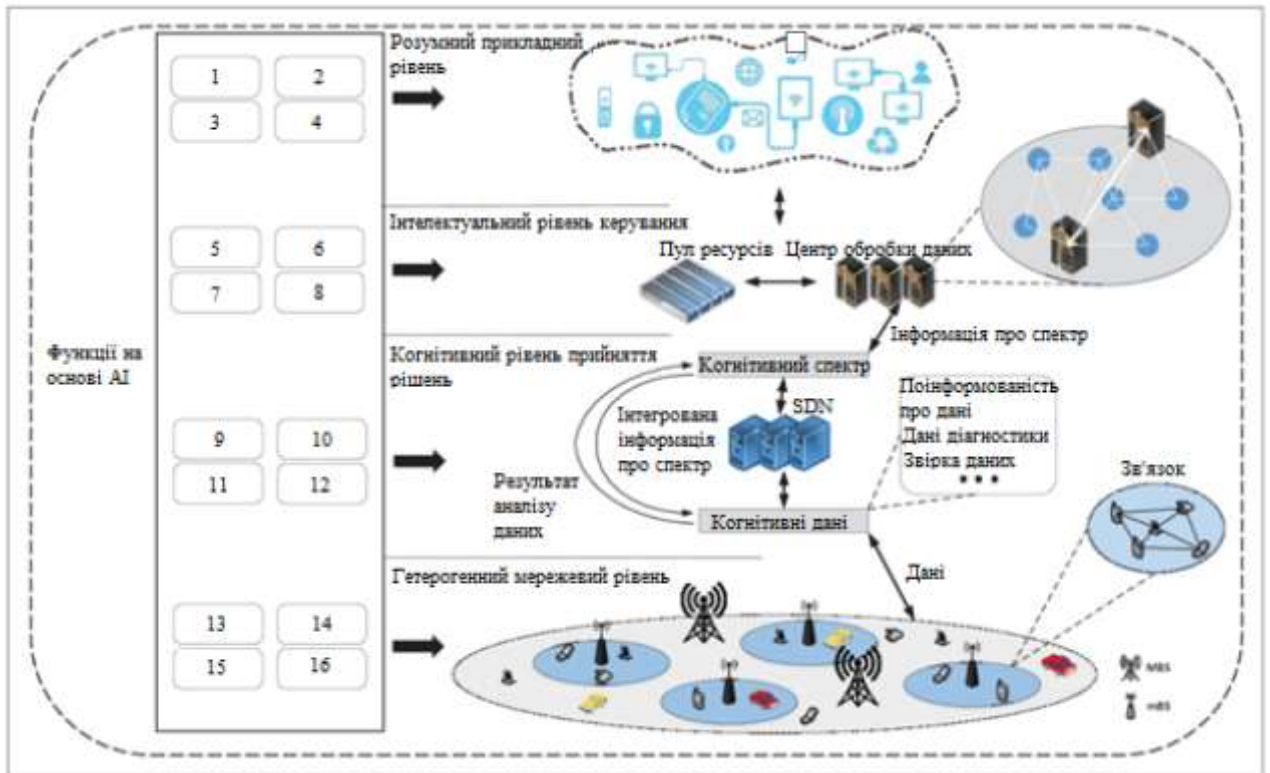


Рисунок 4.23. – Архітектура когнітивного бездротового зв'язку на основі штучного інтелекту

Де, 1 – послуги локалізації; 2 – автоматизовані послуги; 3 – розподілені послуги; 4 – віддалений зв'язок; 5 – обмін даними; 6 – пристрої, що взаємодіють; 7 – нормалізація мережі; 8 – планування завдань; 9 – когнітивні дані; 10 – когнітивний спектр; 11 – когнітивні обчислення; 12 – планування спектру; 13 – звернення до спектру; 14 – аналітика даних; 15 – уникнення перешкод; 16 – організація топології.

для розрахунку кореляції даних між користувачами було розраховано схему на основі аналітики даних, що базується на ШІ.

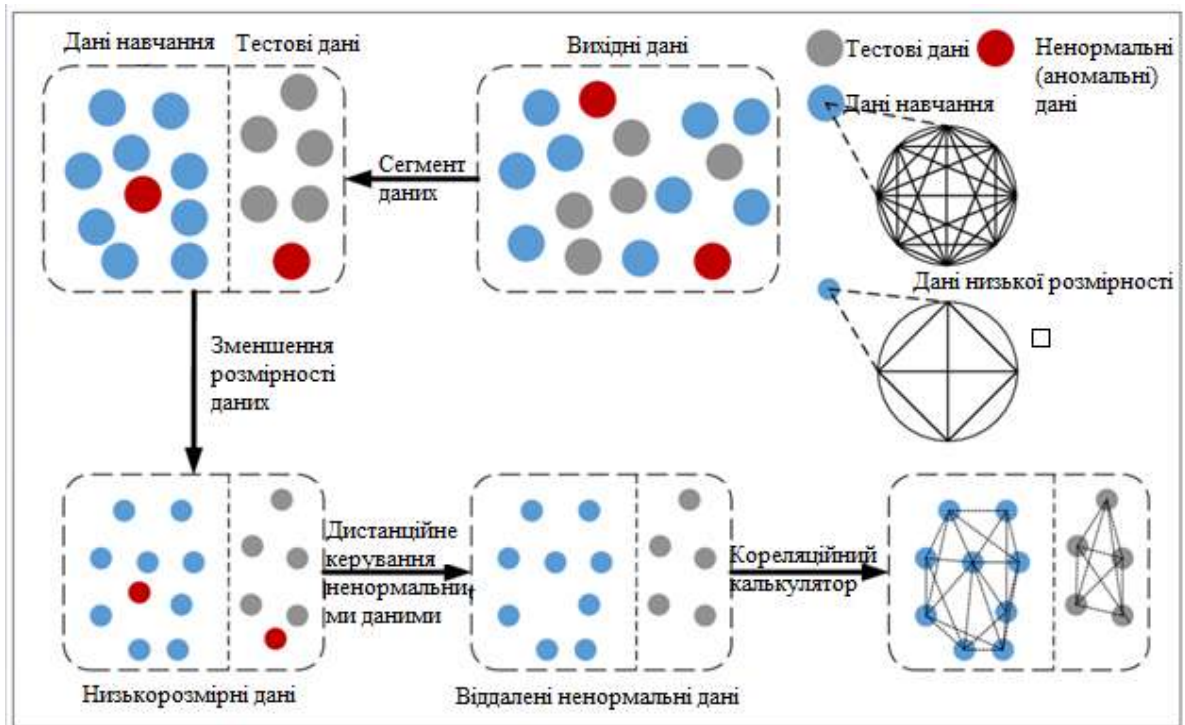


Рисунок 4.24. – Аналітика даних на основі штучного інтелекту

Стрімкий розвиток пристроїв з безліччю входів і виходів і надшільних мереж широко розглядається як ключові фактори, що сприяють розвитку і формуванню систем 5G. Стрімке зростання бездротових пристроїв вимагає розгортання Інтернету речей (IoT), який являє собою потенціал для об'єднання різноманітних речей за допомогою бездротового зв'язку. Для забезпечення бездротового доступу до пристроїв Інтернету речей штучний інтелект (ШІ) грає важливу роль в мережі 5G. У той час як існуюча наскрізна навчальна і адаптивна модель вимагає постійного моніторингу, а динамічні зміни не можуть досягти глобальної оптимізації через класифікаторів бездротових сигналів і більшої кількості перешкод [34].

Інтегрований вибір спектра і доступ до спектру з використанням заснованої на штучному інтелекті структури для задоволення майбутніх і наступних вимог до 5G і вище. Представлений метод на основі Fractional Knapsack Greedy, і підхід Langrange на основі гіперплощини використовується для реалізації стратегій на основі AI для вибору і розподілу спектра для сенсорних мереж з підтримкою IoT.

Ця структура називається Fractional Knapsack and Langrange Hyperplane Spectrum Access (FK-LHSA). Модель First Fractional Knapsack Багатосмуговий вибір спектра (FKMSS) розроблена разом з моделлю енергоспоживання для оптимізації пропускної здатності каналу або спектра. Далі, модель доступу до спектру гіперплощини Лагранжа (LH) розроблена для мінімізації затримки доступу до спектру і підвищення точності доступу до спектру. На основі  $d, L$ -вимірних та  $H$ -смушкових даних, за умовою, що  $d \ll L$  (детальний розрахунок в вигляді матриці зображено на рис. 4.25).

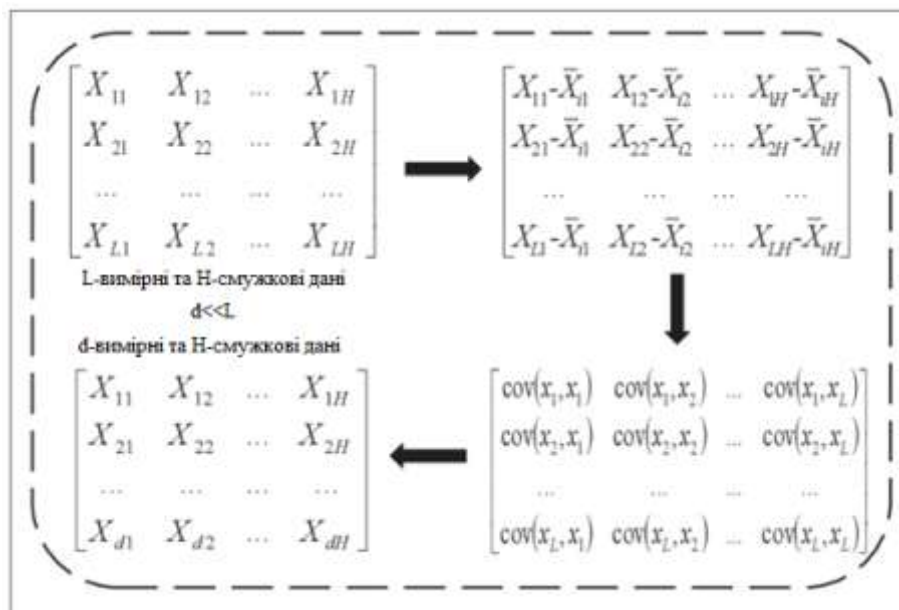


Рисунок 4.25. – Схема прикладу розрахунку матриці для мінімізації затримки доступу до спектру

Система з безліччю входів, безліччю виходів і надщільними мережами зазвичай розглядалася в якості основних факторів, що сприяють створенню і впровадженню систем 5G. Експоненціальне зростання бездротових пристроїв передбачає використання Інтернету речей (IoT), потенціал того, що бездротовий зв'язок з'єднає найрізноманітніші речі. Штучний інтелект (ШІ) грає важливу роль в мережі 5G, забезпечуючи бездротове з'єднання для користувачів Інтернету речей. Незважаючи на те, що поточна наскрізна навчальна і адаптивна модель вимагає безперервного моніторингу, а складні налаштування тому, що класифікатори бездротових сигналів не можуть досягти глобальної оптимізації.

Представлений оптимізований діапазон спектра і доступ до спектрами через архітектуру на основі штучного інтелекту, щоб задовольнити прийдешні вимоги для мереж 5G.

Розподіл радіоресурсів для мереж 5G з використанням глибокого навчання з використанням структури, що складається з моделі і мережі з довготривалою короткостроковою пам'яттю, для прогнозування майбутніх перевантажень трафіку і може забезпечити низький коефіцієнт втрати пакетів і високу пропускну здатність.

#### **4.8 Штучний інтелект для бездротових мереж майбутнього з підтримкою 6G**

Поточні мережі 4G LTE призвели до процвітання мобільного Інтернету, що дозволило створити різні інноваційні програми, такі як мобільні покупки та оплата, розумний будинок чи місто, мобільні ігри тощо. Великий успіх мобільного Інтернету став стимулом, що стоїть за еволюцією бездротових технологій [35]. Мережа 5G (в країнах, де ця мережа є) підтримує широкий спектр послуг, включаючи eMBB (розширений мобільний широкосмуговий зв'язок), uRLLC (надвисока надійність та зв'язок із низькою затримкою) та mMTC (масовий зв'язок машинного типу) [36].

Хоча 5G все ще знаходиться на початковій стадії, для підтримки стійкості та конкурентоспроможності систем бездротового зв'язку час задуматись як себе зможе реалізувати 6G в майбутньому. Вже існують ініціативи, що описують 6G разом з новими тенденціями та вимогами, а також різноманітними стимулюючими впровадженнями та архітектурою, комунікаціями діапазону [37].

На відміну від попередніх поколінь, 6G стане перетворюючим та сприяє еволюції бездротового зв'язку з більш жорсткими вимогами, зазначеними нижче:

- дуже висока швидкість передачі даних, до 1 Тбіт / с;
- дуже висока енергоефективність, з можливістю підтримки пристрої IoT

без акумулятора;

- надійне глобальне з'єднання;
- контроль з низькою затримкою (менше 1 мс);
- дуже широкі діапазони частот (наприклад, 73 ГГц-140 ГГц і 1ТГц-3ТГц);
- Повсюдне поширення широкосмугової глобальної мережі за рахунок інтеграції наземного бездротового зв'язку з супутником системи;
- пов'язаний інтелект з можливостями машинного навчання та мережева ієрархія AI. 6G також потребуватиме підтримки трьох нових типів послуг (крім служб eMBB, uRLLC та mMTC які підтримує 5G).

На сьогоднішній день такі дані, цифри здаються нереальними, особливо в країнах, де ще не впровадили навіть 5G (такі як Україна).

Нові розумні пристрої вимагають розподілених та мережевих обчислень, щоб забезпечити ключові функції 6G з підтримкою штучного інтелекту, такі як федеративне навчання та крайовий інтелект. Замість того, щоб орієнтуватися на надання класичної якості обслуговування (QoS), CoS (Обчислювально-орієнтована комунікація) гнучко обиратиме робочу точку в просторі швидкості та надійності, залежно від наявності різних комунікаційних ресурсів для досягнення певної обчислювальної точності.

Від програмного забезпечення мережі до інтелектуалізації мережі 6G виведе мережеву програмну програму на новий рівень, а саме – до інтелектуалізації мережі. Дві ключові технології 5G-це програмно-визначені мережі (SDN) та віртуалізація мережевих функцій (NFV), які перенесли сучасні комунікаційні мережі до віртуальних мереж на основі програмного забезпечення. оскільки мережа стає все більш складною та гетерогенною, програмного забезпечення не буде достатньо для мереж поза мережею 5G. Зокрема, для підтримки програм на основі штучного інтелекту мережеві організації мають підтримувати різноманітні можливості, включаючи зв'язок, кешування вмісту, обчислювальні роботи та навіть бездротову передачу енергії. Існуючі технології, такі як SDN, NFV та нарізка мережі, потребуватимуть подальшого вдосконалення для вирішення цих завдань.

Оскільки немає необхідності перебудовувати всю систему (орієнтовано), вартість еволюції може бути істотно знижена. Для досягнення цієї мети нам потрібно вирішити три наступні проблеми:

- Кожна підмережа повинна збирати та аналізувати свої локальні дані, які можуть включати бездротове середовище, запити користувачів, шаблони мобільності тощо, а потім використовувати методи ШІ для локального та динамічного оновлення.
- При зміні локальних протоколів РНУ або МАС очікується, що взаємодія між підмережами збереже нову координацію між підмережами. Одним із можливих рішень є застосування ігрових та навчальних підходів у 6G, що може забезпечити конвергенцію оновлень підмереж.
- Локальна еволюція 6G вимагає відносно стабільної площини управління для підтримки еволюції на рівні мережі підмереж.

План управління 6G повинен оцінювати кожне оновлення підмереж, а потім впроваджувати процес навчання на рівні мережі, щоб визначити найкращу стратегію для кожної підмережі, враховуючи її локальне середовище та поведінку користувачів. Підводячи підсумок, локальна еволюція підмереж істотно прискорює розгортання нових протоколів фізичного рівня та МАС-рівня та може краще адаптуватися до просторового та різноманітного радіосередовища та вимог користувачів [38].

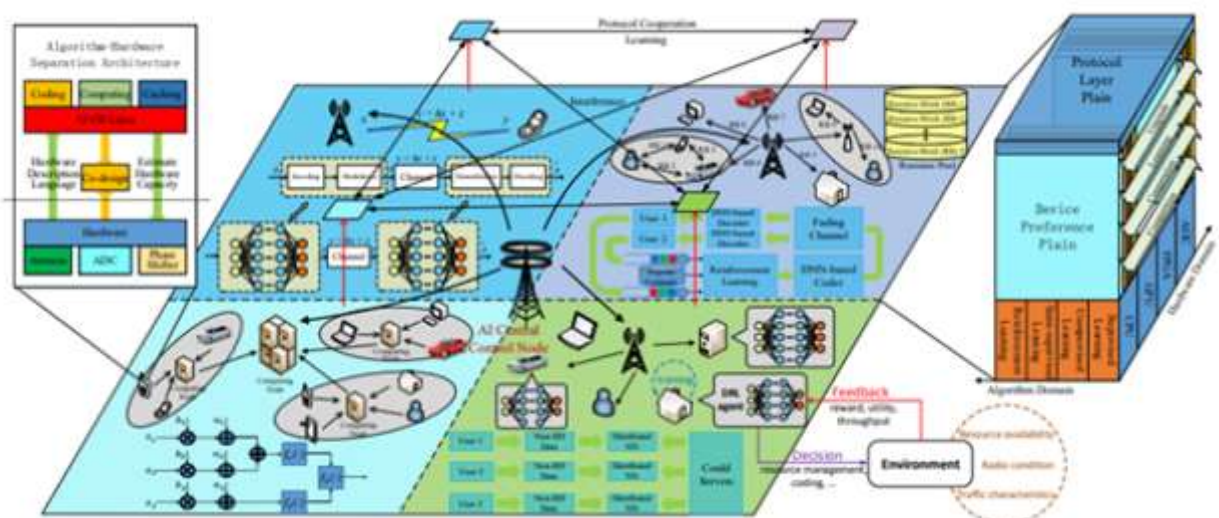


Рисунок 4.26. – Можлива архітектура 6G

Завдяки розповсюдженню розумних мобільних гаджетів з'являються різні мобільні додатки на основі штучного інтелекту. ШІ досяг значних успіхів у багатьох сферах застосування, таких як: комп'ютерному зорі, обробці природною мовою та автономному водінні. Завдання штучного інтелекту обчислювально напружені і переважно навчені, розроблені та розгорнуті в центрах обробки даних із спеціально розробленими серверами. Враховуючи швидке зростання розумних мобільних гаджетів та пристроїв Інтернету речей, очікується, що найближчим часом на межі бездротових мереж буде розгорнуто велику кількість інтелектуальних додатків. Таким чином, бездротова мережа 6G буде розроблена для використання передових технологій бездротового зв'язку та мобільних обчислень для підтримки додатків з підтримкою штучного інтелекту на різних мобільних пристроях з обмеженим зв'язком, обчислювальними, апаратними та енергетичними ресурсами.

Щоб забезпечити різноманітні послуги мобільного штучного інтелекту, очікується, що 6G надасть гнучкі платформи для розвитку передових технологій зв'язку та обчислень. Крім того, надасть цілісний спосіб оптимізувати комунікаційні, обчислювальні та ресурси зберігання, щоб охопити функціональні можливості сучасного штучного інтелекту на кінцевих пристроях, мережесих краях та хмарних центрах обробки даних.

Широкомасштабне розподілене машинне навчання необхідне для мобільних програм штучного інтелекту в 6G, для яких зв'язок стає ключовим для розширення розподіленого навчання та розподіленого висновку через хмару, межу мережі та кінцеві пристрої.



Рисунок 4.27. – Обчислення по повітрі для розподіленого федеративного навчання на пристрої

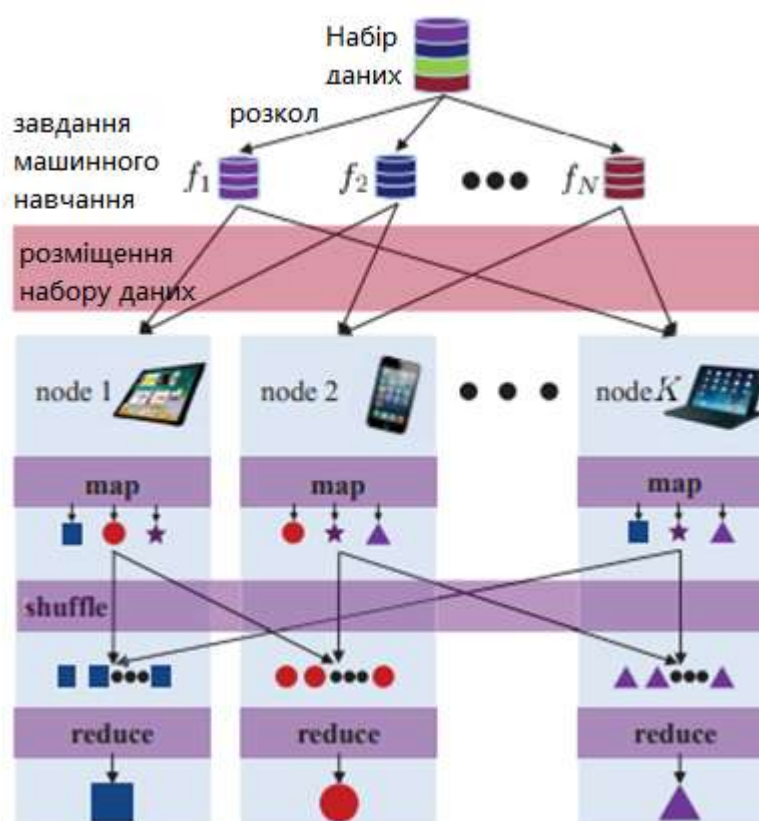


Рисунок 4.28. – Архітектура розподілених даних через бездротовий зв'язок

Зростання обчислювальної та накопичувальної потужності пристроїв надає можливості для розподіленого навчання на пристроях шляхом локальної обробки

даних. Однак спілкування через канал з меншою кількістю бездротового зв'язку стає недоліком для розподіленого навчання на мобільних пристроях. Для посилення конфіденційності та безпеки даних федеративне навчання дозволяє зберігати дані навчання на кожному пристрої, тим самим вивчаючи спільну глобальну модель із розподілених мобільних пристроїв.

У 6G інтелектуальні послуги охоплюють від хмарних центрів обробки даних до кінцевих пристроїв та пристроїв Інтернету речей. Таким чином, першорядне значення має розроблення процесів надвисокої затримки, наднизької потужності та низької вартості. Щоб подолати жорсткі обчислення, обмеження пропускної здатності, сховища, потужності та конфіденційності на окремих пристроях, зростаючий інтерес до пошуку переходить до залучення обчислювальних ресурсів у хмарі, крайніх мережевих та кінцевих пристроях мереж 6G через об'єкти мобільних граничних обчислень.



Рисунок 4.29. – Схема розподілення проміжних значень на основі функції tap

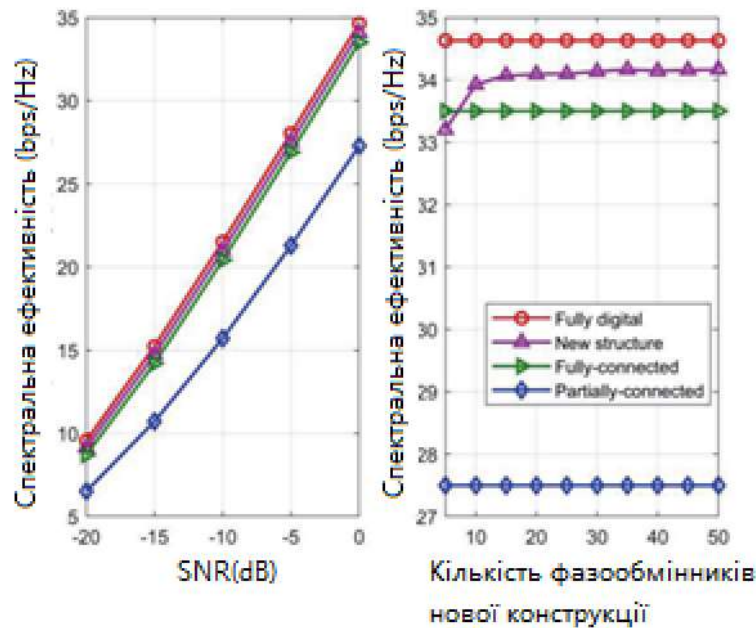


Рисунок 4.30. – Схема розподілення проміжних значень на основі функції тар

Для глибокої нейронної мережі початкові функції можуть бути вилучені на кінцевих пристроях, які потім надсилаються на крайні та хмарні обчислювальні пристрої для подальшої обробки. Однак, з огляду на неоднорідність обчислювальних можливостей і пропускну здатність зв'язку між обчислювальними пристроями, стає надзвичайно складним розподіл операцій нейронних мереж на обчислювальні пристрої, щоб оптимізувати затримку та енергію. Рисунок 4.29 та 4.30 демонструє процес розподілення даних на пристрої, де кожен пристрій локально обчислює проміжні значення на основі функції тар з використанням локальних даних. Проміжними значеннями є далі перемішуються між пристроями за допомогою центральних точок доступу до радіо. Процес буде здійснено шляхом збору всіх необхідних проміжних значень для побудови результатів прогнозування. Таким чином, була розроблена спільна оптимізація стратегії зв'язку у висхідній та низхідній лініях для перемішування локально обчислених проміжних значень між мобільними пристроями [39].

## Висновки до розділу 4

Застосування штучного інтелекту дозволить нам швидко та ефективно реагувати на вищезгадані проблеми у процесі планування та обслуговування, навіть якщо немає достатніх людських ресурсів, досвіду та спеціальних навичок. Отже, ми прагнемо застосувати ШІ до процесів планування/ технічного обслуговування, щоб проводити більш ефективні та просунуті аналітичні роботи щодо завдань планування/ обслуговування. Цей пункт якісно пояснює, як застосування ШІ зробить роботу мережі ефективною.

Отже, даний алгоритм дозволяє визначити проблеми місцевості відповідно типу: місто, передмістя, село. Здатність охопити місцевість відповідно часу та наявними абонентами (користувачами) дозволяє прослідити вразливі місця. Певним чином задіяти деякі розрахунки на користь користувачам збільшивши пропускну здатність та при необхідності змінивши її за для оптимізації мережі.

Впровадження архітектури ШІ для даного алгоритму для більш чіткого зв'язку між абонентами та подолання перешкод мережі. Коливання можуть здатися випадковими, це не зовсім так. Якщо це спостерігається, більшість серйозних коливань викликаються деякими періодичними подіями, такими як карнавали та фестивалі тощо. Пропонується, щоб цю частину виконували алгоритми глибокого навчання. Такі алгоритми можуть точно визначити розташування та багато коливань, якщо не всі, то принаймні багато з них. Крім того, за допомогою ефективних алгоритмів глибокого навчання система може визначити, куди спрямовуються групи потенційних користувачів. Тому нам доводиться залучати здатні машини, які можуть збирати всю інформацію та обробляти її за один час, щоб визначити можливості накопичення та додаткові потреби у ресурсах. Однак передбачення можна змінювати або відновлювати ітеративно шляхом постійної обробки інформації про мережу та вивчення мережі.

Після того, як система дізнається ймовірні проблемні місця, апарат ШІ може виділити нову конфігурацію мережі, яку можна спостерігати за допомогою

підключеного інтелектуального обладнання, такого як розумні антени та інтелектуальні BS.

Слід зазначити, що WN є замкнутою системою. Це означає, що хоча в системі все динамічно, кількість користувачів незначно змінюється. Отже, при переконфігурації мережі може знадобитися зміщення несучого каналу від однієї базової станції до іншої та нахил антен вниз для обмеження ресурсів. Однак багато разів накопичення є настільки серйозним, що навіть зміна ресурсів не вирішує проблему. У таких випадках система може також використовувати розподіл спектра на вимогу, щоб мати додатковий спектр на основі часу для забезпечення величезних накопичень.

Глибоке навчання можна визначити як модель, яка включає багато прихованих шарів між вхідним і вихідним шарами. Глибоке навчання виявляє невідомі кореляції у великих наборах даних за допомогою алгоритмів зворотного зв'язку та поширення.

Проектування архітектури 6G має слідувати підходу штучного інтелекту, що дозволить мережі бути розумною, спритною та здатною навчатися та адаптуватися відповідно до мінливої динаміки мережі. Він перетвориться на нову мережу, що дозволить більш ефективно і гнучко оновити, і новий фреймворк, заснований на інтелектуальному, алгоритмічному та апаратному розділенні, щоб впоратися з неоднорідними та модернізованими апаратними можливостями.

Мережа 5G модернізована за допомогою ШІ дає зрозуміти, що ефективність застосування має місце. Незважаючи на результати і мінуси які вони за собою несуть, можна сказати, що ШІ – це тільки початок.

Дивлячись у далеке майбутнє (може не таке і далеке), 6G та його вихід у світ підірве всі інші стереотипи. Системи ШІ зможуть втілити всі ті переваги і можливості в мережу яких не вистачає зараз.

## 5 Стартап-проект

Сутність стартап-проекту. Досліджуючи ринок безпроводових мережевих технологій було виявлено можливість використати Штучний інтелект в системах 5G та продажів через інтернет ресурси, використання в інфокомунікацій сфері за для забезпечення послуг користувачів та підвищення ефективності в існуючих системах.

Інтеграція програмного забезпечення: функції визначеної мережі (SDN) та функцій віртуальної мережі (NFV) дозволять гнучкій системі 5G, яка зможе налаштовуватися в режимі реального часу для оптимізації розподілу ресурсів, одночасно покращуючи якість досвіду користувачів, що вимагає точного прогнозування поведінки мережі, вимог до трафіку та мобільності користувачів.

Зміст ідеї стартапу, характер та напрямки застосувань бізнес-моделі стартапу наведено в табл. 5.1 та табл. 5.2.

Таблиця 5.1 – Зміст ідеї стартап-проекту та напрямки застосування

Зміст ідеї стартапу	Напрямки застосувань	Переваги стартапу для користувачів
Розробити ефективне рішення для збільшення площі покриття за допомогою ШІ для систем 4G та 5G. Збільшити пропускну здатність та швидкість передачі даних з використанням ШІ. Розробити дієве і ефективне рішення ШІ для бездротових систем 5G та продажів через інтернет ресурси в інфокомунікацій сфері.	Послуги та мережевий (внутрішній) зв'язок	Покращення концепції зв'язку з необмеженою прив'язкою до топології. Покращення надання освітніх послуг в умовах карантину
	Бізнес	Збільшення ефективності застосування масового трафіку в роумінгу
	Розваги	Можливість опинитися в будь-якому місці адже швидкість дозволяє підключатись миттєво

Таблиця 5.2 – Визначення бізнес-моделі стартапу

№ п/п	Варіанти бізнес-моделі стартапу	Стан на сьогодні	Стан на майбутнє
1	Впровадження ШІ	Дає змогу	Не дає змогу
2	Співпраця з операторами мобільного зв'язку (B2B)	Дає змогу	Не дає змогу
3	Продаж ідеї стартапу	Не дає змогу	Дає змогу
4	Створення повноцінного бізнесу	Не дає змогу	Дає змогу

1. Впровадження ШІ в телекомунікаційний сектор вже навіть сьогодні активно реалізується (на жаль не так активно як хотілось би). Це призводить до поліпшення різних процесів роботи системи автономно.
2. Співпраця з операторами мобільного зв'язку (B2B) – можлива лише для систем 4G, адже 5G в Україні ще не ввели. Стан у світі набагато краще реалізовано, ШІ дозволяє 5G вийти на новий рівень бездротового зв'язку.
3. Продаж ідеї стартапу не є сьогодні актуальний поки не введуть 5G. При співпраці з країнами компаній, де 5G вже присутній – це новий крок до реалізації поліпшення систем зв'язку.
4. Створення повноцінного бізнесу як і в пункті вище можливий лише після виконання необхідної умови. Хоча це досить не простий процес, але перспективи росту та збільшення потенційних користувачів зробить успіх проекту не минучим.

## 5.1 Технологічний аудит стартап-проекту

У таблиці 5.3 – оцінено можливість технологічної реалізації ідеї стартапу

Ідея проекту	Технології реалізації	Наявність технологій	Доступність технологій
Розробити дієве і ефективне рішення для бездротових систем 5G та продажів через інтернет ресурси в інфокомунікацій сфері.	Спеціалізоване обладнання	Наявне	Доступне
	Використання існуючих стільникових мереж операторів мобільного зв'язку	Наявні	Доступні
	Використання технології III	Наявні	Доступні
	Використання технології 5G	Наявні	Відсутні на ринку в Україні

## 5.2 Характеристика потенційних клієнтів стартап-проекту

У таблиці 5.4 показано характеристику потенційних клієнтів стартап-проекту.

Таблиця 5.4 – Характеристика потенційних клієнтів стартап-проекту

№ п/п	Потреба, що формує ринок	Цільова аудиторія	Відмінності у потребах потенційних цільових груп клієнтів	Вимоги споживачів до товару
1	Стабільний зв'язок при підключенні великої кількості користувачів	Бізнес	Необхідний високий рівень якості передавання даних	Стабільність, результат повинен відповідати усім стандартам якості
2	Стабільний зв'язок при підключенні в будь-якій точці топології	Бізнес	Необхідний високий рівень якості передавання даних	Стабільність, результат повинен відповідати усім стандартам якості

3	Доступність для необмеженого підключення клієнтів	Клієнти	Необхідний високий рівень якості передавання даних	Стабільність, результат повинен відповідати усім стандартам якості
---	---	---------	--	--

У табл. 5.5 наведено основні загрози та можливості реалізації стартап-проекту.

Таблиця 5.5 – Фактори загроз та можливостей

№ п/п	Фактор	Опис можливості	Реагування компанії
1	Лідерські позиції на ринку	Зростання попиту на товари та послуги	Якісна підтримка користувачів, регулярне оновлення ПЗ
2	Низька зацікавленість потенційних клієнтів	В випадку не ефективного маркетингу запропоновані послуги можуть не зацікавити клієнта	Забезпечення додаткових послуг, застосування агресивної маркетингової стратегії
3	Впровадження запропонованих технологій на існуючих стільникових мережах	Збільшення об'ємів закупівель необхідного обладнання	Якісне та кількісне збільшення рівня передавання даних
4	Втрата позицій на ринку	Втрата статусу постачальника надійних послуг	Корекція цінової політики, перегляд вимог до якості готового продукту та підвищення КРІ

Таблиця 5.6 – Обґрунтування факторів конкурентоспроможності

№ п/п	Фактор конкурентоспроможності	Обґрунтування
1	Ціна	Оптимальна цінова політика, значно нижче від конкурентів на старті проекту
2	Якість	Повна відповідність очікуванням споживача, регулярне оновлення і підтримка
3	Необхідність	Актуально для використання мережі високого рівня

У табл. 5.7 представлений порівняльний аналіз сильні та слабкі сторін проекту за факторами конкурентоспроможності.

Таблиця 5.7 – Обґрунтування факторів конкурентоспроможності

№ п/п	Фактор конкурентоспроможності	Порівняння за балами					Бали
		1	2	3	4	5	
1	Ціна	+					1
2	Якість					+	5
3	Необхідність			+			3

## Висновки до розділу 5

В результаті проведених досліджень встановлено, що реалізацію даного стартап-проекту можна вважати доцільною. Сильною стороною продукту є його актуальність. На сьогоднішній день застосування ШІ в системах 5G є революційною сходинкою в безпроводових мережах зв'язку. В найближчому майбутньому як тільки запуситься система 5G в Україні даний проект можна реалізовувати в дійсність. А поки слід підготувати ретельний план подальших дій, щоб була можливість вийти першим на ринок з даною технологією та зайняти перше місце.

## Висновки

Під час виконання дипломної роботи було визначено основні можливості, проаналізовані та досліджені методи та шляхи до покращення існуючих мереж з впровадженням ШІ.

В 1 розділі було проведено дослідження систем штучного інтелекту в інфо-комунікаційній сфері. Дане дослідження дало зрозуміти, що на сьогоднішній день ШІ в телекомунікаціях застосовується не на повну силу. Мережеві операції можуть працювати без втручання людини. Прогнозні операції виявлять будь-які потенційні проблеми та заздалегідь вживуть заходів.

В 2 розділі, проаналізувавши можливості штучного інтелекту як засобу керування технічними системами, було виявлено роль ШІ в багатьох провідних компаніях світу. Також були досліджені алгоритми відомих телекомунікаційних моделей з використанням систем штучного інтелекту, що дало зрозуміти ефективність ШІ в даній області та зрівняти ці моделі між собою. Щоб задовольнити постійно зростаючі очікування клієнтів, постачальники послуг повинні підвищити рівень інтелектуальності своїх мережевих операцій, планування та оптимізації. ML та AI будуть ключовими для автоматизації мережевих операцій та оптимізації роботи з клієнтами.

В розділі 3 був проведений дослід методів реалізації штучного інтелекту. Процес перетворення телекомунікаційних компаній за допомогою ШІ, що підштовхує до більш детального вивчення ролі ШІ в оптичних мережах та повної оптимізації телекомунікаційної інфраструктури. ШІ у телекомунікаційному секторі базується на наданні інформації та підвищенні обізнаності, визначення прозорості, полегшення аналізу та пом'якшення ризиків, розробка критеріїв та встановлення вимог до процесу.

В розділі 4 було досліджено та зроблено моделювання розрахунків та побудова моделей базуючись на даних отриманих за допомогою ШІ. Проведений аналіз впливу ШІ на мобільні мережі, прогноз та розрахунок впливу ШІ на 5G.

Також можливий план розвитку впровадження в світ мережі 6G за допомогою штучного інтелекту.

Одна з основних проблем впровадження 5G за допомогою ШІ в Україні це відсутність на даний момент цієї мережі. Але був розроблений алгоритм для бездротової мережі зв'язку з архітектурою для 5G та план його реалізації за архітектурою штучного інтелекту, машинно навчання та глибоко навчання. На основі гетерогенних нейронних мереж, що з часом будуть тільки вдосконалюватись, адже час не стоїть на місці. Хоча сьогодні системи ШІ не використовуються в повну в силу в телекомунікаціях, скоро це зміниться. Детальний план дії 5G за допомогою ШІ наведений в стартап-проекті, що доводить доцільність та актуальність даного проекту в дійсності.

### Перелік джерел посилання

1. Current state of artificial intelligence market: statistics and facts. URL: <https://softengi.com/blog/are-ai-innovations-a-solution-to-productivity/>
2. Modernization of obsolete systems. URL: <https://softengi.com/blog/ai-in-telecom-industry-legacy-systems-modernization/>
3. The era of coordination. URL: [https://stlpartners.com/telco\\_cloud/why-ai-in-telecoms-matters-in-the-coordination-age/](https://stlpartners.com/telco_cloud/why-ai-in-telecoms-matters-in-the-coordination-age/)
4. Artificial intelligence AI and machine learning ML for automated 5G network monitoring URL: <https://www.comarch.com/telecommunications/blog/artificial-intelligence-and-machine-learning-for-automated-5g-network-monitoring/>
5. AI and ML capabilities in telecommunication networks. URL: <https://dl.acm.org/doi/abs/10.1145/3277103.3277131>
6. Artificial intelligence in telecommunications operations: opportunities and obstacles. URL: [http://www.heavyreading.com/details.asp?sku\\_id=3558&skuitem\\_itemid=1781](http://www.heavyreading.com/details.asp?sku_id=3558&skuitem_itemid=1781)
7. Analysis and implementation of AI in modern telecommunication systems. URL: <https://ieeexplore.ieee.org/document/1220562/references#references>
8. Used in the telecommunications industry. URL: <https://www.semanticscholar.org/paper/Artificial-intelligence-applications-in-the-Qi-Wu/aa-f93464df0601604c2e4c881aa9f4e7434b7563>
9. Надригайло Т.Ж., Молчанова К.А. Аналіз нейронних алгоритмів // Математичне моделювання: електрон. наук. фахове вид. 2015. URL: <http://www.dstu.dp.ua/Portal/Data/74/68/13-st13.pdf>
10. World's first successful AI-assisted automated network operation system PoC towards 5G. URL: <https://www.kddi-research.jp/english/newsrelease/2016/022201.html>
11. James Crawshaw, senior analyst, heavy reading // AI in Telecom Operations: Opportunities & Obstacles, – pp. 18-22, 2018.

12. James Crawshaw, senior analyst, heavy reading // AI in Telecom Operations: Opportunities & Obstacles, – pp. 32-45, 2018.
13. Штучний інтелект включає SIMATIC. URL: <https://new.siemens.com/ua/uk/produkty/avtomatyzatsiya-promyslovosti/systemyavtomatyzatsiyi/systemy-promyslovoyi-avtomatyzatsiyi-simatic/io-systems/shtuchnyy-intelekt.html>
14. Transforming telecommunications companies with AI. URL: <https://www.bcg.com/publications/2020/transforming-telecommunications-companies-with-artificial-intelligence>
15. Javier Mata. Ramón J. Durán. Artificial intelligence (AI) methods in optical networks: A comprehensive survey// Optical Switching and Networking, no 28, – pp 43-57, 2018.
16. Guarded optimism over AI for automation of telco security. URL: <https://www.lightreading.com/carrier-security/security-platforms-tools/guarded-optimism-over-ai-for-automation-of-telco-security/a/d-id/739360>
17. Tommy van der Vorst. Nick Jelcic. Jan van Rees. Managing AI use in telecom infrastructures//Advice to the supervisory body on establishing risk-based AI supervision// Dutch Radiocommunications Agency, – pp. 21-53, 2020.
18. MS Usha Yadav Nift, Jodhpur. The Role of Artificial Intelligence in Telecommunications Industry: Aastha Arora & Neelesh Verma, pp. 49-56, 2019.
19. Houlin Zhao, Chaesub Lee, Chaesub Lee. The impact of Artificial Intelligence on communication networks and services, – pp. 35-67, 2018.
20. The Importance of Artificial Intelligence and Data for the Telecommunications Industry and the FCC//Report of the FCC’s Technological Advisory Council Working Group on Artificial Intelligence and Computing//(FCC TAC AIWG), – pp. 43-47, 2021.
21. Kumar, Ambuj. “Active Probing Feedback based Self Configurable Intelligent Distributed Antenna System: For Relative and Intuitive Coverage and Capacity Predictions for Proactive Spectrum Sensing and Management”, Aalborg University, – pp. 40- 44, 2016.

22. Gribbin, John, "In Search of Schrodinger's Cat: Quantum Physics and Reality", Random House Publishing Group, – pp. 234, 2011.
23. RECOMMENDATION ITU-R, Calculation of free-space attenuation, 2016. URL: <https://www.itu.int/rec/R-REC-P.525-3-201611S/en>
24. Ambuj Kumar, Aarhus University, Herning, Denmark. Artificial intelligence for place-time convolved wireless communication networks. ITU Journal: ICT Discoveries, Special Issue no. 1, 13, – pp. 1-8, 2018.
25. C. Zhang, P. Patras, and H. Haddadi, "Deep learning in mobile and wireless networking: A survey," IEEE Communications Surveys & Tutorials, – vol. 18, no. 3, 2019.
26. M. Soltani, V. Pourahmadi, A. Mirzaei, and H. Sheikhzadeh, "Deep learning based channel estimation," IEEE Communications Letters, vol. 23, no. 4, – pp. 652–655, 2019
27. S. Gao, P. Dong, Z. Pan, and G. Y. Li, "Deep learning based channel estimation for massive mimo with mixed-resolution adcs," IEEE Communications Letters, vol. 23, no. 11, – pp. 1989–1993, 2019.
28. H. Ye, G. Y. Li, and B.-H. Juang, "Power of deep learning for channel estimation and signal detection in ofdm systems," IEEE Wireless Communications Letters, vol. 7, no. 1, – pp. 114–117, 2017.
29. Y. Wang, M. Narasimha, and R. W. Heath, "Mmwave beam prediction with situational awareness: A machine learning approach," in 2018 IEEE 19th International Workshop on Signal Processing Advances in Wireless Communications (SPAWC). IEEE, – pp. 1–5, 2018.
30. E. Balevi and J. G. Andrews, "Deep learning-based channel estimation for high-dimensional signals," arXiv preprint arXiv:1904.09346, 2019.
31. H. He, C.-K. Wen, S. Jin, and G. Y. Li, "Deep learning-based channel estimation for beamspace mmwave massive mimo systems," IEEE Wireless Communications Letters, vol. 7, no. 5, – pp. 852–855, 2018.

32. C.-K. Wen, W.-T. Shih, and S. Jin, "Deep learning for massive mimo feedback," *IEEE Wireless Communications Letters*, vol. 7, no. 5, – pp.748–751, 2018.
33. Ernesto Damiani, Antonio Manzalini. Artificial intelligence empowering the digital transformation. *GANS 5G Generative adversarial networks*, – pp. 4-10, 2018.
34. Artificial Intelligence Data Analysis for Cognitive Communication in Heterogeneous Wireless Networks. URL: [https://www.semanticscholar.org/paper/Artificial-Intelligence-Based-Data-Analytics-for-in-Lin Li/43d1f](https://www.semanticscholar.org/paper/Artificial-Intelligence-Based-Data-Analytics-for-in-Lin-Li/43d1f)
35. K. Chen, T. Zhang, R. D. Gitlin, and G. Fettweis, "Ultra-low latency mobile networking," *IEEE Network*, – pp. 1–7, 2018.
36. J. Andrews, S. Buzzi, W. Choi, S. Hanly, A. Lozano, A. Soong, and J. Zhang, "What will 5G be?," *IEEE J. Sel. Areas Commun.*, vol. 32, – pp. 1065–1082, Jun. 2014.
37. Y. Xing and T. S. Rappaport, "Propagation measurement system and approach at 140 GHz-moving to 6G and above 100 GHz," in *Proc. IEEE Global Communications Conf. (GLOBECOM)*, – pp. 1–6, Dec. 2018.
38. N. Kato, Z. Md. Fadlullah, F. Tang, B. Mao, S. Tani, A. Okamura, and J. Liu, "Optimizing space-air-ground integrated networks by artificial intelligence," *IEEE Wireless Commun.*, – pp. 1–8, 2019.
39. The Roadmap to 6G. AI Empowered Wireless Networks. Khaled B. Letaief, Wei Chen, Yuanming Shi, Jun Zhang, and Ying-Jun Angela Zhang, – pp .1-7, 2019.