


КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА МАГІСТРА

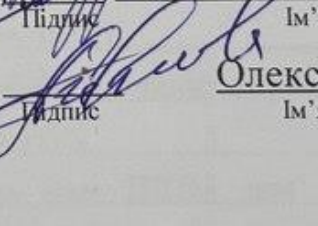
Галузь знань _____ 12 – Інформаційні технології _____

Спеціальність _____ 123 – Комп'ютерна інженерія _____

на тему «Метода використання СППР на базі ШНМ для моніторингу пасивних оптичних мереж»

КвРКІП. 700367.23.01.46 ПЗ

Виконав: студент 2 курсу, група КІ2м-23-1  Віталій КОЛОСОВСЬКИЙ
Підпис Ім'я, прізвище

Керівник канд. техн. наук, доцент  Олексій ІВАНОВ
Науковий ступінь, вчене звання Підпис Ім'я, прізвище

До захисту допускаю:

Зав. кафедри КІС, доктор філософії, доцент

 Ольга ПАВЛОВА

22 05 2025 р.

ХМЕЛЬНИЦЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ

Факультет Інформаційних технологій

Кафедра КОМП'ЮТЕРНОЇ ІНЖЕНЕРІЇ ТА ІНФОРМАЦІЙНИХ СИСТЕМ

Освітній рівень МАГІСТР

Галузь знань 12 Інформаційні технології

Спеціальність 123 Комп'ютерна інженерія

Освітня програма освітньо-наукова програма «комп'ютерна інженерія та програмування»

ЗАТВЕРДЖУЮ

Зав. кафедри

Ольга ПАВЛОВА

“ 01 ” 09 2024 р.

ЗАВДАННЯ НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ МАГІСТРА

Віталію КОЛОСОВСЬКОМУ

Прізвище, ім'я, по батькові студента

1. Тема проекту (роботи) Метода використання СППР на базі ШНМ для моніторингу пасивних оптичних мереж

Керівник проекту (роботи) Олексій ІВАНОВ, канд. техн. наук, доцент

Прізвище, ім'я, по батькові, науковий ступінь, вчене звання

Затверджена наказом ректора університету від 08.01.2025 №8

2. Строк подання студентом проекту (роботи) на кафедру 01.05.2025 р.

3. Вихідні дані до проекту (роботи) Завдання на дипломне проектування

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

Аналіз теоретичних основ побудови СППР на базі ШНМ

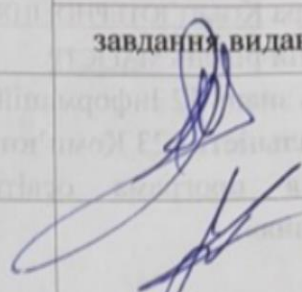
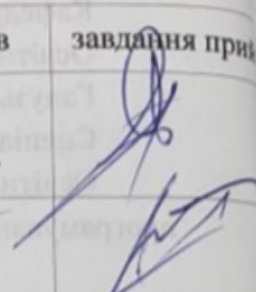
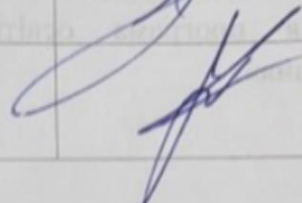
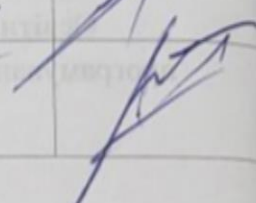
Моделювання архітектури та функціонування роботи пасивних оптичних мереж (PON)

Метод інтеграції ШНМ в СППР для моніторингу PON

Дослідження методу використання СППР на базі ШНМ для моніторингу PON

5. Перелік графічного матеріалу (із зазначенням обов'язкових креслень)

6. Консультанти розділів кваліфікаційної роботи магістра

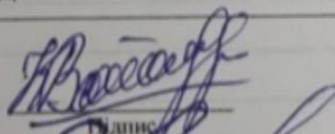
Розділ	Прізвище, ініціали та посада консультанта	Підпис, дата	
		завдання, видав	завдання прийняв
Нормоконтроль	Сергій ЛИСЕНКО, професор кафедри КІС		
Антиплагіат	Андрій НІЧЕПОРУК, доцент кафедри КІС		

7. Дата видачі завдання « 01 » 09 2024р.

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

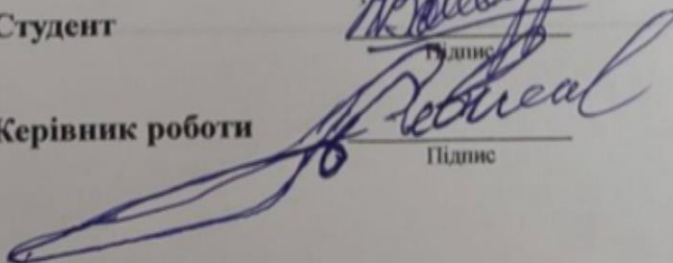
№з/п	Назва етапів (розділів) кваліфікаційної роботи магістра	Термін виконання етапів проекту (роботи)	Примітки
1	Вибір напрямку дослідження та узгодження тематики КвРМ з керівником	01.09.2024	виконано
2	Ознайомлення з предметною областю; формулювання мети та задач дослідження; визначення об'єкта та предмета дослідження	01.10.2024	виконано
3	Робота над розділом 1 – аналіз відомих моделей, методів за темою; постановка задачі	01.11.2024	виконано
4	Робота над розділом 2 – розробка моделей для вирішення поставленої задачі	01.12.2024	виконано
5	Робота над науковою статтею	01.02.2025	виконано
6	Робота над розділом 3 – розробка методів для вирішення поставленої задачі	15.02.2025	виконано
7	Робота над розділом 4 – проектування та розробка ПЗ для вирішення поставленої задачі, експериментальна частина	01.04.2025	виконано
8	Оформлення пояснювальної записки згідно вимог	18.04.2025	виконано
9	Попередній захист ДРМ	29.04.2025	виконано
10	Захист ДРМ на засіданні ЕК	До 15.05.2025	

Студент


Підпис

Віталій КОЛОСОВСЬКИЙ
Ім'я, прізвище

Керівник роботи


Підпис

Олексій ІВАНОВ
Ім'я, прізвище

РЕФЕРАТ

Тема кваліфікаційної роботи магістра: «Метода використання СППР на базі ШНМ для моніторингу пасивних оптичних мереж».

Автор роботи: Колосовський В. В.

Керівник роботи: Іванов О. В.

Пояснювальна записка: 71 с., 26 рис., 2 табл., 2 дод., 80 джерел.

СППР, ШНМ, PON, СИСТЕМИ ПІДТРИМКИ ПРИЙНЯТТЯ РІШЕНЬ, ШТУЧНА НЕЙРОННА МЕРЕЖА, ПАСИВНІ ОПТИЧНІ МЕРЕЖІ.

Об'єктом дослідження є процес моніторингу та управління станом пасивних оптичних мереж (PON).

Предметом дослідження є метод використання системи підтримки прийняття рішень (СППР), побудованої на базі штучних нейронних мереж (ШНМ), для виявлення, аналізу та прогнозування стану пасивних оптичних мереж.

Метою кваліфікаційної роботи магістра є розроблення та обґрунтування ефективного методу використання СППР на базі ШНМ для підвищення точності та оперативності моніторингу пасивних оптичних мереж.

Для розв'язання поставлених задач використовувалися методи системного аналізу, моделювання, машинного навчання (зокрема глибинного навчання), аналізу та обробки великих обсягів даних, а також порівняльного аналізу існуючих підходів до моніторингу телекомунікаційних мереж.

Наукова новизна отриманих результатів:

– набув подальшого розвитку метод використання систем підтримки прийняття рішень (СППР) на основі штучних нейронних мереж для задач моніторингу пасивних оптичних мереж (PON);

– набула подальшого розвитку інформаційна технологія аналізу мережевого трафіку в реальному часі з використанням адаптивних моделей глибинного навчання.

На основі проведених досліджень розроблена архітектура і компоненти програмного забезпечення СППР на базі ШНМ, яка здатна здійснювати виявлення аномалій та прогнозування збоїв у PON з високим рівнем достовірності.

Практична значимість отриманих результатів полягає в можливості застосування запропонованого методу в реальних телекомунікаційних системах для підвищення ефективності моніторингу стану пасивних оптичних мереж, що дозволяє своєчасно виявляти збої, зменшувати час реакції на несправності та оптимізувати експлуатаційні витрати операторів зв'язку.

ЗМІСТ

СКОРОЧЕННЯ ТА УМОВНІ ПОЗНАКИ	4
ВСТУП.....	5
1 ТЕОРЕТИЧНІ ОСНОВИ ПОБУДОВИ СППР НА БАЗІ ШНМ.....	8
1.1 Поняття СППР на базі ШНМ.....	8
1.2 Порівняльний аналіз переваг і недоліків	15
1.3 Методологічні підходи до вирішення задачі.....	21
1.4 Постановка задачі.....	21
1.5 Висновки	22
2 ОСОБЛИВОСТІ ФУНКЦІОНУВАННЯ PON.....	23
2.1 Архітектура та принципи роботи пасивних оптичних мереж.....	23
2.2 Методи моніторингу та управління станом PON	37
2.3 Проблеми з моніторингом PON у реальному часі	44
2.4 Висновки	47
3 ІНТЕГРАЦІЯ ШНМ В СППР ДЛЯ МОНІТОРИНГУ PON.....	48
3.1 Вимоги до інформаційної моделі СППР для PON.....	48
3.2 Алгоритмічне забезпечення ШНМ для обробки мережевих даних.....	54
3.3 Особливості навчання нейромережі на основі мережевого трафіку і подій.....	60
3.4 Висновки	65
4 ДОСЛІДЖЕННЯ МЕТОДУ ВИКОРИСТАННЯ СППР НА БАЗІ ШНМ ДЛЯ МОНІТОРИНГУ PON	66
4.1 Створення та навчання моделі ШНМ для задачі моніторингу.....	66
4.2 Реалізація СППР у тестовому середовищі.....	70
4.3 Аналіз результатів моделювання та ефективність підходу	73
4.4. Висновки	74
ВИСНОВКИ	75
ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ.....	77
ДОДАТОК А СЕРТИФІКАТ УЧАСНИКА КОНФЕРЕНЦІЇ ПЕРСИК 2025	87
ДОДАТОК Б КОД НА PYTHON ДЛЯ НАВЧАННЯ МОДЕЛІ	88
ДОДАТОК В ПРЕЗЕНТАЦІЯ.....	90

СКОРОЧЕННЯ ТА УМОВНІ ПОЗНАКИ

СППР – системи підтримки прийняття рішень.

ШНМ – штучна нейронна мережа.

PON – пасивні оптичні мережі.

QoS – якість обслуговування.

ONU – оптичні мережеві одиниці.

OLT – оптичні лінійні термінальні станції.

WDM – спектральне ущільнення каналів передачі/ущільнення за довжинами хвиль.

FTTH – волокно до будинку користувача.

SFP – стандарт для компактних модулів, які використовуються в телекомунікаційних системах для передачі та отримання даних.

OSS – системи управління мережею.

API – інтерфейси прикладного програмування.

ВСТУП

Зважаючи на стрімкий і безперервний розвиток телекомунікаційних технологій та зростання обсягів переданої інформації, особливої актуальності наразі набуває проблема забезпечення стабільного та надійного функціонування пасивних оптичних мереж (PON), що становлять технологічну основу сучасних систем широкосмугового доступу до мережі Інтернет. Водночас традиційні, зокрема ручні, підходи до моніторингу стану мережевої інфраструктури дедалі частіше демонструють обмежену ефективність у виявленні складних, динамічних або певних неочевидних відхилень у роботі телекомунікаційних систем, що зумовлює нагальну потребу у впровадженні більш адаптивних і технологічно вдосконалених засобів контролю.

У зв'язку з зазначеними вище викликами, наразі спостерігається зростання інтересу науковців та інженерів до інтеграції інтелектуальних технологій у процеси моніторингу та управління телекомунікаційними мережами. Особливу увагу тут привертають системи підтримки прийняття рішень (СППР), побудовані на основі штучних нейронних мереж (ШНМ), оскільки їх застосування відкриває чимало можливостей для оперативної обробки великих масивів даних у реальному часі. Такі системи здатні як виявляти аномалії в роботі мережі, так і здійснювати прогнозування потенційних відмов або погіршення якості зв'язку до моменту, коли ці порушення стають помітними для безпосередньо самих користувачів.

Використання ШНМ як інструменту СППР у процесах управління PON сприяє переходу від традиційного реактивного до більш адаптивного проактивного підходу в обслуговуванні телекомунікаційної інфраструктури, адже такий підхід дозволяє підвищити загальну ефективність функціонування мережевих систем, оптимізувати витрати на технічне обслуговування, а також забезпечити вищий рівень якості послуг.

Актуальність роботи полягає в необхідності підвищення ефективності моніторингу PON в умовах зростання вимог до надійності та швидкодії

телекомунікаційних систем. Використання СППР на базі ШНМ допоможе своєчасно виявляти різноманітні аномалії і прогнозувати будь-які потенційні помилки в мережевій інфраструктурі.

Метою кваліфікаційної роботи магістра є розроблення та обґрунтування ефективного методу використання СППР на базі ШНМ для підвищення точності та оперативності моніторингу PON.

Поставлена мета досягається розв'язанням таких основних завдань:

- проаналізувати теоретичні основи побудови СППР на базі ШНМ;
- дослідити принципи функціонування та особливості моніторингу PON;
- обґрунтувати вибір нейромережевого підходу для вирішення задачі моніторингу PON;
- розробити архітектуру СППР на базі ШНМ для виявлення аномалій у PON;
- реалізувати програмну модель і провести експериментальне дослідження ефективності запропонованого методу.

Об'єктом дослідження є процес моніторингу та управління станом PON.

Предметом дослідження є метод використання СППР, побудованої на базі ШНМ, для виявлення, аналізу та прогнозування стану PON.

Наукова новизна отриманих результатів:

- набув подальшого розвитку метод використання СППР на основі ШНМ для задач моніторингу PON;
- набула подальшого розвитку інформаційна технологія аналізу мережевого трафіку в реальному часі з використанням адаптивних моделей глибинного навчання.

На основі проведених досліджень розроблено метод використання СППР на базі ШНМ для інтелектуального моніторингу PON, який забезпечує виявлення аномалій у режимі, наближеному до реального часу, і підвищує точність прогнозування можливих збоїв у мережевій інфраструктурі.

Практична значимість отриманих результатів полягає у можливості застосування запропонованого методу в реальних телекомунікаційних системах для підвищення ефективності моніторингу стану PON, що, у свою чергу, дозволяє своєчасно виявляти збої, зменшувати час реакції на несправності та оптимізувати експлуатаційні витрати операторів зв'язку.

Для розв'язання поставлених задач використовувалися методи системного аналізу, моделювання, машинного навчання (зокрема глибинного), аналізу та обробки великих обсягів даних, а також порівняльного аналізу існуючих підходів до моніторингу телекомунікаційних мереж.

За темою кваліфікаційної роботи опубліковано одну публікацію у збірнику до 16-ї Міжнародної студентської науково-технічної конференції «Перспективні мережні та комп'ютерні технології» ПерСиК 2025. (Хмельницький – 2025).

1 ТЕОРЕТИЧНІ ОСНОВИ ПОБУДОВИ СППР НА БАЗІ ШНМ

1.1 Поняття СППР на базі ШНМ

Система підтримки прийняття рішень (СППР) – це інтерактивна інформаційна система, яка допомагає користувачу або ж групі осіб приймати рішення в складних чи слабо структурованих ситуаціях. Основна мета СППР полягає в підвищенні ефективності процесу прийняття рішень шляхом надання релевантної інформації, рекомендацій та аналітичних даних. Основні її завдання полягають у зборі, обробці та аналізі даних, що, у свою чергу, дозволяє користувачам отримувати всю необхідну інформацію для безпосереднього прийняття рішень [1].

До методів СППР найчастіше всього відносять якісні, кількісні, комбіновані та ті, які основані на інформатиці. До останніх також входять штучний інтелект і обробка інформації в загальному (рис. 1.1) [1].



Рисунок 1.1 – Методи СППР [1]

Однією з провідних функціональних характеристик СППР є здатність інтегрувати найрізноманітніші джерела даних, що забезпечує комплексне та багатовимірне бачення ситуації в телекомунікаційній мережі. Такий підхід створює умови для своєчасного оцінювання потенційних ризиків, прогнозування можливих наслідків і вибору оптимальних стратегій реагування. Важливою особливістю СППР є також моделювання альтернативних сценаріїв розвитку подій. Це дозволяє здійснювати аналіз ефективності різних управлінських рішень із урахуванням численних внутрішніх і зовнішніх факторів. Окремо хочемо наголосити на функції візуалізації результатів, яка значно підвищує інформативність аналітичних даних і сприяє прийняттю обґрунтованих рішень на основі чітко структурованої та доступної інформації [2, с. 289].

Сучасні СППР також вирізняються високим ступенем адаптивності до змінних умов функціонування мережі, завдяки чому забезпечується гнучке управління ресурсами та своєчасне реагування на непередбачувані ситуації. Завдяки використанню методів машинного навчання та глибокого аналізу даних такі системи здатні самостійно вдосконалювати власні алгоритми на основі накопиченого досвіду, підвищуючи точність прогнозів і релевантність запропонованих рішень, а це, у свою чергу, сприяє побудові більш стійкої та ефективної інфраструктури телекомунікацій, здатної до самовідновлення та адаптації [2, с. 290].

СППР поєднує в собі декілька невід'ємних компонентів, серед яких виділяють:

- база знань – містить інформацію, правила та закономірності, які необхідні для прийняття рішень;
- база моделей – набір математичних, статистичних або імітаційних моделей для аналізу ситуації;
- інтерфейс користувача – забезпечує взаємодію системи з користувачем, спрощує процес роботи із даними та моделями;
- механізм прийняття рішень – ядро системи, що обробляє дані та формує рекомендації (рис. 1.2) [1].

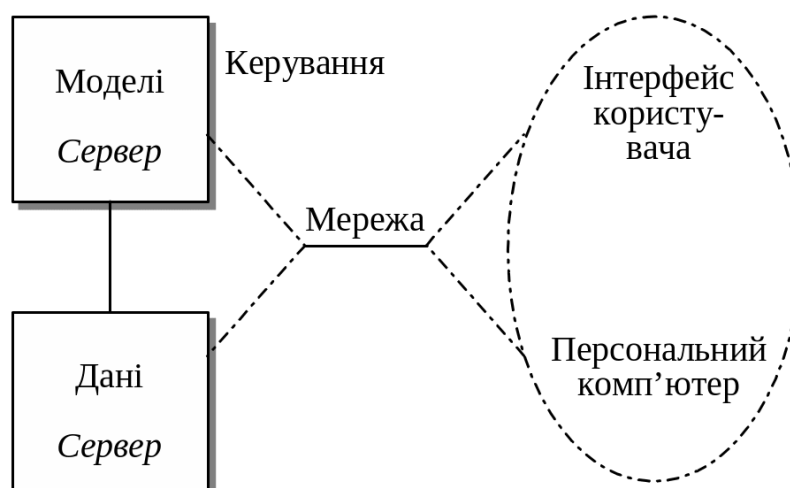


Рисунок 1.2 – Архітектура СППР

Наразі традиційні СППР часто доповнюються або ж повністю інтегруються з методами штучного інтелекту, зокрема з штучними нейронними мережами (ШНМ). ШНМ – це обчислювальні моделі, розроблені під структуру та принципи роботи біологічного мозку. Вони здатні самостійно виявляти закономірності в даних, навчатися на прикладах та прогнозувати результати для нових ситуацій. Основна мета ШНМ – створення моделей, які здатні вивчати, узагальнювати та аналізувати патерни в даних без необхідності програмування чітких правил для кожної конкретної задачі. Вони дозволяють вирішувати низку певних завдань, серед яких класифікація, регресія, розпізнавання образів, машинний переклад, аналіз текстів і багато інших [3, с. 128]. Зважаючи на ці фактори, саме завдяки інтеграції ШНМ можна досягнути високої точності прогнозів та рішень, що ґрунтуються на великих обсягах вхідних даних.

ШНМ поділяються на декілька основних видів, серед яких конкурентні, ієрархічні, арт і рекурентні структури. Кожен із них, у свою чергу, має власні особливості та сферу застосування, що дає змогу різним науковим дисциплінам по-різному систематизувати і осмислювати дані. Завдяки різногранності ШМ також можна легше й оперативніше організувати знання, вивчати взаємозв'язки і впливи елементів у системах [3, с. 129].

Конкурентні структури – це організаційні моделі, у яких усі елементи взаємодіють на основі принципу конкуренції. У таких структурах кожен елемент

намагається досягти певної мети або ж отримати вигоду, змагаючись із іншими елементами за обмежені ресурси (рис. 1.3) [4]. Така структура часто використовується в економічних і соціальних моделях, оскільки там у край важливу роль відіграють механізми ринку і конкуренції між індивідами чи цілими групами. Конкурентні моделі дозволяють вивчати динаміку, розвиток і еволюцію систем, в яких усі учасники прагнуть до оптимальних рішень в умовах обмежених можливостей.

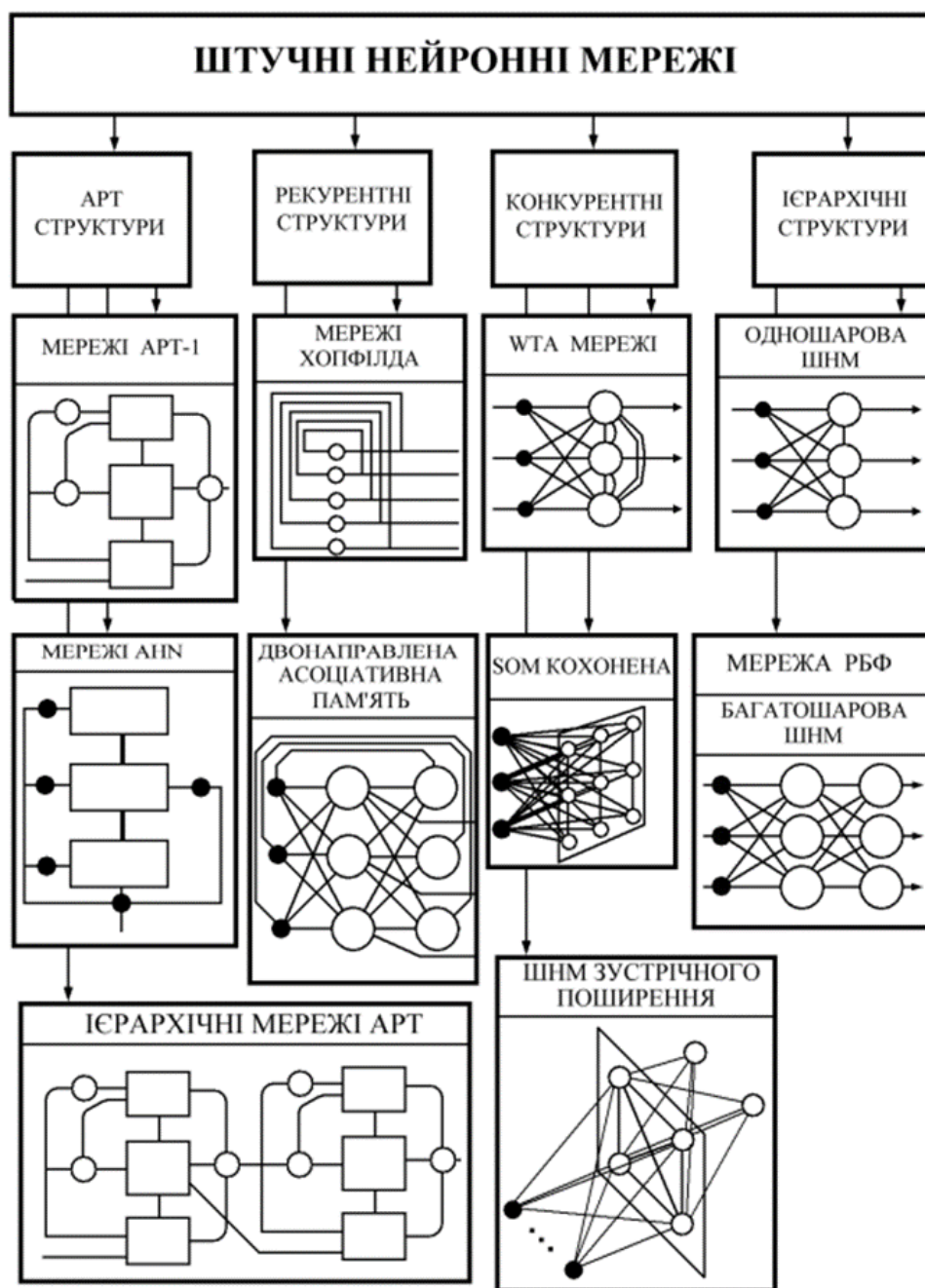


Рисунок 1.3 – Види ШНМ [4]

Ієрархічні структури є найбільш відомими і використовуються у багатьох сферах, де необхідна чітка організація елементів у порядку підпорядкування. У таких структурах елементи мають певний порядок і знаходяться в залежності один від одного, причому найвищий рівень має найбільшу владу або контроль. Ієрархічні моделі часто застосовуються в організаціях, де є чітке розподілення обов'язків і повноважень, а також у біології, соціальних науках і навіть в програмуванні, де елементи структури взаємодіють в рамках чіткої підпорядкованості [5, с. 564].

Арт структури – це моделі, в яких важливу роль відіграє творчий підхід і образне мислення. Вони часто використовуються в мистецтві, психології та філософії, де мета полягає не стільки в точності або функціональності, скільки в здатності виразити ідеї або почуття [5, с. 565]. Такі моделі дозволяють вивчати та аналізувати інтерпретації та сприйняття, які не завжди чітко слідують логіці, але є важливими для розуміння людської природи та творчого процесу.

Рекурентні структури характеризуються циклічністю і повторенням етапів або елементів у процесах. У таких моделях важливу роль відіграє принцип постійного повернення до попередніх стадій або результатів, що дозволяє здійснювати корекцію чи адаптацію [5, с. 566]. Рекурентні структури широко застосовуються в теорії систем, математиці (особливо у сфері рекурентних рівнянь), а також у природничих науках, де спостерігається циклічність в природних явищах або ж процесах. Вони можуть бути використані для моделювання змін у часі або прогнозування майбутніх подій на основі тих даних, які вже існують.

Інтеграція ШНМ у СППР відкриває низку нових можливостей, які значно покращують ефективність і точність процесів прийняття рішень у різних сферах. Однією з найбільших переваг є автоматизація складних аналітичних процесів. ШНМ здатні обробляти великий обсяг даних без необхідності програмування детальних інструкцій для кожної ситуації, що дозволяє знизити навантаження на фахівців і зменшити людський фактор, а це, у свою чергу, може призвести до

помилку у прийнятті рішень [6, с. 89]. У системах СППР важливо швидко обробляти інформацію і реагувати на зміни, тому там така автоматизація є важливим кроком до оптимізації роботи.

Інша значуща можливість, яку надають ШНМ, – це робота з великими обсягами даних (Big Data). Сучасні технології дозволяють зберігати та обробляти величезні маси інформації, які можуть включати текстові, графічні, відео та аудіо дані [6, с. 88]. ШНМ здатні ефективно працювати з такими даними, аналізуючи їх на глибшому рівні, виявляючи закономірності, що, як ми вважаємо, важко помітити за допомогою традиційних аналітичних методів. Саме в контексті СППР це дозволяє приймати більш обґрунтовані рішення, враховуючи всі наявні дані, а не лише обмежену вибірку.

Завдяки здатності до самонавчання ШНМ можуть значно підвищити точність прогнозів у СППР. Самонавчання дозволяє нейронним мережам адаптуватися до нових умов та покращувати свої моделі з часом, що є в особливості важливим у ситуаціях, коли дані змінюються або ж коли нові фактори впливають на процеси прийняття рішень. У таких випадках системи, що використовують ШНМ, здатні самостійно коригувати свої стратегії та адаптуватися до нових реалій, що забезпечує більш точні прогнози та рекомендації [6, с. 89].

Ще однією важливою можливістю є обробка нечітких, неповних чи навіть зашумлених даних. У реальному житті дані також часто містять помилки, пропуски або недостовірну інформацію, і з цими проблемами справитися традиційні алгоритми, очевидно, не здатні. ШНМ, у свою чергу, мають здатність працювати з нечіткими і неповними даними, «заповнюючи прогалини» і шукаючи найбільш імовірні рішення, що дозволяє системам СППР бути більш гнучкими та точними навіть в умовах недостатньої або неповної інформації, що є типовим для багатьох реальних ситуацій [6, с. 90].

Важливо також зазначити, що завдяки своїй здатності до виявлення складних патернів і кореляцій ШНМ можуть допомогти в аналізі різноманітних варіантів рішень, моделюючи різні сценарії розвитку подій і прогнозуючи

ймовірні результати. У контексті СППР це дає можливість розглядати множину альтернатив і вибирати найкращий шлях, базуючись на більш детальній і обґрунтованій інформації [6, с. 90].

ШНМ у складі СППР виконує роль адаптивного інструмента аналізу даних, що дозволяє системі самостійно вдосконалювати свої алгоритми на основі нової інформації. Найчастіше в таких системах застосовують багатошарові перцептрони (MLP), згадані раніше згорткові нейронні мережі (CNN) для роботи з просторовими даними або рекурентні нейронні мережі (RNN) для обробки часових рядів.

У ШНМ між усіма нейронами існують повні зв'язки, і кожен нейрон може взаємодіяти з будь-яким іншим нейроном мережі [5, с. 565]. Як приклад – повне з'єднання чотирьох нейронів (рис. 1.4).

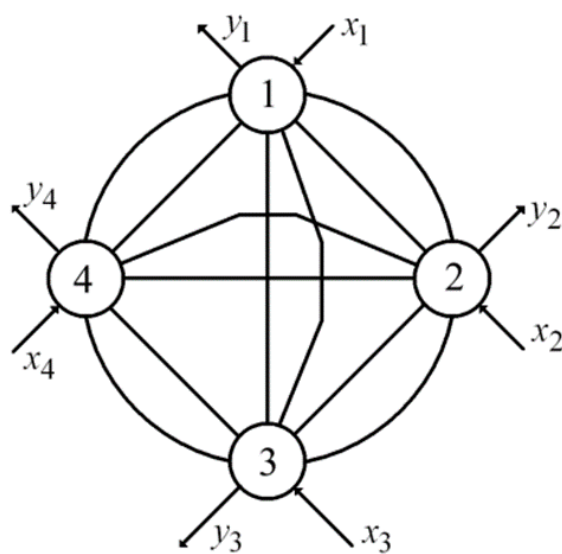


Рисунок 1.4 – Повне з'єднання чотирьох нейронів у ШНМ

СППР на базі ШНМ може застосовуватись у різних сферах, для прикладу, моніторинг і управління інфраструктурою (у тому числі PON), фінансовий аналіз та управління ризиками, медичні діагностичні системи, прогнозування технічного обслуговування обладнання, підтримка прийняття рішень в логістиці та транспорті тощо [7, с. 80].

Таким чином, СППР на базі ШНМ поєднує в собі сильні сторони класичних СППР та сучасних технологій штучного інтелекту, дозволяючи ефективніше вирішувати складні завдання в певних умовах невизначеності.

1.2 Порівняльний аналіз переваг і недоліків

Запровадження ШНМ у СППР значно розширює її функціональні можливості. Разом із тим, як і будь-яка технологія, така інтеграція має свої сильні та слабкі сторони.

До переваг СППР на базі ШНМ, перш за все, відноситься адаптивність та здатність до навчання, оскільки ШНМ здатні самостійно навчатися на основі історичних даних, вдосконалюючи свої прогнози та рішення без необхідності ручного налаштування. Це дозволяє системі адаптуватися до змін зовнішнього середовища або параметрів об'єкта управління [8, с. 114].

Завдяки паралельним обчисленням ШНМ можуть ефективно працювати з великими наборами даних, що є особливо важливим для моніторингу складних мереж чи інфраструктур. Це підкреслює їхню високу швидкість обробки великих обсягів даних. ШНМ також характеризуються підвищеною точністю рішень, бо здатні виявляти приховані залежності та складні кореляції між даними, що часто не вдається класичним аналітичним методам, що призводить до кращої якості рішень та прогнозів [9, с. 42].

Можливість роботи з неповними та зашумленими даними є ще однією перевагою СППР на базі ШНМ, адже, на відміну від традиційних методів, які потребують якісно підготовлених даних, нейронні мережі можуть коректно працювати навіть у випадку відсутності частини вхідної інформації або її неточності. СППР на базі ШНМ може бути застосована у широкому спектрі задач – від класифікації та регресії до оптимізації та прогнозування, що також свідчить про гнучкість у застосуванні [10, с. 63].

Недоліків СППР на базі ШНМ не так багато, проте вони не менш суттєві при роботі з такими технологіями. Перш за все, це потреба в великих обсягах

даних для навчання. Для досягнення високої точності рішення ШНМ потребують великих і якісних навчальних вибірок. У багатьох випадках збір такої кількості даних є складним та витратним процесом [11, с. 77].

Висока обчислювальна складність – ще один, на нашу думку, суттєвий недолік. Навчання нейронних мереж, особливо глибоких, потребує значних обчислювальних ресурсів, що може вимагати використання спеціалізованого обладнання (GPU, TPU тощо) [12, с. 60]. ШНМ також часто сприймаються як «чорна скринька» – зрозуміти, чому мережа ухвалила певне рішення, буває досить складно. Ми вважаємо, що це може стати проблемою в критично важливих сферах, де потрібна повна прозорість процесу прийняття рішень, і це також свідчить про складність інтерпретації рішень.

Проблема перенавчання (overfitting) виникає у випадку некоректно налаштованих мереж, адже існує ризик того, що модель буде надто добре запам'ятовувати навчальні дані, але показуватиме слабкі результати на нових наборах даних. Перенавчання особливо часто виникає при надмірній складності моделі або недостатньому обсязі навчального набору. Для його запобігання використовують методи регуляризації, збільшення обсягу даних або крос-валідацію [13, с. 105].

Ще один недолік – залежність від якості вхідних даних. Хоча ШНМ може працювати з неповними або зашумленими даними, як було вказано раніше, якість рішень безпосередньо залежить від загальної якості та репрезентативності навчальних вибірок [14, с. 51].

На нашу думку, визначити, чи переваги, чи недоліки є більш суттєвими в системах підтримки прийняття рішень, побудованих на базі штучних нейронних мереж, залежить від конкретного контексту їх застосування. Хоча ШНМ мають значний потенціал у забезпеченні високої точності аналізу та адаптивності до змінних умов, їх використання також може бути обмежене проблемами, такими як складність інтерпретації результатів або високі вимоги до даних тощо (табл. 1.1). Враховуючи це, ключовими аспектами є правильне балансування переваг і недоліків залежно від специфічних потреб системи та задач, які вона має

вирішувати [15, с. 106]. І, все ж, як видно з таблиці 1.1, однією з найбільш суттєвих переваг СППР на базі ШНМ є їх здатність до обробки великих обсягів даних та прийняття рішень в умовах невизначеності.

Таблиця 1.1 – Переваги і недоліки СППР на базі ШНМ

Критерій	СППР на базі ШНМ	Класичні СППР
Адаптивність	Висока	Обмежена
Робота з великими даними	Ефективна	Менш ефективна
Потреба в даних	Висока	Середня
Швидкість прийняття рішень	Висока після навчання	Висока
Інтерпретованість рішень	Низька	Висока
Гнучкість у побудові моделей	Висока	Середня
Стійкість до зашумлених даних	Вища	Нижча

ШНМ можуть аналізувати складні, нелінійні взаємозв'язки між різними параметрами системи, що робить їх ідеальними для застосування в умовах постійно змінюваного інформаційного середовища. У пасивних оптичних мережах, де наявні проблеми з розподілом ресурсів, оптимізацією потоків даних та балансуванням навантаження, використання ШНМ може суттєво покращити ефективність мережі [16, с. 76]. Наприклад, ШНМ здатні забезпечити оптимальну маршрутизацію трафіку, виявляти аномалії в роботі мережі та передбачати її можливі відмови або перевантаження. Завдяки своїй здатності до самонавчання ці мережі можуть постійно вдосконалювати свої алгоритми, що дозволяє підтримувати високу якість обслуговування навіть в умовах змінних навантажень [17, с. 68].

Водночас найбільший недолік СППР на базі ШНМ полягає в складності їхнього налаштування та потребі в значних обчислювальних ресурсах для тренування та тестування моделей. ШНМ, хоча й дуже потужні, вимагають великої кількості даних для ефективного навчання, що може бути значною

проблемою для мереж з обмеженими ресурсами або там, де дані є неповними чи шумними. Для того, щоб ШНМ демонстрували високу ефективність, необхідно забезпечити достатній обсяг якісних даних і відповідні обчислювальні потужності, що в умовах реального часу в пасивних оптичних мережах може стати серйозною перешкодою [17, с. 69]. Окрім цього, ШНМ схильні до проблеми «чорної скриньки», згаданої раніше, коли важко зрозуміти, як саме мережа прийшла до певного рішення. Це може ускладнити її інтеграцію в існуючі системи управління та привести до недостатньої прозорості та довіри з боку операторів і користувачів мережі.

Оскільки пасивні оптичні мережі особливо популярні через свою простоту, ефективність у використанні пасивних компонентів і здатність підтримувати великі обсяги трафіку, при впровадженні СППР на базі ШНМ в таких мережах необхідно враховувати ряд специфічних особливостей, які можуть впливати на ефективність таких рішень [18].

Однією з основних особливостей пасивних оптичних мереж є їхня архітектура. PON, на відміну від активних мереж, не використовують активні елементи, як маршрутизатори або комутатори, для управління передачею сигналу. Вони складаються з пасивних компонентів, а саме таких, як оптичні сплітери, мультиплексори та фільтри, які дозволяють здійснювати поділ сигналу між різними абонентами без необхідності підключення до активного обладнання (рис. 1.5) [1]. Це означає, що керування мережею значною мірою залежить від правильної організації мережевих компонентів та ефективної маршрутизації сигналу через пасивні елементи [18].

Повертаючись до СППР на базі ШНМ, така архітектура вимагатиме особливої уваги до правильності прийняття рішень щодо маршрутизації і балансування навантаження між різними точками доступу. ШНМ можуть бути використані для оптимізації процесу розподілу трафіку між користувачами, визначення оптимальних маршрутів для передачі даних і навіть прогнозування можливих збоїв або перевантажень. Однак, на відміну від активних мереж, PON мають обмежені можливості для управління потоками даних в реальному часі,

оскільки вони не мають центральних активних елементів для швидкого регулювання трафіку. Це ставить додаткові вимоги до ШНМ, щоб вони могли ефективно адаптуватися до змін у навантаженні і своєчасно коригувати маршрутизацію трафіку [19, с. 58]

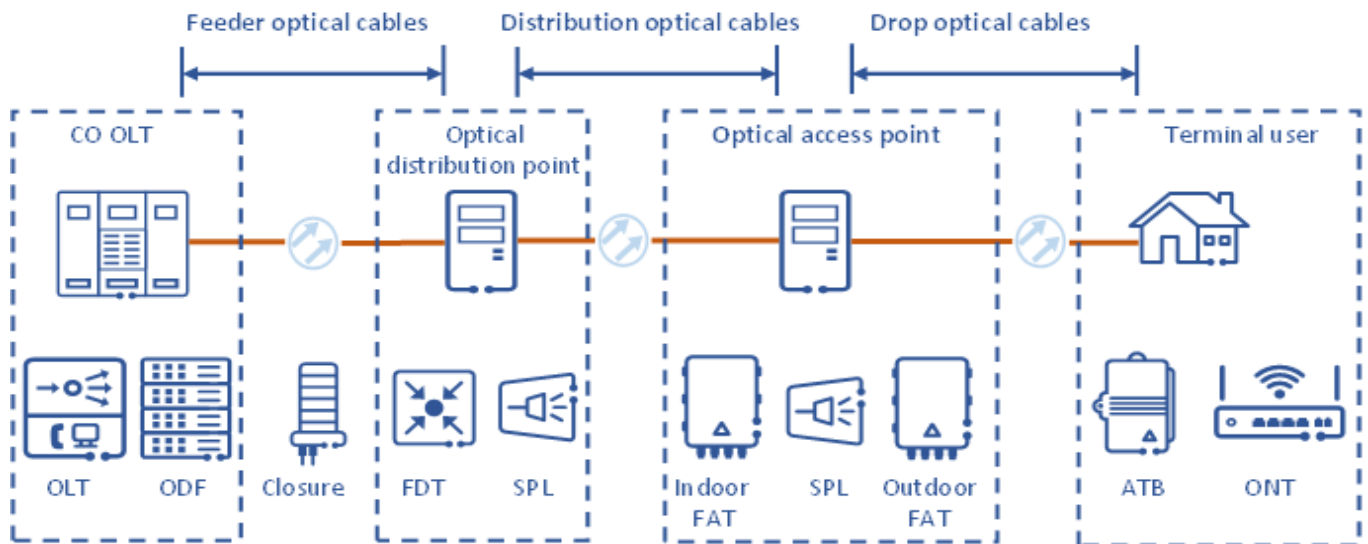


Рисунок 1.5 – Компоненти мережі PON [18]

Іншою важливою особливістю пасивних оптичних мереж є те, що вони використовують спільні оптичні волокна для передавання сигналів до багатьох абонентів. Це означає, що багато користувачів можуть одночасно ділити одне волокно, що підвищує вимоги до ефективності розподілу ресурсів та управління потужністю сигналу [20, с. 41]. У зв'язку з цим СППР на базі ШНМ повинні бути здатними до обробки великого обсягу даних та швидкої адаптації до змін у мережі. ШНМ повинні ефективно моніторити навантаження на волокна, виявляти можливі перешкоди або аномалії в роботі мережі і приймати оперативні рішення для підтримки стабільності та якості обслуговування.

Також хочемо наголосити на тому, що пасивні оптичні мережі зазвичай мають статичну структуру, де з'єднання між абонентами фіксовані і не змінюються в реальному часі, на відміну від активних мереж, де комутація може відбуватися динамічно. Це означає, що мережа може бути менш гнучкою у випадку непередбачуваних змін або збоїв. Однак це також створює певні

можливості для СППР на базі ШНМ, які можуть бути оптимізовані під таку статичність і заздалегідь розраховувати можливі проблеми або зміни в навантаженні. ШНМ здатні навчатися на історичних даних і адаптувати свої стратегії прийняття рішень таким чином, щоб максимізувати ефективність і зменшити ймовірність збоїв або зниження якості послуг [20, с. 42].

Особливу увагу слід приділити й питанням моніторингу та управління якістю обслуговування (QoS) у пасивних оптичних мережах, яка може бути вбудована всередину них (рис. 1.6). Оскільки PON зазвичай підтримують великі обсяги даних на великі відстані, вони можуть стикатися з проблемами затримок або перешкод у передачі сигналу. Враховуючи відсутність активних компонентів, завдання забезпечення QoS стає складнішим [21]. У цьому контексті СППР на базі ШНМ можуть бути корисними для постійного моніторингу якості сигналу, оцінки затримок та інших параметрів, а також для оптимізації роботи мережі в реальному часі. Це дозволяє знизити ризик виникнення проблем з якістю обслуговування та покращити досвід користувачів [22, с. 34].

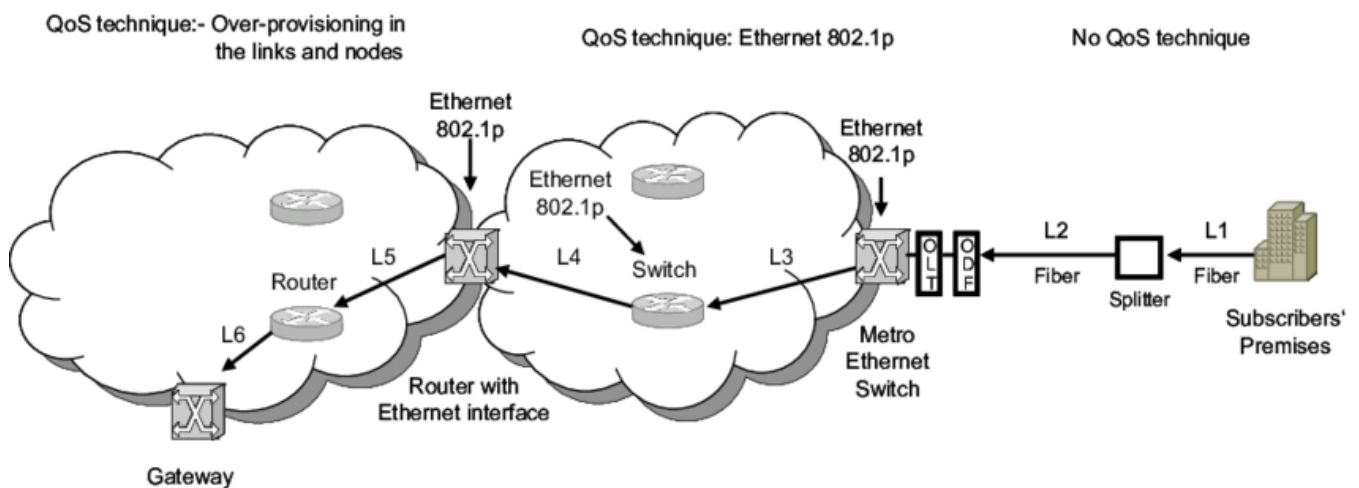


Рисунок 1.6 – Архітектура PON з технікою QoS [21]

Не менш важливим є і питання енергетичної ефективності. PON мають перевагу в тому, що не потребують великої кількості енергії для передачі сигналу, оскільки використовують лише пасивні елементи для розподілу потоку даних [23, с. 76]. Проте інтеграція СППР на базі ШНМ може вимагати додаткових

обчислювальних потужностей для обробки даних та навчання моделей, що може збільшити енергоспоживання в мережах, а це, у свою чергу, може вплинути на загальну ефективність мережі. Таким чином, для ефективного використання ШНМ в PON необхідно враховувати баланс між витратами енергії на обчислення та збереження енергетичної ефективності самої мережі [24, с. 114].

Ще однією важливою проблемою є питання безпеки. Пасивні оптичні мережі зазвичай вважаються більш безпечними, оскільки фізичне пошкодження оптичного волокна складніше здійснити порівняно з електричними кабелями. Однак ШНМ можуть бути вразливими до атак або помилок, які можуть призвести до неправильного прийняття рішень [25, с. 58]. Такі проблеми можуть мати серйозні наслідки для ефективності мережі і її здатності адаптуватися до змін. У зв'язку з цим важливо враховувати всі можливі ризики і забезпечувати належний рівень захисту даних і процесів в системі.

1.3 Методологічні підходи до вирішення задачі

Для моніторингу пасивних оптичних мереж доцільно застосовувати методологічний підхід на базі штучних нейронних мереж (ШНМ), оскільки вони здатні ефективно обробляти великі обсяги даних, що генеруються мережами. Для реалізації таких систем можна використати платформу на основі FPGA або GPU для обробки в режимі реального часу. Програмування може здійснюватися на мовах Python або C++, що дозволяє інтегрувати моделі ШНМ, такі як глибокі нейронні мережі (DNN) або згорткові нейронні мережі (CNN) для виявлення аномалій, аналізу трафіку та оптимізації роботи мережі.

1.4 Постановка задачі

Завданнями роботи є:

- дослідити технології пасивних оптичних мереж та їх функціонування;

- провести теоретичний аналіз сучасного стану та тенденцій розвитку пасивних оптичних мереж;
- охарактеризувати структуру предметної області та базову модель пасивних оптичних мереж;
- описати існуючі методи моніторингу пасивних оптичних мереж, виділити проблеми в їх реалізації та можливі шляхи їх вирішення;
- на основі проведених досліджень визначити основні функції системи моніторингу, сформулювати функціональні та нефункціональні вимоги до системи;
- розробити модель функцій системи моніторингу пасивних оптичних мереж;
- оцінити необхідність розробки системи моніторингу для підвищення ефективності функціонування пасивних оптичних мереж;
- сформулювати об'єкт та мету для наступних етапів досліджень;
- оцінити ступінь виконання поставлених завдань та визначити напрямки подальших робіт.

1.5 Висновки

Отже, у результаті теоретичного аналізу було з'ясовано, що системи підтримки прийняття рішень на базі штучних нейронних мереж є ефективним інструментом для автоматизованого аналізу даних і прийняття рішень у складних інформаційних середовищах, таких як телекомунікаційні мережі. Проведений порівняльний аналіз виявив переваги використання ШНМ у складі СППР, зокрема здатність до навчання, обробки нечіткої інформації та виявлення прихованих закономірностей, а також окреслив певні обмеження, пов'язані з потребою у великій кількості навчальних даних і складністю інтерпретації результатів.

Огляд методологічних підходів дозволив визначити доцільність використання глибинного навчання для розв'язання задач моніторингу стану пасивних оптичних мереж.

2 ОСОБЛИВОСТІ ФУНКЦІОНУВАННЯ PON

2.1 Архітектура та принципи роботи пасивних оптичних мереж

Як ми зазначали раніше, у сучасній телекомунікаційній інфраструктурі ключову роль відіграють оптичні мережі, які забезпечують високошвидкісну передачу даних і задовольняють зростаючі потреби користувачів у стабільному та широкосмуговому доступі до інформаційних ресурсів [26]. Особливої уваги серед таких технологій заслуговують пасивні оптичні мережі, які поєднують у собі високу пропускну здатність, енергоефективність та мінімальні витрати на експлуатацію [27]. Саме тому для глибшого розуміння їхньої ролі у системах зв'язку необхідно розглянути як архітектуру PON, так і принципи їх функціонування.

Пасивна оптична мережа є точково-мультипунктною системою, в основі якої лежить використання пасивних оптичних розгалужувачів (сплітерів), що не потребують живлення (рис. 2.1) [27].

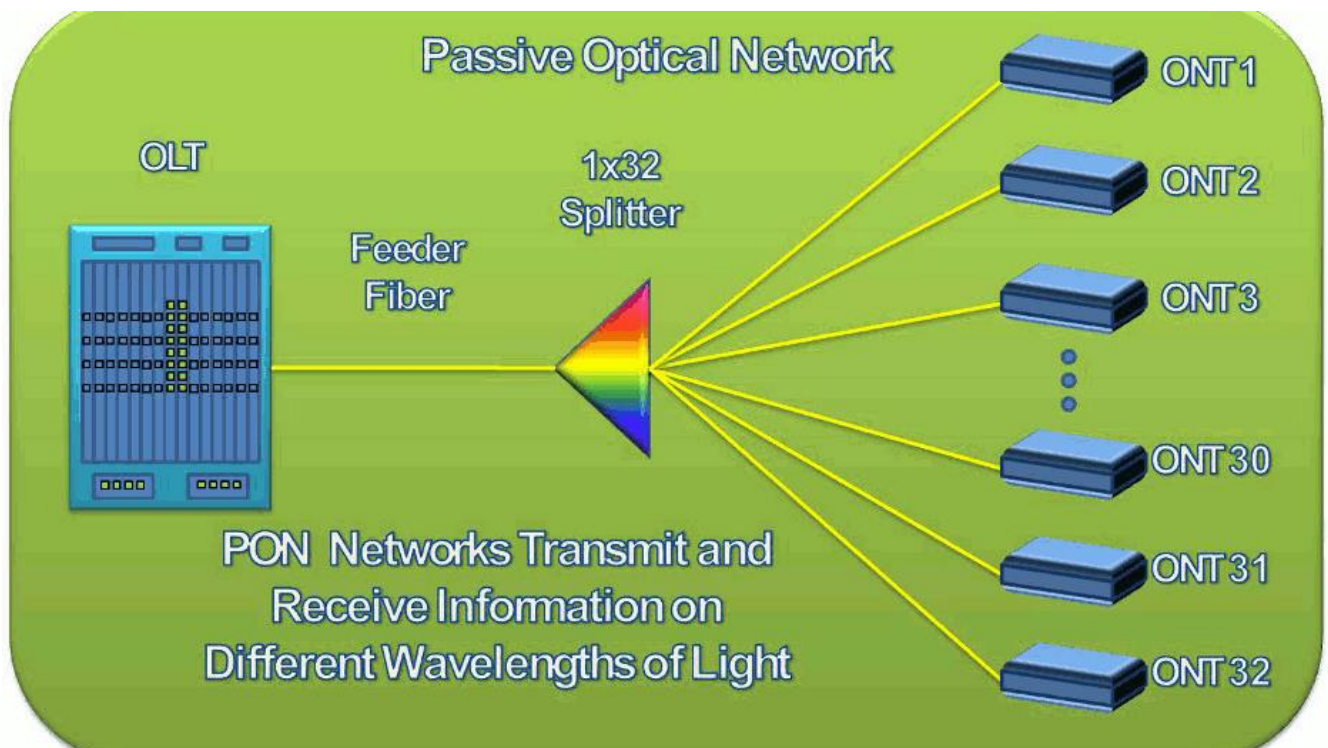


Рисунок 2.1 – Передача і прийом інформації мережі PON [27]

У класичній PON-архітектурі можна виділити три основні компоненти:

- оптична лінійна термінальна станція (OLT) – розміщується на стороні провайдера і виконує функції керування трафіком, а також ініціює процеси передачі/прийому даних;
- оптичні мережеві одиниці (ONU/ONT) – встановлюються на стороні користувача і забезпечують доступ до мережі кінцевим абонентам;
- пасивна оптична розподільна мережа, що включає волоконно-оптичні кабелі та пасивні сплітери, які розділяють сигнал між кількома абонентами без використання активного електроживлення [27].

Типова структура передбачає, що одна OLT може обслуговувати до 64 або навіть 128 ONU, що значно скорочує інвестиційні витрати та спрощує технічне обслуговування (рис. 2.2) [28]. Саме така структура також забезпечує високу надійність.

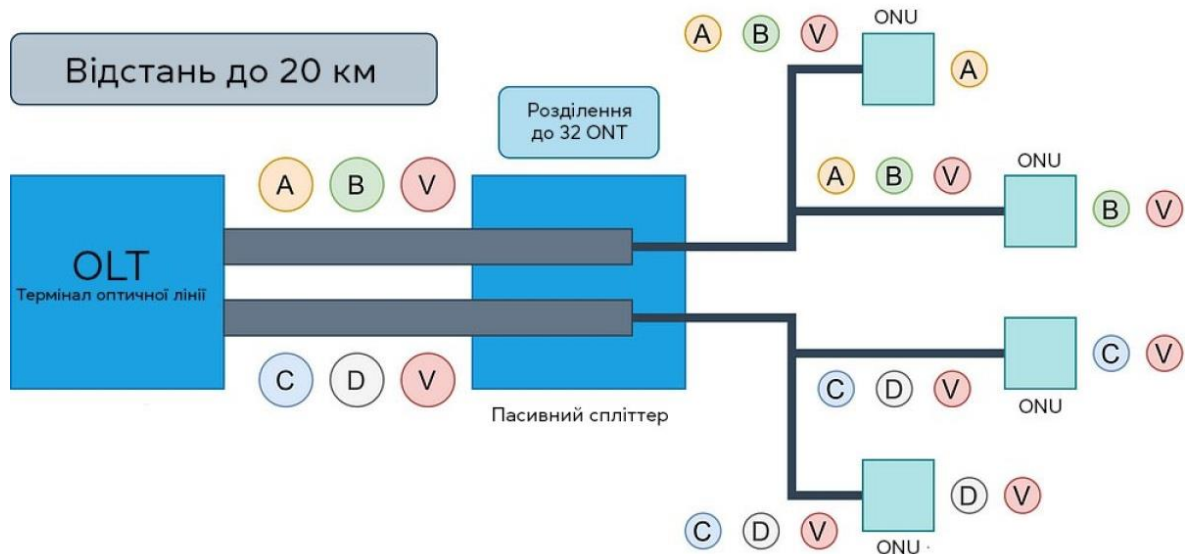


Рисунок 2.2 – Компоненти та робота PON [28]

Однією з ключових переваг архітектури пасивних оптичних мереж є її здатність ефективно масштабуватись без суттєвого збільшення інвестиційних витрат [29, с. 26]. Як було зазначено, одна OLT здатна обслуговувати одночасно до 64, а в деяких конфігураціях – навіть до 128 абонентських пристроїв ONU/ONT через використання пасивних сплітерів. Це досягається без потреби прокладати

окреме волокно до кожного користувача – замість цього один оптичний канал поділяється між кількома абонентами за допомогою пасивного оптичного розгалужувача, який не потребує живлення і має тривалий строк служби [28]. Такий підхід значно знижує капітальні витрати провайдера на будівництво мережі, адже кількість активного обладнання зводиться до мінімуму, а самі сплітери є відносно дешевими й надійними.

Централізована модель з однією OLT, що керує великою кількістю клієнтських терміналів, також спрощує технічне обслуговування: оновлення програмного забезпечення, моніторинг роботи мережі, виявлення несправностей або втрат сигналу можна здійснювати з одного центру керування, без необхідності фізичного доступу до кожного пристрою окремо [28]. Вважаємо це особливо важливим при обслуговуванні мережі у великих містах або в регіонах із розгалуженою інфраструктурою.

У типовій PON-системі один оптичний канал забезпечує одночасну передачу даних у низхідному (OLT до ONU) і висхідному (ONU до OLT) напрямках. Це досягається за допомогою мультиплексування за часом для висхідного каналу, де кожен абонент отримує частину часу для передачі своїх даних. Низхідний канал, як правило, працює в режимі широкоповного сигналу, тобто OLT передає сигнал на всі підключені ONU одночасно, і кожен ONU фільтрує свій необхідний потік (рис. 2.3) [30].

Такий принцип організації трафіку дозволяє забезпечити високу ефективність використання смуги пропускання в мережі, знижуючи потребу в складному активному обладнанні на проміжних ділянках. Також характер низхідного каналу вимагає реалізації механізмів шифрування та автентифікації, аби гарантувати конфіденційність переданих даних між OLT і кожним окремим ONU [30]. Це особливо важливо в умовах спільного середовища передачі, де потенційно один абонент міг би мати доступ до даних іншого.

Зважаючи на це, застосування сучасних криптографічних протоколів, зокрема AES або механізмів на основі PKI, є обов'язковою умовою безпечної експлуатації таких мереж. Автентифікація кожного ONU дозволяє запобігти

несанкціонованому підключенню до мережі та підвищує загальний рівень контролю з боку оператора. Надійна реалізація цих механізмів сприяє зміцненню довіри користувачів до послуг, що надаються безпосередньо через самі пасивні оптичні мережі.

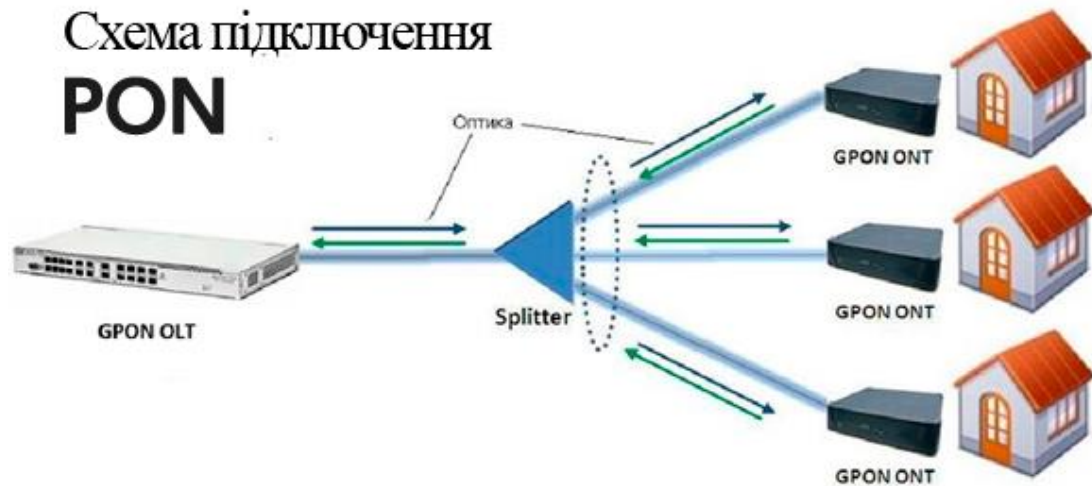


Рисунок 2.3 – Схема підключення PON [30]

Механізм передачі даних у PON передбачає використання пасивних компонентів для розподілу сигналу, що суттєво знижує витрати на активне обладнання. У традиційних активних мережах для кожного з'єднання потрібен активний компонент, що збільшує витрати на інфраструктуру. У PON системах одна лінія може обслуговувати кілька абонентів завдяки використанню сплітерів, що, у свою чергу, знижує витрати на обладнання та енергоспоживання [27].

Масштабованість PON також вважається однією з її переваг, адже з огляду на збільшення попиту на високошвидкісний інтернет і нові цифрові послуги, необхідність у швидкому та економічно ефективному масштабуванні мережі зростає [29, с. 27]. PON може легко адаптуватися до змін у пропускній здатності, оскільки нові абоненти можуть бути додані без значних змін в інфраструктурі, що робить технологію надзвичайно гнучкою.

У PON масштабування можливе як горизонтально, так і вертикально. Горизонтальне масштабування полягає у розширенні кількості користувачів через збільшення кількості сплітерів або додавання нових гілок оптичного кабелю до

існуючих опорних точок [31]. Вертикальне масштабування, у свою чергу, передбачає модернізацію самих протоколів і технологій без зміни топології мережі – наприклад, перехід з GPON до XG-PON або XGS-PON, де зростає швидкість та ємність каналу [28].

Ще однією перевагою масштабованості PON є її гнучка взаємодія з іншими інфраструктурами. Оптична мережа легко інтегрується як у нові забудови, так і в уже наявні міські чи сільські середовища, оскільки не вимагає активного обладнання на всьому маршруті до користувача [29, с. 28]. Завдяки цьому провайдер може поступово підключати нових абонентів у міру потреби, не змінюючи структури мережі та не порушуючи стабільність уже функціонуючих підключень [28].

Масштабованість PON також безпосередньо пов'язана з економічною ефективністю, оскільки дає змогу почати з невеликого обсягу обслуговування і надалі розширювати мережу з мінімальними додатковими витратами [31]. Це особливо важливо для операторів зв'язку в умовах обмеженого бюджету або під час поетапного розгортання послуг у нових районах, про що ми зазначали раніше.

Технологічна ефективність архітектури PON полягає в її здатності надавати стабільний доступ до мережі в умовах зростаючої інтенсивності трафіку. Із використанням таких технологій, як GPON або XG-PON, можна досягти високих швидкостей передачі даних, що відповідає вимогам сучасних користувачів. PON-підходи також дають змогу зменшити затримки в мережах, оскільки передача даних відбувається без використання активних елементів між кінцевими точками [20]. Це дозволяє забезпечити високу якість сервісу навіть у великих мережах, де вимоги до з'єднання лише зростають.

Саме тому з впровадженням технологій, таких як GPON (Gigabit Passive Optical Network) та її наступника XG-PON (10-Gigabit-capable Passive Optical Network), архітектура пасивних оптичних мереж вийшла на новий рівень ефективності та продуктивності. Завдяки цим рішенням з'явилася можливість передавати значно більші обсяги даних із високою швидкістю – від 2,5 Гбіт/с у випадку GPON до 10 Гбіт/с у XG-PON [29, с. 30]. Це дає змогу задовольнити

потреби сучасних користувачів, які щодня споживають великі обсяги інтернет-трафіку, працюють з потоковим відео у високій роздільній здатності, беруть участь у відеоконференціях та активно користуються хмарними сервісами.

Суть таких технологій полягає в оптимізації використання волоконно-оптичної інфраструктури: на одному волокні можуть обслуговуватись десятки абонентів без втрати якості сигналу [33, с. 91]. Це можливо завдяки застосуванню принципу розподілу потоку через пасивні оптичні сплітери. Таким чином, провайдери можуть не лише зменшити витрати на прокладання мережі, але й забезпечити високу надійність та стабільність з'єднання, що особливо важливо в умовах зростаючої залежності від онлайн-сервісів як у побуті, так і в бізнесі [29, с. 30].

Система PON застосовує технологію WDM (щільне мультиплексування за довжиною хвилі) для організації як однонаправленої, так і двонаправленої передачі даних. Технологія WDM є методикою передачі кількох оптичних сигналів через один оптичний канал за допомогою різних довжин хвиль світла (рис. 2.4) [34]. У контексті PON ця технологія дозволяє значно збільшити ефективність використання доступного оптичного спектру, оптимізуючи пропускну здатність і знижуючи витрати на інфраструктуру [33].

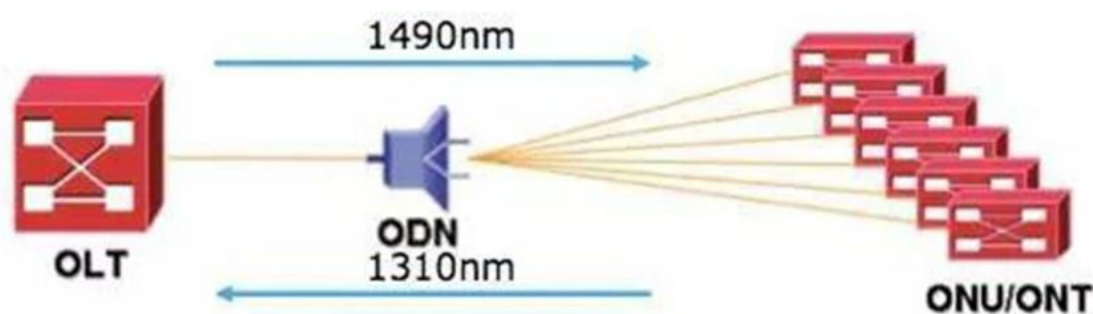


Рисунок 2.4 – Використання технології WDM в системі PON [34]

У системах PON однонаправлена передача зазвичай здійснюється від оптичної лінійної термінальної станції (OLT) до оптичних мережевих одиниць (ONU). WDM дозволяє використовувати кілька довжин хвиль для передачі різних потоків даних одночасно, що збільшує пропускну здатність та ефективність

мережі. У результаті декілька абонентів можуть отримувати дані від одного каналу без суттєвих втрат у швидкості або якості [31].

У більш складних PON-системах, таких як WDM-PON, технологія WDM дозволяє організувати двонаправлену передачу, де як від OLT до ONU, так і від ONU до OLT, використовуються різні довжини хвиль. У такій конфігурації передача даних здійснюється в обох напрямках одночасно, що суттєво підвищує пропускну здатність та зменшує затримки. Водночас ця технологія дозволяє значно знизити витрати на підключення абонентів, оскільки кілька користувачів можуть користуватися однією оптичним каналом, використовуючи різні канали за довжиною хвилі [35].

Щодо переваг використання WDM у PON, це збільшення пропускну здатності, зниження витрат на інфраструктуру, як було зазначено раніше, і ефективне використання спектра. Мультиплексування за довжиною хвилі дозволяє передавати кілька потоків даних через одну оптичну лінію, що збільшує загальну пропускну здатність мережі [31]. Використання однієї оптичної лінії для кількох каналів зменшує необхідність у прокладанні додаткових волокон, що дозволяє економити ресурси і знижувати капітальні витрати. Технологія WDM також дозволяє ефективно використовувати весь спектр доступних довжин хвиль, що забезпечує максимальну продуктивність при мінімальних витратах.

Однак хочемо зазначити, що хоча технологія WDM у складі пасивних оптичних мереж (PON) відкриває нові можливості щодо збільшення пропускну здатності та забезпечення виділеного каналу для кожного користувача, її практичне впровадження має низку суттєвих обмежень та недоліків, які варто взяти до уваги. Скажімо, що висока вартість компонентів залишається одним із головних стримуючих чинників, адже використання WDM вимагає встановлення складних оптичних мультиплексорів і демультиплексорів, які працюють із вузькими діапазонами довжин хвиль. Це обладнання значно дорожче за класичні пасивні сплітери, що використовуються в традиційних GPON або XGS-PON [28; 31]. Особливо дорогою є оптична техніка з точним налаштуванням довжини

хвилі, яка необхідна для підтримки коректної роботи каналів у багатохвильовому режимі.

Впровадження WDM-PON також супроводжується підвищеною складністю технічного обслуговування та управління мережею. Кожен абонент повинен отримувати сигнал на унікальній довжині хвилі, що вимагає індивідуального конфігурування приймально-передавального обладнання [31]. У випадку виходу з ладу елементів або необхідності модернізації заміна компонентів може бути складною і тривалою, оскільки потрібно точно підібрати відповідну довжину хвилі.

Ще одним, недоліком є обмежена гнучкість масштабування, адже якщо в класичних PON-мережах можна без проблем додавати нових абонентів шляхом розширення пасивної топології, то в WDM-PON кожне нове підключення потребує окремої довжини хвилі [35]. Це обмежує кількість можливих одночасних підключень та ускладнює оперативне масштабування мережі, особливо у випадку нестачі вільних спектральних ресурсів.

Також при роботі з багатьма каналами існує ризик інтерференції та перекриття спектрів, що може погіршити якість сигналу або вимагати додаткових заходів для компенсації втрат, таких як складні фільтри або активне регулювання сигналів, що, у свою чергу, підвищує вартість експлуатації [31].

Системи пасивних оптичних мереж визнані одними з найефективніших підходів для побудови сучасної оптичної інфраструктури завдяки своїй здатності поєднувати високу пропускну здатність, низькі експлуатаційні витрати та гнучкість масштабування [32]. Їхня ефективність не є випадковою – вона зумовлена самою природою архітектурного підходу, що лежить в основі цих мереж.

PON виключає потребу в активному електричному обладнанні між головною станцією (OLT) та кінцевим користувачем (ONU), що знижує не лише витрати на електроживлення та обслуговування, а й зменшує ризик збоїв у лінії [33, с. 90]. Пасивна природа мережі сприяє підвищенню її надійності, оскільки кількість потенційно вразливих елементів зведено до мінімуму. У тих

середовищах, де є вкрай важливо забезпечити безперебійний доступ до Інтернету або корпоративних ресурсів, така надійність справді має критичне значення.

PON дозволяє ефективно використовувати наявні ресурси завдяки топології розподілу, в якій один оптичний інтерфейс здатен обслуговувати десятки, а іноді й сотні користувачів. Це знижує капітальні витрати на прокладку мережі, особливо в густонаселених районах. Навіть при високій концентрації підключень мережа демонструє стабільну роботу, адже використання технологій TDM або WDM дозволяє раціонально розподіляти пропускну здатність каналу між усіма абонентами [33, с. 91].

Окремо варто відзначити гнучкість PON у контексті розвитку, адже зростання вимог до швидкості передавання даних або збільшення кількості підключень не потребує повної реконструкції мережі – достатньо оновити активне обладнання на кінцях лінії або змінити стандарт (наприклад, з GPON на XGS-PON), зберігаючи при цьому фізичну інфраструктуру [36, с. 48]. Це робить PON довготривалим інвестиційним рішенням, здатним адаптуватися до змін без постійних масштабних оновлень.

Особливу ефективність такі мережі демонструють і в умовах різного типу забудови: як у щільних міських районах, так і в приватному секторі чи на території великих підприємств. Це досягається завдяки гнучкій структурі побудови мережі та можливості реалізації як FTTH, так і FTTC-рішень із поступовим наближенням оптичного волокна до кінцевого споживача [33, с. 92].

Зважаючи на це, саме поєднання економічної доцільності, технічної надійності, високої продуктивності та масштабованості дозволяє розглядати системи PON як один з найбільш оптимальних варіантів для побудови сучасних телекомунікаційних мереж.

FTTH (волокно до будинку користувача) – це технологія, при якій оптичне волокно протягується безпосередньо від центру обслуговування до кінцевого користувача [37]. У традиційних оптичних мережах, таких як FTTC, оптоволокно протягнуто лише до найближчого розподільного вузла або «вулиці», після чого

використовуються інші технології (мідні або коаксіальні кабелі) для підключення абонента [38].

Однак використання мідних або коаксіальних ліній на останньому відрізку маршруту накладає певні обмеження на швидкість передачі даних, стабільність сигналу та загальну якість з'єднання. Ці типи кабелів мають вищий рівень затухання, чутливі до електромагнітних перешкод і мають меншу пропускну здатність порівняно з повністю оптоволоконними рішеннями [39]. Це призводить до обмеження швидкості завантаження та вивантаження даних, що особливо відчутно при використанні ресурсомістких онлайн-сервісів або передачі великих обсягів інформації [40; 41]. Важливо пам'ятати, що зовнішні фактори (погодні умови або електромагнітне випромінювання від сусіднього обладнання) можуть негативно впливати на стабільність сигналу, спричиняючи перебої у зв'язку. Зрештою, така інфраструктура може стримувати впровадження новітніх телекомунікаційних технологій, які потребують значно вищої пропускну здатності. У разі FTTH оптичне волокно досягає безпосередньо дому користувача, що дає змогу значно покращити якість і швидкість з'єднання (рис. 2.5) [42].

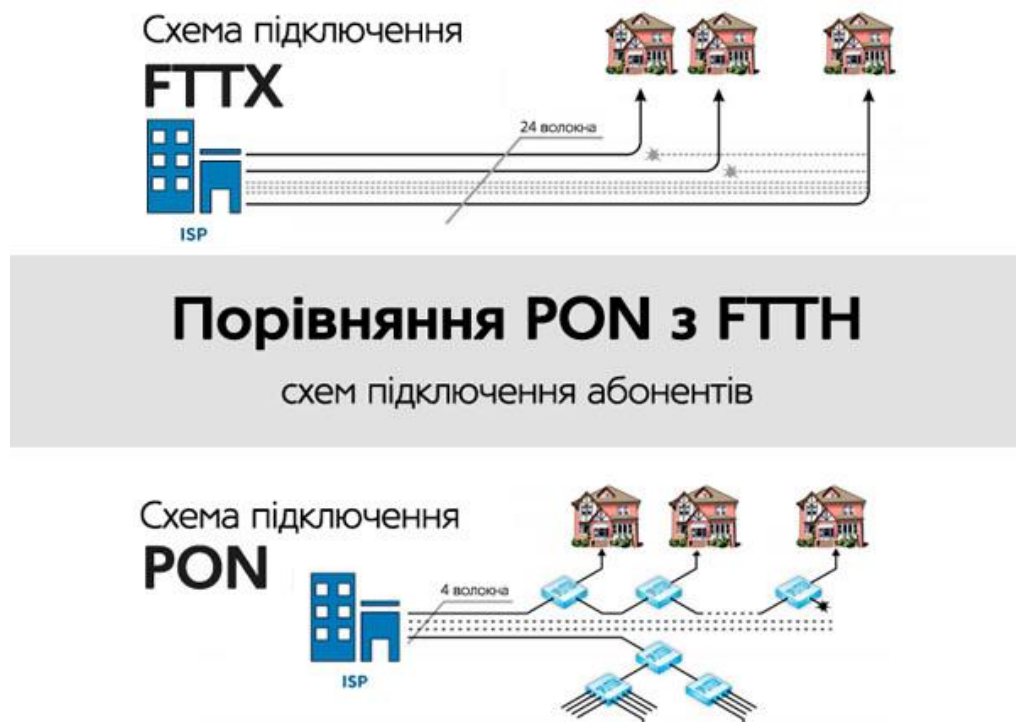


Рисунок 2.5 – Схеми підключення PON і FTTH [42]

Зважаючи на це, технології FTTC (Fiber to the Curb) та FTTH (Fiber to the Home) представляють два різні підходи до організації доступу до високошвидкісного інтернету, що істотно відрізняються за глибиною проникнення оптоволоконного сегмента мережі.

FTTC передбачає прокладення оптичного волокна лише до розподільного вузла, який зазвичай розміщується на вулиці або у безпосередній близькості до будинку абонента. Далі для підключення до кінцевого користувача використовуються традиційні мідні або коаксіальні лінії (наприклад, VDSL чи DOCSIS) [43]. Такий підхід дозволяє зменшити витрати на модернізацію інфраструктури, адже не потребує повної заміни всієї лінії до помешкання. Однак саме цей фактор і створює обмеження – мідний сегмент мережі є вразливим до електромагнітних завад, має вищий рівень затухання сигналу та обмежену пропускну здатність. У результаті це позначається на стабільності, швидкості та симетричності з'єднання. Хоча PON у такій архітектурі частково застосовується до вузла розподілу, загальний ефект її використання нівелюється обмеженнями останнього відрізка лінії [44].

FTTH, натомість, є повноцінною реалізацією архітектури PON, у якій оптичне волокно прокладається безпосередньо до житла користувача. Завдяки відсутності будь-яких проміжних електронних компонентів і використанню виключно оптичного середовища передавання, досягається максимальна ефективність системи: знижується рівень втрат, підвищується надійність і значно зростає швидкість передавання даних [43]. Окрім цього, FTTH відкриває можливості для використання сучасних технологій, таких як GPON або XG-PON, які дозволяють забезпечити стабільне з'єднання зі швидкістю до 10 Гбіт/с. У такій конфігурації переваги PON розкриваються повною мірою, зокрема: мінімізація енергоспоживання, використання пасивних компонентів та здатність обслуговувати велику кількість абонентів на одному волокні [44].

Ще однією з ключових переваг використання FTTH в PON є можливість використання щільного мультиплексування за довжиною хвилі (WDM), що було згадано раніше, що дозволяє одночасно передавати кілька сигналів через одну

оптичну лінію [42]. Це значно збільшує пропускну здатність мережі і дозволяє знизити витрати на інфраструктуру, забезпечуючи одночасно високу швидкість передачі даних і ефективне використання ресурсів.

Технічне впровадження FTTH в PON вимагає продуманої архітектури і правильно обраної топології мережі, адже це є одним із ключових напрямів у розвитку сучасної телекомунікаційної інфраструктури, що дозволяє забезпечити високошвидкісний, стабільний та енергоефективний доступ до мережі Інтернет. Архітектура FTTH передбачає прокладання оптичного волокна безпосередньо до кінцевого споживача – у квартиру, приватний будинок чи офіс. У контексті пасивної оптичної мережі (PON) така схема реалізується за допомогою комбінації оптичних лінійних терміналів (OLT), оптичних розгалужувачів та оптичних мережевих одиниць (ONU/ONT), що формують єдину логічну топологію [43].

У процесі технічного впровадження FTTH важливо враховувати кілька критичних аспектів. По-перше, вибір типу PON-технології (наприклад, GPON, XG-PON, XGS-PON чи NG-PON2) залежить від вимог до пропускну здатності, кількості абонентів на сегмент, а також перспектив подальшого розширення мережі. GPON на сьогодні залишається найпоширенішим стандартом, забезпечуючи швидкість до 2,5 Гбіт/с на завантаження та до 1,25 Гбіт/с на вивантаження, що є достатнім для більшості побутових і бізнес-застосувань [44].

Однак на зміну GPON прийшла технологія XG-PON, яка забезпечує вищу швидкість передачі даних. Вона здатна передавати до 10 Гбіт/с на напрямку downstream та до 2,5 Гбіт/с на напрямку upstream. Ця технологія відповідає сучасним вимогам, де все більше користувачів потребують високих швидкостей для потокового передавання відео, онлайн-ігор та інших інтернет-сервісів, що вимагають великої пропускну здатності [44]. XG-PON також використовує TDM, але надає покращену швидкість та стабільність з'єднання порівняно з GPON. Ця технологія є чудовим варіантом для бізнесів та великих житлових комплексів, де високі вимоги до швидкості передачі даних є критичними.

XGS-PON є подальшим розвитком XG-PON, з важливою відмінністю: вона забезпечує симетричну швидкість передачі даних. Це означає, що швидкість

передавання даних у обох напрямках – downstream і upstream – становить 10 Гбіт/с [36]. Симетричність швидкостей є важливою для сучасних застосувань, таких як відеоконференції, інтернет-платформи для потокового передавання високоякісного контенту, а також для компаній, що працюють з великими обсягами даних. XGS-PON ідеально підходить для користувачів, яким потрібно забезпечити однакову швидкість як для отримання, так і для відправлення даних.

Найновішим етапом у розвитку PON є NG-PON2, який дозволяє досягти максимальних швидкостей, необхідних для майбутніх технологічних вимог. NG-PON2 підтримує до 40 Гбіт/с на напрямку downstream та до 10 Гбіт/с на напрямку upstream, однак найбільша інновація цієї технології полягає в тому, що вона використовує WDM для мультиплексування кількох хвиль на одному волокні, що дозволяє значно збільшити пропускну здатність мережі (рис. 2.6) [35]. NG-PON2 є ідеальним рішенням для великих підприємств, дата-центрів та інфраструктурних проєктів, де вимоги до швидкості і надійності з'єднань значно перевищують можливості попередніх стандартів.

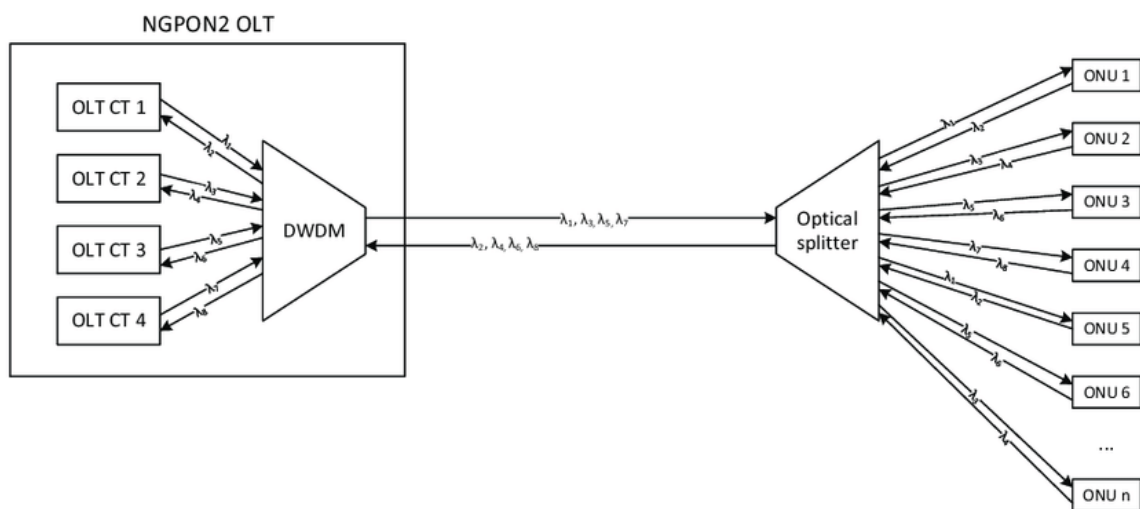


Рисунок 2.6 – Архітектура NG-PON2

Кожна з цих технологій має свої переваги залежно від застосування та вимог користувачів. GPON залишається ефективним рішенням для широкомасштабного обслуговування з помірними вимогами до швидкості, в той час як XG-PON і XGS-PON задовольняють більш високі вимоги для швидкісних

з'єднань і надають більшу пропускну здатність. NG-PON2 є найбільш перспективним і гнучким стандартом, який забезпечує максимальну швидкість і масштабованість для майбутніх потреб [44].

Інженерне впровадження FTTH у PON передбачає створення опорної оптичної мережі, в якій волокно прокладається від центрального вузла зв'язку (де встановлений OLT) до пасивного розгалужувача, а звідти – індивідуально до кожного споживача. Розгалужувачі не потребують живлення, що значно спрощує обслуговування системи. На стороні абонента встановлюється ONU або ONT, які здійснюють перетворення оптичного сигналу у цифровий для подальшого використання в кінцевих пристроях [30]. Ці пристрої відіграють ключову роль у функціонуванні пасивної оптичної мережі, адже саме вони забезпечують завершення оптичної лінії на стороні користувача. Перетворений цифровий сигнал передається далі до домашнього маршрутизатора або іншого мережевого обладнання через стандартні інтерфейси, такі як Ethernet. ONT/ONU також може включати додаткові функції, наприклад, вбудований модуль Wi-Fi, голосовий шлюз для VoIP або порти для підключення телевізійного сигналу (IPTV) [33, с. 89]. Таким чином, ці пристрої забезпечують не лише технічну реалізацію підключення до PON, але й мультисервісне обслуговування користувача, дозволяючи інтегрувати всі необхідні послуги в одному рішенні.

Надзвичайно важливою складовою є правильне планування оптичного бюджету. Через використання пасивних елементів у мережі кожен додатковий розгалужувач або метр оптичного волокна спричиняє певне затухання сигналу, тому інженери повинні ретельно розраховувати довжини ліній та конфігурацію розподілу абонентів у рамках допустимого загального затухання, яке визначається стандартами PON [40]. Хоча більшість сучасних рішень підтримують мультивендорну інтеграцію, проте на практиці сумісність між компонентами різних виробників може створювати труднощі. Відтак важливим етапом є тестування обладнання в умовах реального навантаження перед розгортанням мережі.

FTTH в PON також вимагає ретельного проектування внутрішньої розводки в будинках та житлових комплексах. Це включає встановлення абонентських коробок, прокладання оптичного патчкорду від вводу в квартиру до ONT, а також підключення до внутрішньої мережі Wi-Fi або Ethernet [34]. Зважаючи на це, технічне впровадження FTTH у PON – це багаторівневий процес, що охоплює як стратегічне планування топології мережі, так і фізичну інсталяцію та налаштування обладнання, забезпечуючи тим самим сучасний рівень якості послуг у сфері телекомунікацій. Така архітектура є оптимальним рішенням для задоволення зростаючих потреб користувачів у стабільному, швидкому й надійному зв'язку.

Отже, архітектура та принципи роботи пасивних оптичних мереж забезпечують ефективну і економічно вигідну передачу даних через оптичне волокно, з використанням пасивних компонентів, що знижує витрати на енергоспоживання та обслуговування. Завдяки своїй топології PON дозволяють забезпечити високу пропускну здатність і масштабованість мережі, ефективно обслуговуючи великий кількість абонентів через єдину оптичну лінію. Це робить PON однією з найбільш перспективних технологій для створення високошвидкісних мереж доступу, які здатні задовольнити зростаючі потреби користувачів у швидкому та надійному Інтернет-з'єднанні.

2.2 Методи моніторингу та управління станом PON

Моніторинг та управління станом пасивних оптичних мереж є критично важливими для забезпечення ефективної та безперебійної роботи телекомунікаційної інфраструктури. Оскільки PON використовують пасивні компоненти для передачі даних, управління такими мережами потребує специфічних підходів та методів [45]. У цьому контексті моніторинг стає ключовим інструментом для контролю якості з'єднання, виявлення несправностей та оптимізації роботи мережі.

Пасивні оптичні мережі мають багато переваг, серед яких ефективність використання оптичного волокна, мінімізація потреб у активних компонентах і здатність обслуговувати великий кількість користувачів через одну оптичну лінію. Однак, незважаючи на свою економність, мережі PON потребують постійного моніторингу для забезпечення їх стабільної роботи. Без такого моніторингу виникає ризик появи невидимих проблем, таких як зниження пропускної здатності, високі затримки або часті обриви з'єднання [40].

Основною метою моніторингу стану PON є забезпечення високої якості обслуговування (QoS) для кінцевих користувачів [45]. Для цього використовуються різноманітні методи контролю. Один із них полягає в регулярному вимірюванні потужності оптичного сигналу на різних етапах мережі (рис. 2.7) [46]. Падіння сигналу або відсутність сигналу в певних точках мережі може свідчити про наявність несправності, такої як пошкодження оптичного кабелю або неправильна настройка компонентів.



Рисунок 2.7 – Результат застосування QoS в моніторингу стану PON [46]

Для ефективного моніторингу також використовуються сучасні інструменти автоматизованого контролю. Системи управління мережами є критично важливими компонентами в архітектурі пасивних оптичних мереж, оскільки вони забезпечують централізоване управління, моніторинг і контроль усіх елементів мережі [47]. Завдяки таким системам провайдери отримують можливість не лише підтримувати стабільну роботу мережі, а й швидко реагувати на проблеми, оптимізувати навантаження та підвищувати якість обслуговування кінцевих користувачів. Системи управління мережами дозволяють в реальному часі

збирати інформацію про стан мережі, аналізувати її та надавати оператору точну картину про те, де і в якому стані знаходяться ключові елементи інфраструктури [48].

NMS дозволяють виявляти й локалізувати несправності у мережі практично в реальному часі. Завдяки безперервному збору телеметричних даних з оптичних лінійних терміналів, оптичних мережових одиниць (ONU/ONT), а також з проміжних пасивних компонентів, система може фіксувати зниження потужності сигналу, розриви з'єднання або погіршення якості обслуговування й автоматично надсилати відповідні попередження адміністраторам мережі [47].

NMS забезпечують управління конфігурацією обладнання включно з віддаленим налаштуванням параметрів OLT та ONU/ONT, оновленням прошивок, зміною політик доступу та пріоритетів обслуговування (QoS), що дозволяє зменшити потребу в фізичному доступі до обладнання, знизити витрати на обслуговування та мінімізувати час на розгортання нових послуг [48].

Також системи управління дозволяють здійснювати моніторинг пропускної здатності, використання каналів і трафіку у мережі, що є важливим для виявлення перевантажених ділянок та подальшої оптимізації ресурсів. На основі цих даних можна приймати обґрунтовані рішення щодо масштабування мережі, модернізації обладнання або впровадження нових PON-стандартів, таких як XGS-PON чи NG-PON2 [43]. Сучасні NMS підтримують інтеграцію з аналітичними платформами, що дає змогу провайдерам проводити глибокий аналіз ефективності мережі, прогнозувати споживання ресурсів, а також формувати звіти для стратегічного планування розвитку інфраструктури.

Аналіз трафіку в контексті PON включає вимірювання різних параметрів, таких як пропускна здатність каналу, рівень використання кожного з каналів, час затримки та інші показники якості з'єднання. За допомогою сучасних систем моніторингу оператори можуть отримати детальну інформацію про потоки даних, що проходять через мережу, і на основі цього здійснювати своєчасну оптимізацію [49].

Один із важливих аспектів – виявлення переповнених ділянок мережі. Коли на певних сегментах мережі спостерігається високий рівень трафіку, це може призводити до вузьких місць, які знижують ефективність роботи всієї системи (рис. 2.8) [50]. Такі ситуації часто виникають, коли певні точки мережі, наприклад, підключення до центрального оптичного комутатора або з'єднання між різними зонами мережі, перевантажуються в результаті великого обсягу запитів або високої інтенсивності передачі даних. У таких випадках швидкість передачі даних може значно знижуватися або збільшуватиметься час затримки, що спричиняє погіршення якості обслуговування для кінцевих користувачів.

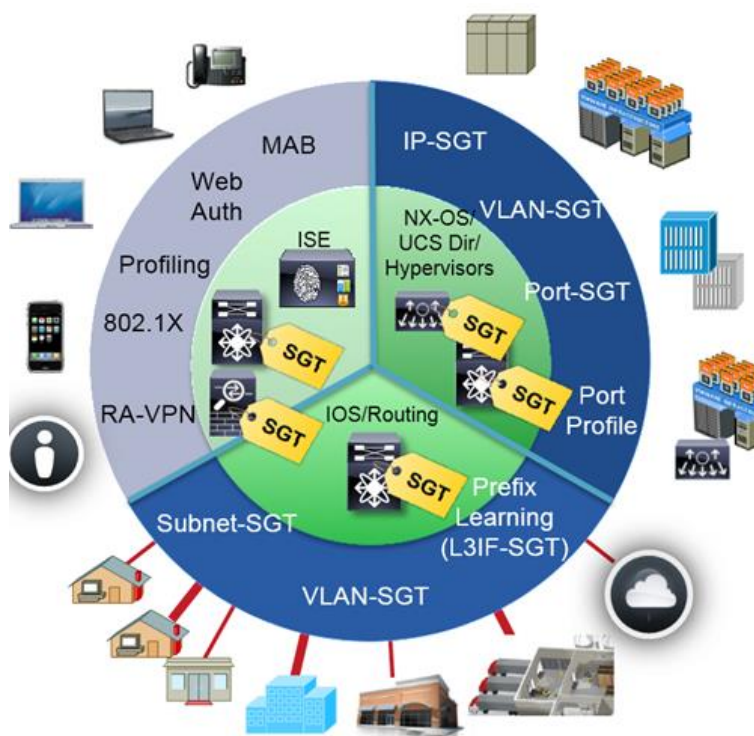


Рисунок 2.8 – Сегментація мережі [50]

Аналізуючи трафік, оператори можуть виявляти такі переповнені ділянки за допомогою інструментів, що надають інформацію про використання каналів [51]. Це дозволяє вчасно вжити заходів, наприклад, здійснити перерозподіл навантаження між різними вузлами мережі, перенаправити трафік через менш навантажені сегменти або оптимізувати налаштування маршрутизації. Також

значимо, що це дозволяє уникнути «перенавантаження» певних частин мережі та забезпечити стабільну передачу даних без зниження швидкості [52].

Важливо й звернути увагу на моніторинг часу затримки та втрат пакетів. Якщо мережа не здатна ефективно обробляти трафік через переповнені канали або погіршення якості сигналу на окремих ділянках, можуть виникнути значні затримки в передачі даних або навіть втрата окремих пакетів [53]. Це має прямий вплив на якість обслуговування, особливо для таких сервісів, як відеоконференції, VoIP-зв'язок, онлайн-ігри та інші реальні часи додатків (рис. 2.9) [54]. Аналіз трафіку дає змогу своєчасно виявляти ці проблеми та коригувати роботу мережі, що забезпечує оптимальні умови для усіх користувачів.



Рисунок 2.9 – Технологія передачі медіа-даних (VoIP-зв'язок) у реальному часі [54]

Завдяки прогнозуванню трафіку, яке стає можливим через глибокий аналіз даних, оператори можуть попереджати можливі проблеми ще до їх виникнення.

Наприклад, якщо система моніторингу виявляє закономірності у зростанні трафіку на певних ділянках мережі, оператор може передбачити, коли ці ділянки можуть стати переповненими, і прийняти профілактичні заходи, такі як підвищення пропускної здатності каналів, встановлення додаткових оптичних ліній або перерозподіл навантаження [55].

За допомогою аналітики трафіку можна здійснювати динамічне масштабування мережі в залежності від її поточного навантаження. Це дозволяє мережі адаптуватися до змінних умов і забезпечити стабільну роботу навіть при значних коливаннях попиту на інтернет-ресурси. Оператори можуть автоматично регулювати параметри мережі, наприклад, змінювати налаштування QoS для пріоритетизації певних типів трафіку, що підвищує ефективність і зменшує ризик виникнення затримок або перебоїв у роботі мережі (рис. 2.10) [55].



Рисунок 2.10 – Результат застосування QoS в моніторингу стану PON

У контексті розвитку інформаційного суспільства питання безпеки телекомунікаційних систем набуває особливого значення. Пасивні оптичні мережі, що дедалі частіше використовуються для побудови широкосмугових інфраструктур, не є виключенням. Незважаючи на низку переваг

(енергоефективність, масштабованість, висока пропускна здатність тощо), ці мережі мають і вразливості, пов'язані із загрозами несанкціонованого доступу до переданих даних [56].

Управління станом PON є невід'ємною частиною моніторингу, проте воно включає в себе не лише спостереження за мережевими параметрами, але й активне втручання в роботу мережі для усунення виявлених проблем. Моніторинг і управління станом PON також мають важливе значення з точки зору безпеки мережі. Оскільки в таких мережах можуть передаватися конфіденційні дані, важливо, щоб оператори мали змогу своєчасно виявляти спроби несанкціонованого доступу або інші загрози для безпеки. Таким чином, до основних завдань моніторингу входить не лише перевірка технічних характеристик мережі, а й забезпечення її захисту від кіберзагроз [57].

Оскільки в середовищі PON передача інформації відбувається у спільному середовищі, тобто один оптичний сигнал транслюється для групи користувачів, потенційно зловмисник, отримавши доступ до фізичного сегменту мережі, може перехопити інформаційний потік [58]. Особливо небезпечними є такі ситуації в корпоративному або державному секторі, де передаються конфіденційні дані, персональна інформація чи фінансові транзакції. Із цієї причини на стороні оператора необхідно впроваджувати надійні механізми виявлення та запобігання загрозам інформаційній безпеці. Зокрема, сучасні системи управління мережею мають бути здатні аналізувати аномальні дії, наприклад, спроби повторного підключення невідомого ONU, нетипові коливання потужності сигналу, підвищену активність на стороні абонента тощо. Такі індикатори можуть свідчити про намагання стороннього втручання.

Одним із ключових засобів протидії є автентифікація ONU/ONT, що базується на попередньо зареєстрованих MAC-адресах або сертифікатах. Це дає змогу оператору чітко контролювати, які саме пристрої мають доступ до мережі. Не менш важливою складовою безпеки є шифрування трафіку, зокрема реалізоване на рівні стандарту, наприклад, в GPON передбачене 128-бітне AES-шифрування downstream-каналу [60]. AES-шифрування downstream-каналу

означає, що всі дані, які передаються від OLT до кількох ONU або ONT, шифруються за допомогою стійкого симетричного криптографічного алгоритму. У більшості випадків використовується 128-бітний ключ, що забезпечує високий рівень криптографічного захисту. Цей підхід є необхідним з огляду на специфіку топології PON, яка передбачає розгалуження сигналу через пасивний оптичний спліттер. Усі абоненти в межах одного PON-сегмента фактично отримують один і той самий downstream-потік. Проте завдяки AES-шифруванню кожен користувач може розшифрувати лише ті дані, які адресовані саме йому.

Також доцільно застосовувати системи журналювання та логування подій, що дають змогу не лише виявляти інциденти у режимі реального часу, а й ретроспективно відтворювати послідовність подій у випадку порушення безпеки. Інтеграція таких систем із загальною інфраструктурою інформаційної безпеки оператора (SIEM-рішення) дозволяє досягти високого рівня прозорості й контролю [61].

Отже, методи моніторингу та управління станом пасивних оптичних мереж є важливими для забезпечення стабільної роботи мережі та високої якості обслуговування. Вони включають регулярний аналіз трафіку, вимірювання потужності сигналу та виявлення переповнених ділянок, що дозволяє своєчасно реагувати на проблеми. За допомогою систем автоматизованого управління оператори можуть здійснювати коригування налаштувань та маршрутизації для оптимізації роботи мережі. Це дозволяє не лише усувати існуючі несправності, але й прогнозувати можливі проблеми для їх попередження.

2.3 Проблеми з моніторингом PON у реальному часі

Оскільки PON використовують оптичні волокна і пасивні компоненти для доставки даних без активних елементів, наявність постійного моніторингу дає можливість оперативно реагувати на зміни в стані мережі та запобігати виникненню серйозних проблем. Основним завданням моніторингу PON є забезпечення безперервності та надійності мережі. Оператори повинні мати

можливість постійно відслідковувати параметри сигналу, такі як рівень потужності, затримки, та навіть наявність фізичних пошкоджень у мережі [62, с. 87]. Одним із важливих елементів є вимірювання потужності сигналу на різних етапах мережі. Зниження потужності на будь-якому етапі передачі сигналу може вказувати на наявність проблем – від фізичних пошкоджень кабелю до неполадок у самих компонентах мережі. Завдяки цьому можна своєчасно виявляти збої та проводити необхідні ремонти, що запобігає більш серйозним наслідкам.

Моніторинг пасивних оптичних мереж (PON) здійснюється за допомогою збору даних, які отримуються через спеціалізовані модулі SFP (Small Form-factor Pluggable), що використовуються в технологіях EPON (Ethernet PON) та GPON (Gigabit PON). Ці модулі забезпечують з'єднання між різними компонентами мережі та дозволяють здійснювати контроль за параметрами сигналу в реальному часі.

Для детального аналізу параметрів сигналу застосовуються пристрої, такі як PMOn Monitor і Optical Power Meter. PMOn Monitor використовує програмне забезпечення для відслідковування стану мережі, вимірювання потужності сигналу та надає необхідну інформацію для визначення його якості. Optical Power Meter, в свою чергу, допомагає виміряти рівень оптичної потужності на різних ділянках мережі, що дозволяє виявляти можливі проблеми на ранніх стадіях [63, с. 411].

Один із важливих аспектів моніторингу полягає в сортуванні та категоризації оптичних терміналів користувачів (ONU) залежно від рівня отриманого сигналу. Це дозволяє класифікувати термінали за їх якістю з'єднання та оперативно виявляти ті, які мають проблеми зі з'єднанням або сигналом [64, с. 38]. Такі термінали позначаються як критичні і включаються в спеціальний список, що дозволяє швидко реагувати на них та вжити необхідних заходів, таких як налаштування параметрів або ремонт.

Однак у реальному часі моніторинг мережі генерує великий обсяг даних, що може стати проблемою для систем, які не здатні ефективно обробляти таку кількість інформації. Великі масиви даних потребують потужних обчислювальних

ресурсів і зберігання, що може призвести до затримок у прийнятті рішень або навіть втрати важливої інформації [65, с. 15].

Моніторинг у реальному часі також вимагає безперервного збирання та передачі даних від усіх компонентів мережі, і це може створювати навантаження на мережеву інфраструктуру. При недостатній пропускну здатності можуть виникати затримки в обробці даних, що, у свою чергу, може призвести до уповільнення реакції на проблеми, такі як переповнені ділянки або погіршення якості сигналу.

Також важливо зазначити, що для точного моніторингу мережі необхідні спеціалізовані модулі, такі як SFP для збору даних, і пристрої вимірювання, як-от Optical Power Meter, однак вони можуть мати обмеження по точності або здатності працювати при певних умовах (рис. 2.11) [47]. Наприклад, на великих відстанях або при високих навантаженнях ці пристрої можуть не забезпечити достатню точність вимірювань або здатність виявляти незначні зміни сигналу.



Рисунок 2.11 – Вимірювач оптичної потужності для моніторингу PON [47]

Окрім зазначеного вище, оскільки в PON використовуються пасивні компоненти, важко отримати точну інформацію про фізичні пошкодження на певних ділянках мережі. Пошкодження оптичного кабелю або роз'єми можуть залишатись незафіксованими до моменту значного погіршення якості сигналу. Відсутність активного моніторингу фізичних елементів ускладнює виявлення

таких проблем [66, с. 102]. Зважаючи на це, моніторинг реального часу може виявляти наявність проблем, але здатність прогнозувати та запобігати їм до того, як вони виникнуть, є складним завданням. Прогнозування часто базується на аналізі великих обсягів даних, що потребує точних алгоритмів, здатних виявляти аномалії до того, як вони призведуть до значних порушень [47].

Отже, для повноцінного моніторингу та управління мережею необхідна інтеграція з іншими системами, що займаються управлінням ресурсами, безпекою та обробкою даних. Проблеми можуть виникнути через недостатню взаємодію між різними програмними та апаратними компонентами, що обмежує швидкість і точність моніторингу, проте у великих мережах з численними компонентами та терміналами складно підтримувати моніторинг в реальному часі без значних ресурсів. Масштабованість моніторингових систем є проблемою, оскільки зростання мережі збільшує кількість елементів, за якими необхідно здійснювати постійний моніторинг, що ускладнює управління та підтримку оптимального стану мережі.

2.4 Висновки

Отже, інтеграція штучних нейронних мереж в системи підтримки прийняття рішень для моніторингу оптичних пасивних мереж дозволяє значно підвищити ефективність обробки даних і аналізу сигналів. ШНМ здатні автоматично виявляти аномалії та прогнози на основі великих обсягів інформації, що надходить з мережі, забезпечуючи більш точне і швидке виявлення проблем. Така інтеграція дозволяє знизити ризик помилок в управлінні мережею та оперативно реагувати на можливі збої. Впровадження нейронних мереж забезпечує гнучкість і адаптивність системи, що є важливим для обслуговування складних інфраструктур.

3 ІНТЕГРАЦІЯ ШНМ В СППР ДЛЯ МОНІТОРИНГУ PON

3.1 Вимоги до інформаційної моделі СППР для PON

Інформаційна модель – це структура, яка формалізує знання про певну систему або об’єкт, описуючи основні елементи та їхні взаємозв’язки з метою ефективного управління, обробки та аналізу даних. Вона визначає, як слід організовувати інформацію, які дані необхідні для опису об’єкта чи процесу, а також як ці дані повинні оброблятися [62, с. 81].

Основні компоненти інформаційної моделі включають:

- об’єкти (сутності) – основні елементи, які описуються в моделі (наприклад, компоненти пасивної оптичної мережі);
- атрибути – характеристики цих об’єктів (наприклад, параметри з’єднань або рівні сигналу);
- взаємозв’язки – стосунки між об’єктами (наприклад, з’єднання між різними частинами мережі);
- правила – алгоритми та критерії для обробки та інтерпретації даних (наприклад, методи моніторингу або аналізу мережі) [62, с. 81].

Інформаційні моделі часто використовуються в розробці баз даних, СППР й інших аналітичних систем. Побудова ефективної СППР у сфері телекомунікацій, зокрема для управління пасивною оптичною мережею, передбачає створення високоструктурованої інформаційної моделі, адже вона виконує роль єдиного джерела достовірних, актуальних і цілісних даних, які, у свою чергу, у подальшому використовуються для аналізу поточного стану мережі, прогнозування її поведінки, виявлення критичних ситуацій та прийняття обґрунтованих рішень щодо управління загалом [62, с. 82].

Інформаційна модель повинна охоплювати як фізичний, так і логічний рівень представлення мережі. На фізичному рівні вона описує елементи інфраструктури, до яких відносяться оптичні лінійні термінали (OLT), абонентські термінали (ONT/ONU), пасивні розгалужувачі, з’єднання, волокно-оптичні тракти, а також параметри середовища передачі (рис. 3.1) [61]. Натомість

на логічному рівні фіксуються віртуальні з'єднання, сервіси, правила маршрутизації, політики доступу, пріоритети трафіку тощо. Хочемо наголосити на тому, що вкрай важливо, аби обидва ці рівні були пов'язані між собою в структурі моделі для можливості комплексного аналізу, для прикладу, виявлення залежностей між фізичним пошкодженням лінії та зменшенням якості сервісу.



Рисунок 3.1 – Абонентські термінали ONT/ONU [61]

Існує низка вимог, необхідних для якісної реалізації інформаційної моделі. Одна з них – динамічність. Динамічність – це здатність оперативно відобразити зміни, що відбуваються у мережі, до того ж із мінімальною затримкою. Оскільки в PON тисячі абонентських терміналів підключені до одного OLT із використанням пасивної топології, швидка реакція на зміну параметрів (наприклад, зменшення рівня оптичного сигналу, втрата з'єднання й чимало іншого) є вкрай критичною для підтримки високої якості обслуговування (рис. 3.2) [61]. Зважаючи на це, модель обов'язково має бути інтегрована з телеметричними джерелами даних, зокрема з тими системами моніторингу, які використовують SNMP, NetConf чи навіть більш сучасні механізми потокової телеметрії, адже актуальність даних є першочерговою запорукою ефективного функціонування СППР в умовах реального часу [63, с. 98].

Однак не менш значимою характеристикою інформаційної моделі є її формалізованість, необхідна для забезпечення уніфікації та взаємодії з іншими інформаційними системами. Дотримуючись цього критерію, вкрай доцільним є

використання стандартів, рекомендованих міжнародними організаціями, серед яких також ІТУ-Т й ІЕЕЕ. Стандарти серій ІТУ-Т G.984 для GPON, G.987 для XG-PON або ж G.9807 для NG-PON2 визначають набір параметрів і процедур загалом, які повинні бути в обов'язковому порядку враховані в інформаційній моделі (рис. 3.3) [60].



Рисунок 3.2 – Оптичний лінійний термінал OLT [61]

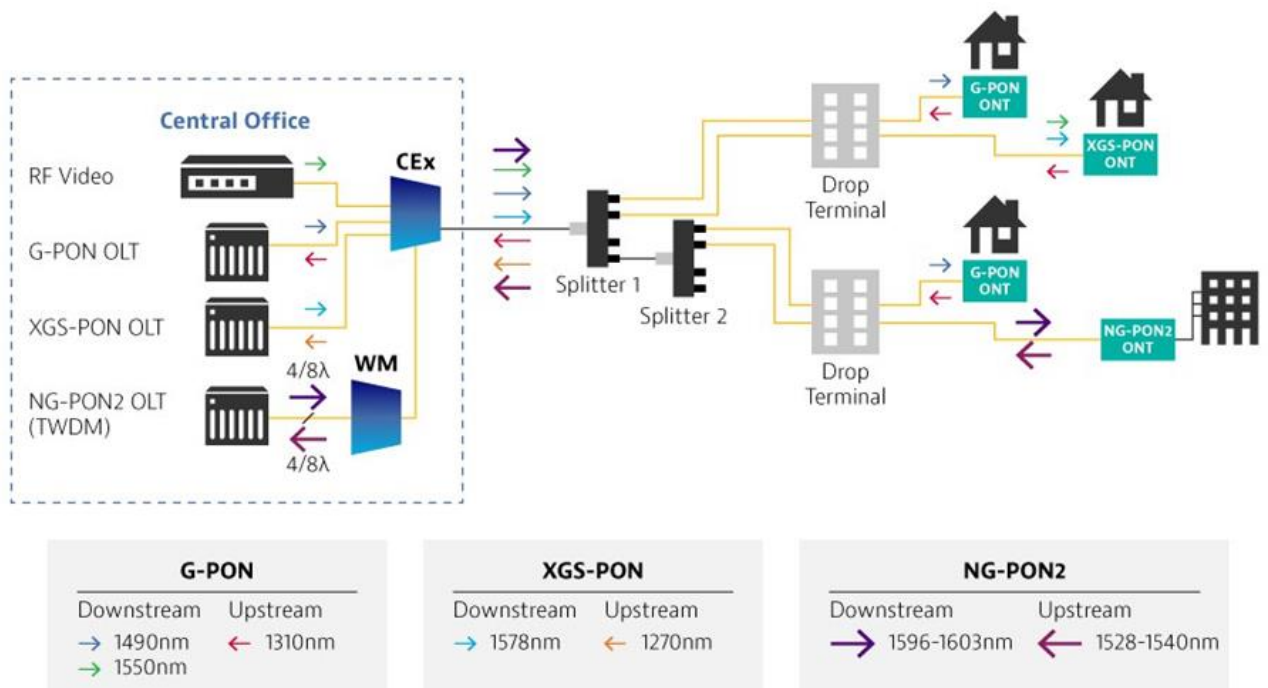


Рисунок 3.3 – Вигляд і структура PON [60]

Для реалізації всіх зазначених критеріїв доречно використовувати моделі на основі YANG, зважаючи на її численні переваги. Першочергово, ця мова моделювання даних була розроблена спеціально для опису конфігураційних та

операційних даних мережевих пристроїв у форматі, придатному для машинної обробки. Зважаючи на це, YANG забезпечує гнучкість і масштабованість, а це, у свою чергу, дозволяє детально описувати ієрархічну структуру інформаційної моделі відповідно до зазначених стандартів ITU-T. Також важливо зазначити, що вона повністю підтримує механізми валідації, типізацію даних, модульність та повторне використання визначень [64, с. 37].

У межах GPON, XG-PON та NG-PON2 інформаційні моделі, створені саме за допомогою YANG, цілком здатні ефективно відображати необхідні атрибути фізичних і логічних елементів мережі (OLT, ONT, T-CONT, GEM портів, профілі DBA тощо). Окрім цього, можна простежувати процедури керування ресурсами, моніторингу стану та забезпечення якості обслуговування [64, с. 38]. Якщо ж інтегрувати YANG-моделі з NETCONF чи RESTCONF, які є чиненасучаснішими протоколами керування пристроїв, автоматизація процесів конфігурації, моніторингу та діагностики в реальному часі значно покращиться. Як наслідок – структура й поведінка мережевих об'єктів в машинозчитуваному вигляді значно полегшить автоматизовану обробку даних.

Зважаючи на сучасні реалії, зокрема швидкозмінність телекомунікаційних технологій, від інформаційної моделі вимагається бути більш масштабованою та адаптивною. Перша передбачає можливість ефективної роботи моделі за умови зростання кількості мережевих елементів, розширення покриття або впровадження нових сервісів, адаптивність ж – здатність моделі до розширення без порушення її цілісності, для прикладу, під час додавання нових параметрів, підтримки додаткових типів обладнання або нових форматів даних без потреби суттєвої реорганізації моделі [65, с. 12]. Саме тому важливу увагу необхідно звернути й на вибір доречних інструментів і методів побудови інформаційної моделі, які зможуть повністю задовольнити зазначені вимоги. Ми вважаємо, що впровадження модульного підходу в побудові моделі повинен активно підтримуватися мовою YANG, щоб мати змогу проєктувати окремі функціональні блоки. Важливо зазначити, що вони можуть автономно оновлюватися або розширюватися, при цьому не впливаючи на загальну архітектуру системи.

Виходячи з цього, інтеграційна здатність моделі – те, на що варто звернути особливу увагу, оскільки в межах телекомунікаційного середовища СППР зазвичай не функціонує ізольовано – вона мусить взаємодіяти з системами управління мережею (OSS), білінговими та комерційними підсистемами (BSS), системами управління якістю обслуговування (QoS), а також зовнішніми аналітичними платформами. Аби влучно реалізувати це, необхідно використовувати інтерфейси прикладного програмування (API), що в обов'язковому порядку підтримуватимуть сучасні протоколи передачі даних (REST, gRPC тощо) [65, с. 13].

Наслідки недостатньої інтеграційної здатності інформаційної моделі масштабні й деколи непередбачувані. До них часто відносяться фрагментація систем управління, яка й призводить до затримок у прийнятті рішень, дублювання функцій, зростання витрат на супровід та оновлення інфраструктури, а також підвищення ймовірності помилок через відсутність єдиного джерела достовірної інформації [64, с. 39]. У критичних випадках усе це може вкрай негативно вплинути на якість надання послуг, рівень задоволеності користувачів і, як наслідок, – конкурентоспроможність провайдера.

Окрім згаданих раніше загальних технічних аспектів, інформаційна модель повинна також забезпечувати високий рівень достовірності та якості даних. Зважаючи на це, у моделі обов'язково мають бути реалізовані механізми перевірки консистентності інформації, валідації значень параметрів і фільтрації некоректних даних. Не менш значимими є часові характеристики та їхнє врахування, для прикладу, у вигляді фіксації моментів зміни стану, тривалості подій, періодичності виникнення аномалій тощо. Успішно реалізувавши відповідність усім критеріям, можна буде оперативно зреагувати на поточні проблеми, виявити певні закономірності, здійснювати прогнозування та приймати превентивні рішення, безпосередньо пов'язані з керуванням [63, с. 98].

Продовжуючи про важливість інтегрування інформаційної моделі, хочемо додати, що через низку чинників, пов'язаних із зростанням складності мереж, обсягу даних тощо, інформаційна модель повинна також інтегруватися з

аналітичними модулями, зокрема з розробленими на базі штучного інтелекту (AI) й машинного навчання (ML). Цей аспект можна вважати критично важливим для забезпечення адаптивного, прогнозованого й проактивного керування мережею, адже, по-перше, дозволяє реалізувати більш глибокий аналіз великих обсягів даних (Big Data), по-друге, автоматизувати класифікацію подій, по-третє, прогнозувати відмови, по-четверте, оптимізувати розподіл ресурсів, а також забезпечити самонавчання СППР. Зазначимо, що AI/ML-аналіз може бути застосований для побудови профілів користувачів, аналізу поведінкових патернів та індивідуалізації послуг, що цілковито відповідає концепції «інтелектуальної мережі» (Smart Network) [65, с. 14].

Однак, разом із численними перевагами процесу інтеграції інформаційної моделі, виникають нюанси, які можуть завадити реалізувати поставлені задачі. Для прикладу, інтеграція можлива лише за тієї умови, що інформаційна модель є як внутрішньо узгодженою, так і відкритою до взаємодії через стандартизовані формати та протоколи, до яких можна віднести JSON, XML, REST, gRPC тощо [65, с. 13]. Це важливо тому, що вони здатні забезпечити легке зчитування, інтерпретацію та оновлення даних. Ще один приклад складності інтегрування – дотримання принципів семантичної сумісності та підтримки онтологій, які дозволяють AI-модулям коректно інтерпретувати інформацію, отриману з моделі [65, с. 14].

Звернімо також увагу на чиненаяктуальніше питання дотримання інформаційної безпеки, адже кількість кіберзагроз лише зростає. Інформаційна модель першочергово повинна забезпечувати захист конфіденційних даних, мати вбудовані механізми автентифікації, авторизації, журналювання дій користувачів, шифрування каналів передачі даних та резервування, а в разі порушення цілісності даних або різних видів збоїв вона має дозволяти відновлення необхідної інформації та продовжувати безперебійну роботу СППР [66, с. 103].

Для того, щоб вдало реалізувати критерій захисту всіх даних, необхідно ще на етапі моделювання інформаційної моделі передбачити всі потенційні вектори атак, методи їх виявлення, локалізації та, що найважливіше, нейтралізації [66, с.

103]. Для прикладу, значимими є застосування ролей користувачів з чітко визначеними правами доступу, логінування всіх змін до моделі та моніторинг дій у реальному часі. Ми переконані, що саме такі заходи безпеки зможуть допомогти знизити ризики несанкціонованого втручання.

Отже, враховуючи стрімкий розвиток телекомунікаційних технологій, зростання складності мережевих архітектур й низку інших чинників, щоб безпосередньо стосуються СППР, інформаційна модель СППР для PON має відповідати широкому спектру актуальних вимог, серед яких можна виділити масштабованість, адаптивність, інтеграційну здатність, підтримку аналітичних модулів і високий рівень інформаційної безпеки. Розроблена модель повинна відображати як технічні параметри, так і особливості функціонування мережі. Оптимальним підходом до реалізації такої задачі є використання формалізованих мов моделювання, для прикладу YANG, адже в такому разі буде змогу описувати конфігураційні та операційні дані в уніфікованому вигляді та спростити інтеграцію програмних інтерфейсів.

3.2 Алгоритмічне забезпечення ШНМ для обробки мережевих даних

Алгоритмічне забезпечення становить одну з визначальних складових функціонування систем штучного інтелекту (AI), зокрема в аспекті реалізації інтелектуального моніторингу телекомунікаційної інфраструктури. У СППР на основі ШНМ алгоритмічний компонент виконує низку фундаментальних завдань, зокрема обробку, аналітичну інтерпретацію, класифікацію та прогнозування параметрів стану мережевих об'єктів. Саме цей компонент значною мірою визначає здатність системи забезпечувати високоточне реагування в умовах реального часу, ефективне виявлення відхилень і аномалій у роботі мережі, а також підтримувати процеси самонавчання та адаптації до динаміки зовнішніх впливів [66, с. 102]. Такий рівень алгоритмічної складності є необхідною умовою для забезпечення стабільності, надійності й інтелектуальної самодостатності СППР.

До прикладів таких алгоритмів найчастіше відносять згорткові, рекурентні, глибокі нейронні мережі і автоенкодери [67, с. 97]. Згорткові нейронні мережі (CNN) використовуються для аналізу просторових залежностей у мережеских даних (рис. 3.4) [60]. Як приклад, CNN можуть бути застосовані для виявлення аномалій у трафіку, аналізуючи патерни в мережеских пакетах [68, с. 31].

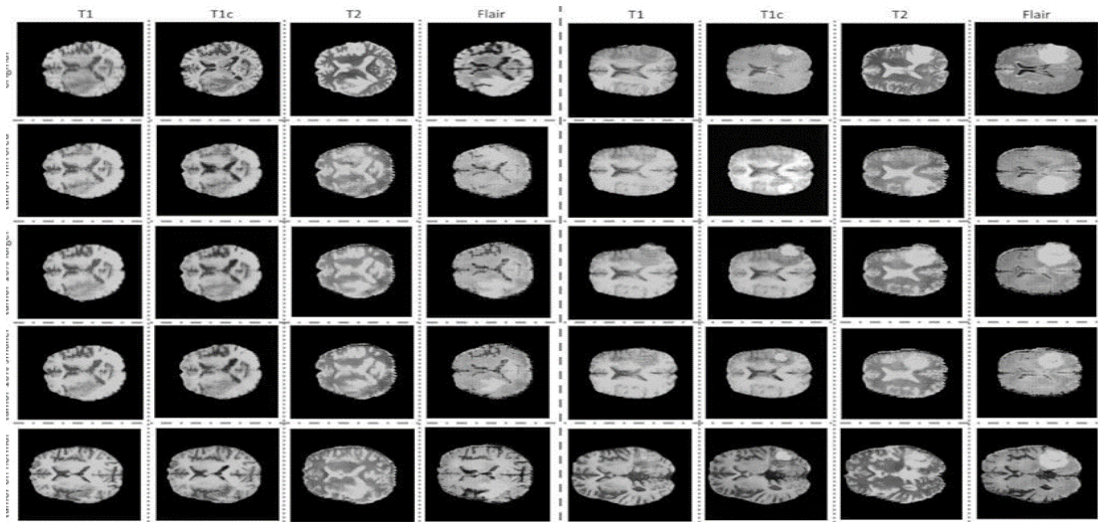


Рисунок 3.4 – Приклад згорткових нейронних мереж [60]

Рекурентні нейронні мережі (RNN) здатні моделювати часові залежності, що робить їх украй корисними для прогнозування навантаження на мережу або виявлення відхилень у часових рядах мережеских метрик (рис. 3.5) [68, с. 31].

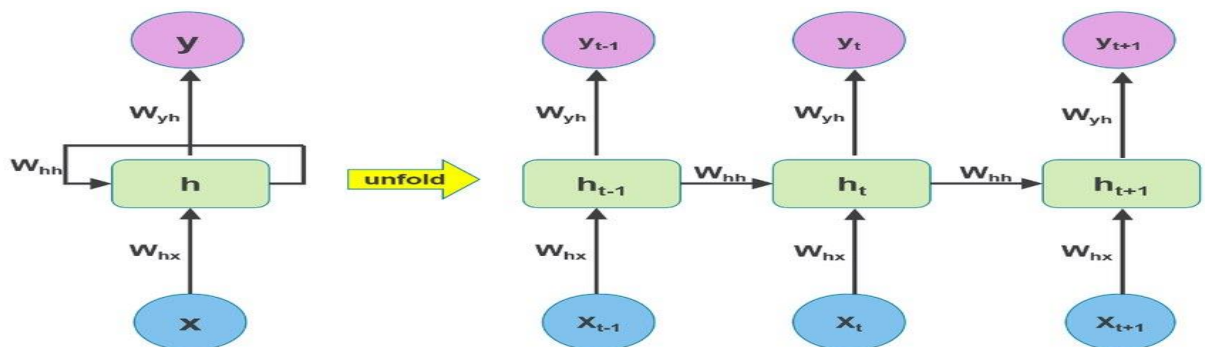


Рисунок 3.5 – Приклад рекурентних нейронних мереж [60]

Автоенкодери використовуються для виявлення аномалій шляхом навчання стислого представлення нормальних даних і подальшого виявлення відхилень від цього представлення (рис. 3.6) [69, с. 32].

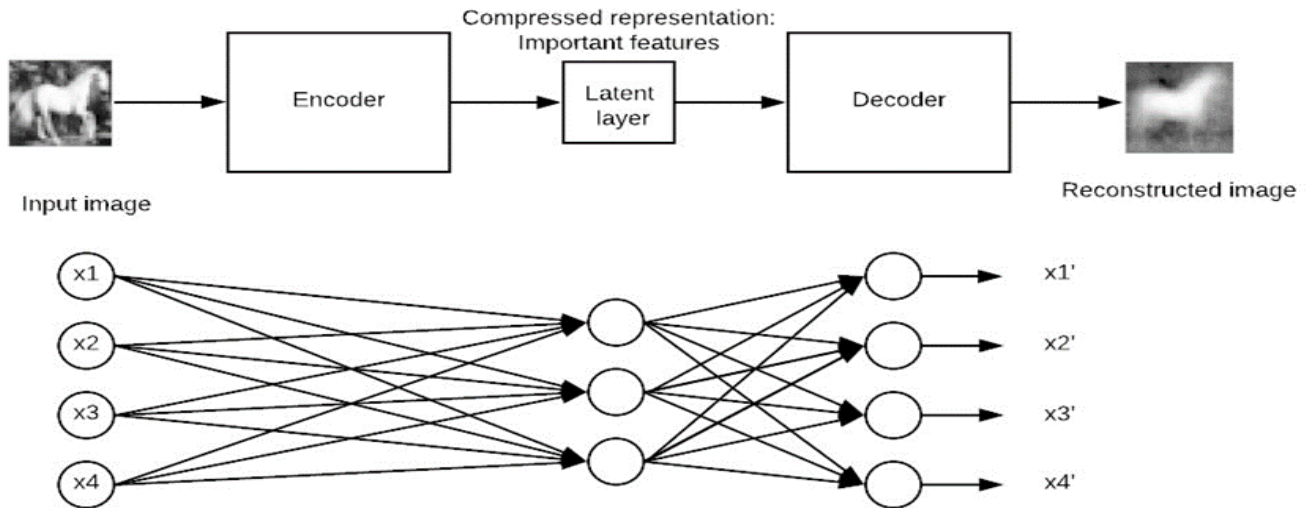


Рисунок 3.6 – Приклад автоенкодерів [60]

Глибокі нейронні мережі (DNN) використовуються для класифікації станів мережі та прийняття рішень на основі багатовимірних вхідних даних (рис. 3.7) [68, с. 31].

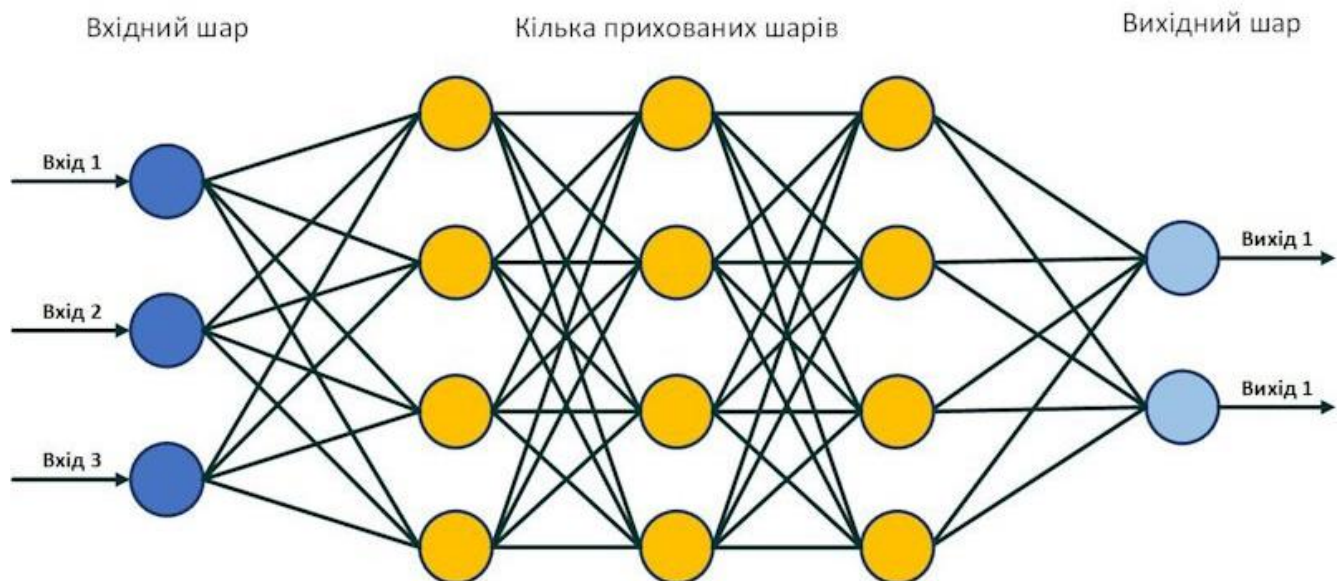


Рисунок 3.7 – Приклад глибоких нейронних мереж [60]

Використання зазначених нейромережових архітектур у складі алгоритмічного забезпечення СППР для PON дозволяє підвищити рівень автоматизації, гнучкості та інтелектуальної автономності системи, забезпечуючи її здатність ефективно функціонувати в умовах постійної зміни мережових параметрів і високих вимог до якості обслуговування [71, с. 26]. Підкреслимо, що CNN є важливим критерієм у виявленні просторових закономірностей у телеметричних даних, особливо коли йдеться про аналіз часових або частотних представлень сигналів, пов'язаних із трафіком або станом обладнання [68, с. 31]. RNN має унікальну здатність працювати з послідовними залежностями, що вважається особливо ефективним під час обробки часових рядів і прогнозуванні поведінки мережових параметрів у динаміці [69, с. 32]. DNN, у свою чергу, забезпечують можливість моделювання складних, багаторівневих залежностей між численними характеристиками об'єктів телекомунікаційної інфраструктури й чимало іншого. Усі зазначені вище функції сприяють значному підвищенню точності прийняття рішень у складних сценаріях мережевого управління. Водночас автоенкодери слугують ефективним інструментом для виявлення аномалій, зменшення розмірності даних та їхньої репрезентативної реконструкції, що може знадобитися під час вирішення задач попередньої діагностики та оптимізації процесів моніторингу [68, с. 31].

Вирішальне значення алгоритмічного забезпечення полягає в трансформації великого потоку неопрацьованих мережових даних (Raw data), зібраних із найрізноманітніших джерел, для прикладу, із OLT, ONT, SNMP-агентів, систем моніторингу трафіку тощо, у структуровану інформацію, придатну для здійснення інтелектуального аналізу [70, с. 131]. Для здійснення цієї задачі використовуються як класичні алгоритми попередньої обробки, серед яких нормалізація, інтерполяція, фільтрація шумів, виявлення пропусків, так і методи часової синхронізації, агрегації та перетворення сигналів. Таке поєднання дає змогу не лише уніфікувати вхідні дані за формальними ознаками, але й також забезпечити їх стабільне надходження до вхідного шару штучної нейронної мережі з урахуванням складної природи інформаційних потоків, що

характеризуються часовою динамікою, багатовимірністю та стохастичністю [70, с. 132].

У сучасних телекомунікаційних системах дедалі частіше впроваджуються алгоритми підкріплювального навчання (RL), відомі завдяки можливості відкривати нові шляхи формування адаптивної поведінки системи шляхом безперервного навчання на основі зворотного зв'язку щодо ефективності попередньо прийнятих рішень. Саме завдяки цьому підходу система здатна самостійно коригувати власні дії, вдосконалюючи стратегії керування мережею залежно від попередньо досягнутих результатів. Особливу цінність RL-моделі становлять у задачах динамічного розподілу мережевих ресурсів, балансування навантаження, адаптивного маршрутизаційного керування та оперативного реагування на флуктуації [71, с. 27].

Застосування підкріплювального навчання в межах СППР для PON дозволяє, перш за все, створити інтелектуальні системи з високим рівнем автономності, здатні до контекстно-залежної оптимізації процесів, що відбуваються в реальному часі. Ми вважаємо, що такий підхід уможливорює реалізацію моделей керування, які з плином часу підвищують свою ефективність і демонструють гнучкість у нестандартних чи раніше невідомих ситуаціях. Окрім цього, синергія RL з іншими компонентами алгоритмічного забезпечення, зокрема з методами глибинного навчання, ще більше поглиблює процес підкріплювального навчання, у результаті чого реалізується моделювання складних середовищ із багатьма параметрами стану та багатовекторною цільовою функцією [71, с. 28]. Вони є важливими компонентами ефективного функціонування PON-інфраструктури, в особливості під час стрімкого масштабування мереж.

Черговим важливим напрямом у розвитку інтелектуальних систем моніторингу є застосування алгоритмів кластеризації та сегментації даних, які дозволяють здійснювати групування абонентських вузлів, каналів чи подій на основі схожих характеристик із метою подальшого диференційованого аналізу. Завдяки цьому можна здійснювати глибший аналіз і точніше оцінювати окремі

елементи мережі. Як наслідок – оптимізація процесів керування і прогнозування, покращена ідентифікація потенційних точок відмов, аналіз навантаження на окремі сегменти мережі та виявлення аномальних або ж нетипових сценаріїв поведінки трафіку [71, с. 29]. Хочемо додати, що завдяки кластеризації можна більш ефективно розподіляти ресурси, адже оцінюється реальне навантаження, а також оперативніше реагувати на зміни в структурі трафіку або мережевих характеристиках, що виникають унаслідок різноманітних впливів: як зовнішніх, так і внутрішніх. Сегментація даних, у свою чергу, значно підвищує ефективність прогнозування відмов, можливість більш оперативного реагування на критичні ситуації, дозволяє точніше налаштувати стратегії обслуговування та оптимізації ресурсів мережі, враховуючи специфіку окремих сегментів або абонентських груп, тощо [71, с. 30].

Алгоритмічне забезпечення також включає механізми валідації та корекції вхідних даних, зокрема для боротьби з неповними, зашумленими або суперечливими вимірюваннями. Тут можуть використовуватись як статистичні методи (методи усереднення, ковзні середні, міжквартильний розмах), так і інтелектуальні, такі як методи нечіткої логіки або байєсівських мереж.

Не менш значущим компонентом є блок інтерпретації результатів обробки, адже через те, що складні моделі ШНМ часто функціонують як «чорні скриньки», усе частіше виникає потреба в розумінні та поясненні логіки прийнятих рішень. Для цього найкраще застосовувати методи пояснюваного штучного інтелекту (ХАІ), які сприятимуть повноцінному розкриттю причинно-наслідкових зв'язків між вхідними даними та результатами, дозволяючи користувачам отримувати доступну інформацію про функціонування моделі [72, с. 189].

ХАІ використовує низку різноманітних методик, які можуть із легкістю адаптуватися до специфіки конкретних даних і забезпечити максимальну прозорість роботи таких складних моделей. ХАІ здатен до деталізованого пояснення прийнятих рішень, і це має чимале значення як для технічних спеціалістів, так і для користувачів, зокрема у сфері телекомунікацій, адже, для прикладу, виявлення точок, де модель зробила певний вибір, і аналіз причин, які

сприяли цьому вибору, можуть мати справді вирішальне значення для розробки стратегії обслуговування або ж оптимізації мережі [72, с. 190].

Окрему увагу в алгоритмічному забезпеченні необхідно приділити оптимізації продуктивності: використанню паралельних обчислень, розподілених середовищ, апаратного прискорення на базі GPU чи TPU, а також реалізації потокової обробки даних, оскільки все це дає змогу забезпечити обробку великої кількості мережевих даних у режимі, принаймні близькому до реального часу. GPU і TPU також дозволяють значно зменшити час, необхідний для тренування моделей, оскільки ці процесори спеціалізуються на паралельній обробці великої кількості даних [72, с. 190]. Оскільки СППР на базі ШНМ вимагає високої обчислювальної потужності, їхнє використання стає необхідністю для забезпечення ефективності та швидкості всіх критично важливих процесів.

Отже, алгоритмічне забезпечення системи ШНМ для обробки мережевих даних являє собою складну, багатокomпонентну структуру, що включає етапи попередньої обробки даних, моделювання, навчання, прогнозування, класифікації, виявлення аномалій, оптимізації прийнятих рішень й інтерпретації результатів. Ефективність кожного з цих компонентів безпосередньо визначає точність, швидкодію та надійність роботи СППР, що, у свою чергу, має вирішальний вплив на стабільність, безперервність та загальну якість функціонування PON.

3.3 Особливості навчання нейромережі на основі мережевого трафіку і подій

Навчання нейромереж на основі мережевого трафіку та подій є критично важливим етапом у розробці систем моніторингу та виявлення різноманітних аномалій у комп'ютерних мережах. Мережевий трафік, як і події, генерується мережами, і тому характеризується значною складністю та багатовимірністю, що передбачає застосування спеціалізованих підходів для їх аналізу та обробки, зокрема залучаючи необхідні методи машинного навчання [59]. Основною метою такого навчання є виявлення прихованих закономірностей у великих обсягах

даних і здатність моделі здійснювати прогнозування чи класифікацію в режимі реального часу.

Мережевий трафік складається з великої кількості різноманітних пакетів, які мають певні атрибути. Серед них: джерело та призначення IP-адрес, порти, протоколи, часова мітка та інші метадані. Кожен із цих компонентів є вкрай важливим для формування ознак, що використовуються під час навчання нейромереж [59]. Для реалізації цього процесу необхідно здійснити підготовку, яка передбачатиме нормалізацію числових значень, категоризацію даних та представлення їх у вигляді, зручному для подальшої обробки моделями машинного навчання.

Для ефективної обробки та аналізу мережевого трафіку важливою складовою є побудова функціональних ознак, які відображатимуть ключові характеристики даних, для прикладу, частоту передачі даних, тривалість з'єднання, інтервал між пакетами тощо [71, с. 27]. Ми вважаємо, що саме ці ознаки мають чимале значення для виявлення аномалій, мережевих атак, непередбачених змін у поведінці користувачів й іншого. Завдяки агрегації та фільтрації даних можна також зменшити шум і покращити точність самого моделювання.

Однак, незважаючи на це, сучасні методи машинного навчання все ще потребують додаткових засобів для обробки даних, зокрема їхнього розподілу на тренувальні та тестові набори, щоб забезпечити вищу якість навчання та верифікації моделей [71, с. 27]. Для створення моделей, що зможуть впоратися з великими обсягами даних, застосовуються різноманітні техніки, для прикладу, використання глибоких нейронних мереж, згаданих раніше, здатних автоматично виокремлювати найбільш релевантні ознаки, мінімізуючи втрату інформації та підвищуючи загальну ефективність процесу навчання [68, с. 31].

Водночас варто пам'ятати, що навчання нейромереж для аналізу мережевого трафіку варіюється залежно від типу використовуваної моделі: RNN є надзвичайно ефективними для роботи з послідовними даними (наприклад, часові ряди, послідовності мережевих подій тощо) і здатні зберігати інформацію про

попередні стани в мережі [69, с. 32]. CNN використовуються для виявлення просторових патернів у мережевому трафіку, зокрема для класифікації трафіку за його характером (наприклад, веб-трафік, відео чи голосові дзвінки), що може бути особливо корисним для розпізнавання типу трафіку або виявлення відхилень у його поведінці [68, с. 31].

Процес навчання нейромережі на основі мережевого трафіку часто базується на двох основних підходах: навчанні з учителем та, відповідно, без нього. У першому випадку використовуються мічені дані, тобто кожному елементу трафіку або події присвоєна певна мітка, яка вказує на тип цієї події чи її аномальність. Таким чином нейромережа здатна чітко налаштуватися на виконання специфічних завдань, для прикладу, виявлення атак, перевантажень або аномальних поведінкових патернів [72, с. 190]. Однак зазначимо, що зібрати достатню кількість мічених даних для таких завдань може бути вкрай складно, оскільки аномальні події у мережі виникають досить рідко. Зважаючи на це, мітки можуть бути не зовсім точними або й узагалі відсутніми.

Натомість навчання без учителя відбувається через використання автоенкодерів або ж методів кластеризації і має на меті допомогти виявляти невідомі аномалії, не маючи попередньо визначених міток. Автоенкодери також можуть використовуватися для зменшення розмірності даних, виявлення шаблонів нормального трафіку та визначення аномальних відхилень у тих ситуаціях, коли мережеві події значно відрізняються від типової поведінки, що дозволяє виявляти потенційні загрози або наявні несправності навіть тоді, коли система ще не навчена на безпосередньо мічених даних [69, с. 32]. Ми вважаємо, що завдяки цій унікальній здатності виявляти приховані структури в даних навчання без учителя буде особливо ефективним у застосуванні в умовах високої варіативності мережевого трафіку та відсутності достовірної інформації про всі можливі типи атак або збоїв, оскільки такий підхід до процесу навчання нейромережі сприяє побудові саме адаптивних систем, здатних до самонавчання та постійного оновлення моделей поведінки без додаткової потреби в ручному

маркуванні, а це, у свою чергу, розширює можливості оперативного реагування на потенційні загрози.

Однією з ключових проблем, що супроводжують процес навчання нейронних мереж на основі даних мережевого трафіку, є високий рівень динамічності середовища функціонування комп'ютерних мереж. Мережеві інфраструктури зазнають постійних змін: до них додаються нові пристрої, модифікується структура та обсяг трафіку, виникають нові типи кібератак і чимало іншого [72, с. 191]. У зв'язку з цим система аналізу повинна чітко демонструвати адаптивну здатність в умовах такого швидкозмінного середовища. Це першочергово потребує регулярного оновлення моделей для збереження їхньої релевантності та точності прогнозування.

Як свідчить сучасна практика, для вирішення поставленої задачі найчастіше застосовуються методи інкрементального або ж часткового донавчання, які дозволяють оновлювати модель на основі нових даних без необхідності її повного перенавчання. Дедалі більшого значення набувають і технології обробки потокових даних у реальному часі, які забезпечують безперервне надходження, фільтрацію та аналіз великого обсягу інформації [72, с. 191].

Ще одним суттєвим викликом, пов'язаним із навчанням моделей на основі саме мережевого трафіку, є висока насиченість даних так званим «шумом», оскільки в реальних умовах функціонування мережі часто спостерігаються випадкові або не зовсім типові події, які не несуть істотного аналітичного навантаження, проте водночас можуть значно впливати на безпосередню якість навчання, у результаті знижуючи точність побудованих моделей [72, с. 191].

З огляду на це, важливою передумовою ефективного функціонування нейронних мереж є використання процедур попередньої обробки даних. До таких належать методи очищення інформації від нерелевантних чи надлишкових записів, алгоритми зменшення розмірності, що дозволяють зосередитися на найбільш інформативних характеристиках, тощо. Окрему увагу слід приділити технікам опрацювання неструктурованих даних, зокрема текстових повідомлень, логів протоколів і чимало іншого, адже саме вони можуть містити важливі

індикатори потенційних загроз [72, с. 192]. Головна ж складність полягає в тому, що всі вони вимагають складних процедур трансформації у формат, придатний для машинного навчання.

Для подолання цієї проблеми найчастіше використовуються спеціалізовані методи векторизації та семантичного аналізу, які дозволяють трансформувати неструктуровані дані у формат, прийнятний для подальшої обробки алгоритмами машинного навчання [72, с. 192]. Для прикладу, у випадку текстових повідомлень і логів протоколів найбільш ефективними є техніки на основі Word2Vec, TF-IDF, BERT або будь-яких інших якісних моделей обробки природної мови (NLP), чия головна мета – забезпечення збереження контекстуальної інформації та семантичних зв'язків між елементами тексту [66].

Для структуризації великих обсягів неформалізованої інформації, у свою чергу, широко застосовуються методи автоматичного тегування, класифікації та раніше згаданої кластеризації, адже вони сприяють узагальненню даних і виділенню всіх необхідних ознак [69, с. 32]. Якщо ж інтегрувати ці методи разом із такими системами потокової обробки, як Apache Kafka, Apache Flink та інші, здійснювати попередню обробку в режимі вдасться безпосередньо в реальному часі.

Також варто окремо відзначити забезпечення балансування класів у навчальній вибірці. Це зумовлено тим, що аномальні події, як правило, трапляються значно рідше, ніж звичайна мережева активність, що призводить до суттєвої диспропорції між класами [72, с. 193]. Така незбалансованість у край негативно впливає на здатність моделі розпізнавати рідкісні, проте водночас критично важливі з точки зору безпеки випадки.

Для розв'язання цієї проблеми в практиці машинного навчання застосовується низка методологічних підходів. Перш за все, широко використовуються методи ресемплінгу, які передбачають або надмірну генерацію зразків менш представленого класу, або ж зменшення кількості прикладів переважаючого класу. Для об'єктивного оцінювання якості моделі в умовах таких незбалансованих вибірок застосовуються специфічні метрики, для прикладу, F1-

міра, що враховує точність і повноту, або ж AUC-ROC, яка дозволяє оцінити здатність моделі відокремлювати класи незалежно від порогових значень [72, с. 193].

Отже, навчання нейромереж на основі даних мережевого трафіку та подій – важлива складова новітніх підходів до забезпечення інформаційної безпеки, яка водночас потребує врахування численних технічних і методологічних викликів. При якісно проведеному навчанні такі системи будуть у край ефективні, забезпечуючи підвищений рівень інформаційної безпеки, сприяючи своєчасному виявленню аномалій та реагуванню на потенційні загрози, тим самим зміцнюючи загальну стійкість мережевої інфраструктури.

3.4 Висновки

Отже, інтеграція СППР, побудованої на основі ШНМ, у процес моніторингу PON становить важливий етап у напрямі підвищення ефективності та автоматизації управління телекомунікаційною інфраструктурою, оскільки застосування ШНМ відкриває можливості для глибшого та більш оперативного аналізу великих масивів даних, згенерованих найрізноманітнішими компонентами мережі. Вони також сприяють формуванню цілісного уявлення про поточний технічний стан мережі та своєчасному виявленню потенційних відхилень у її роботі.

ШНМ вирізняються здатністю до самонавчання та адаптації, і це забезпечує можливість виявлення аномальних станів і потенційних відхилень уже на ранніх етапах їхнього формування, підвищуючи точність прогнозування, скорочуючи час виявлення будь-якого виду проблем і мінімізуючи ризики виникнення критичних збоїв у роботі мережі в подальшому. Інтеграція ШНМ також дозволяє істотно підвищити ефективність функціонування PON, оскільки забезпечує оптимізацію процесів моніторингу на всіх етапах експлуатаційного циклу.

Водночас аналіз даних, здійснюваний за допомогою ШНМ, дозволяє точно визначити не тільки місце виникнення проблеми, але й її характер.

4 ДОСЛІДЖЕННЯ МЕТОДУ ВИКОРИСТАННЯ СППР НА БАЗІ ШНМ ДЛЯ МОНИТОРИНГУ PON

4.1 Створення та навчання моделі ШНМ для задачі моніторингу

Основною метою нашого дослідження була розробка СППР, яка, використовуючи ШНМ, здатна виявляти аномалії, прогнозувати можливі несправності та оперативно сигналізувати про аварійні ситуації в мережі в реальному часі. Зазначимо, що виявлення потенційних ризиків або навіть аварійних ситуацій дає змогу операторам оперативно втручатися в роботу системи, що забезпечує як своєчасне реагування на проблеми, так і можливе запобігання значних збоїв у мережевій інфраструктурі. Ми переконані, що такий підхід значно покращує ефективність управління мережею і сприяє підвищенню якості обслуговування користувачів, при цьому зменшуючи час на виправлення помилок і тим самим підвищуючи стабільність роботи безпосередньо самої мережі [73].

Для реалізації задачі було обрано архітектуру багат шарової перцептронної мережі (MLP) (рис. 4.1) [74]. Обґрунтування нашого вибору базується на факторах її нелінійності залежностей, адже ті положення, що найбільше впливають на працездатність мережі, а саме рівень потужності, BER, затримка тощо, мають складну нелінійну взаємодію; компактності моделі, адже MLP дозволяє скоротити кількість параметрів і спростити подальшу інтеграцію в СППР, а також загальної швидкості навчання, оскільки для розв'язання прикладних задач цей підхід забезпечує достатню точність [73]. Окремо зазначимо, що застосування багат шарової перцептронної мережі дозволяє також покращити здатність до прогнозування майбутніх станів мережі, що може допомогти запобігти виникненню й розвиток аварійних ситуацій. Для прикладу, передбачення різноманітних аномальних подій (перевантаження, збільшення затримок і інші) дає змогу вжити превентивні заходи до того, як ситуація може вийде з-під контролю.

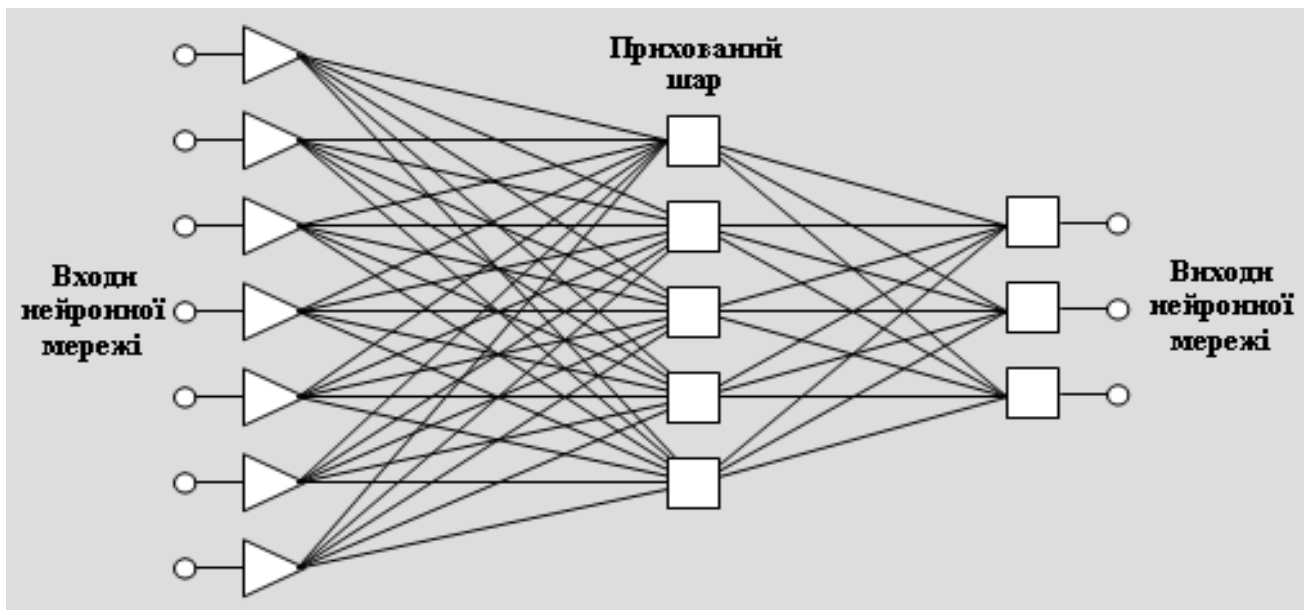


Рисунок 4.1 – Схема побудови багатошарової перцептронної мережі [47]

Попри численні переваги архітектури MLP, не варто ігнорувати певні аспекти, які можуть дещо ускладнити розробку моделі ШНМ для задачі моніторингу і навіть її подальше навчання (табл. 4.1).

Таблиця 4.1 – Переваги та недоліки використання багатошарової перцептронної мережі в рамках системи підтримки прийняття рішень

Переваги	Недоліки
Універсальність, адже здатна апроксимувати будь-яку нелінійну функцію.	Неінтерпретованість, адже складно пояснити, як саме мережа дійшла до певного рішення.
Можливість навчання на великих масивах даних, адже підходить для складних систем.	Необхідність великої кількості даних для якісного навчання.
Гнучкість архітектури, адже можна налаштувати кількість шарів і нейронів.	Трудомісткий підбір гіперпараметрів, адже потребує експериментів і оптимізації.

Кінець таблиці 4.1

Здатність до узагальнення, адже добре працює з новими, але схожими даними.	Схильність до перенавчання, особливо за відсутності регуляризації.
Можливість використання з іншими алгоритмами, адже інтегрується в складні системи.	Часове споживання ресурсів, адже потребує значних обчислювальних потужностей.
Підтримка онлайн-навчання (при доопрацюванні), адже може оновлювати знання в реальному часі.	Низька стійкість до зашумлених або аномальних даних без попередньої обробки.

Як помітно з таблиці 4.1, попри наявність певних недоліків, архітектура MLP виявилася найбільш доцільною для реалізації поставленої задачі. Головним аргументом на користь нашого вибору є все ж її універсальність, яка дозволяє ефективно моделювати складні нелінійні зв'язки між вхідними параметрами мережі та їхнім впливом на загальний стан системи. Архітектура MLP також забезпечує можливість використання різноманітних методів регуляризації, що, у свою чергу, дозволяє уникати перенавчання і, як результат, підвищує стабільність моделі. Остання також здатна вдало адаптуватися до змін у різноманітних мережевих умовах завдяки здатності до самооптимізації та оновлення в реальному часі, тому ми вважаємо вибір MLP виправданим з точки зору ефективності та гнучкості безпосередньо в процесі моніторингу PON [74].

Для тренування моделі використовувався синтетичний датасет, отриманий із симуляції роботи PON як у нормальному режимі, так і при різних аварійних сценаріях. Мітки для класифікації об'єктів розподіляються наступним чином: «Норма», «Ризик» та «Аварія». Серед ключових параметрів, що входять до вхідного вектора, слід виділити:

- потужність сигналу на OLT (дБм);
- рівень втрат у каналі (дБ);

- значення BER (Bit Error Rate);
- затримка сигналу (мс);
- стан оптичного приймача ONU [76].

Перед навчанням моделі здійснюється попередня обробка даних. Перш за все, нормалізація, а саме всі параметри приведено до спільного масштабного діапазону (наприклад, стандартизація за наступною формулою:

$$Z = (X - \mu) / \sigma, \quad (4.1)$$

де Z – це z -значення або стандартизоване значення. Воно показує, наскільки далеко певне спостереження (дане) від середнього значення, у одиницях стандартного відхилення;

X – це початкове значення характеристики або ознаки (наприклад, затримка пакету, інтенсивність трафіку тощо);

μ – це середнє значення цієї ознаки по всьому набору даних;

σ – це стандартне відхилення, яке показує, наскільки сильно значення ознаки варіюються від середнього.

У процесі побудови та тренування моделі для виявлення аномалій у пасивній оптичній мережі одним із критично важливих етапів стало коректне розбиття датасету та балансування класів, що забезпечує точність і стійкість результатів. Усі зібрані дані – як симульовані для нормального режиму роботи мережі, так і для умов аварійних чи нестабільних сценаріїв – були розділені на дві вибірки: тренувальну (80 %) та валідаційну (20 %) [75]. Таке співвідношення є загальноприйнятим у задачах машинного навчання, оскільки дозволяє надати моделі достатньо інформації для навчання, залишаючи при цьому значний обсяг даних для об'єктивної оцінки її якості та здатності до узагальнення.

Однак одним лише розбиттям ефективну роботу не гарантувати, особливо в умовах, коли дані про стан мережі нерівномірно розподілені. У реальних або навіть симульованих умовах, як правило, набагато більше записів належить до «нормального» стану, тоді як аномальні або критичні стани трапляються рідко.

Така ситуація призводить до дисбалансу класів, через який модель може навчитися ігнорувати рідкісні, але найважливіші для нашого завдання стани (наприклад, втрати пакету, деградація сигналу, перенавантаження).

Відповідно до цього, нами був розроблений код на Python із використанням бібліотеки TensorFlow для навчання моделі (додаток Б).

У результаті на графіках тренування спостерігається зниження функції втрат на валідаційній вибірці, а точність класифікації досягає значень, що перевищують 90% (рис. 4.2).

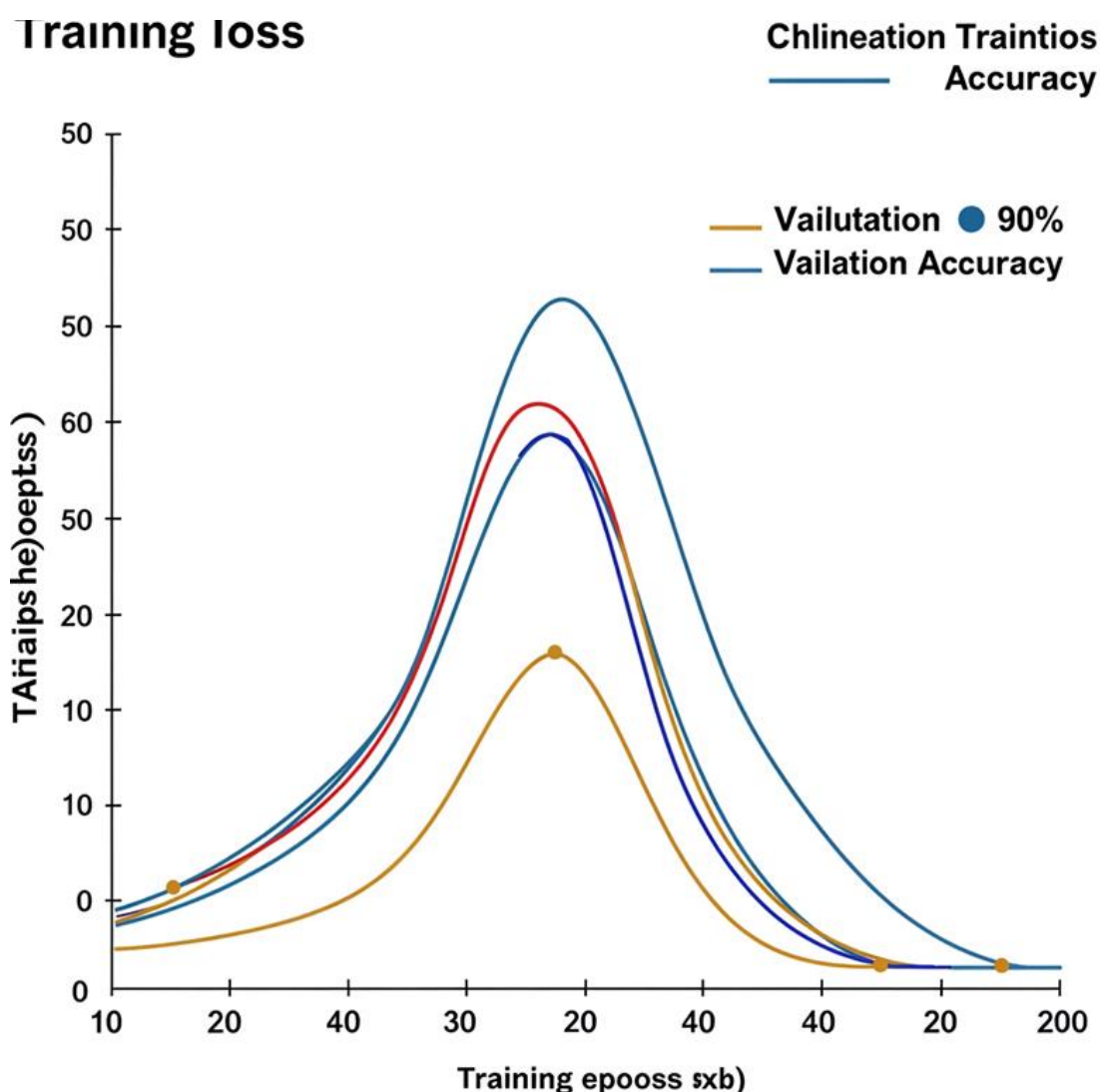


Рисунок 4.2 – Динаміка процесу навчання та валідації

4.2 Реалізація СППР у тестовому середовищі

Інтеграція розробленої ШНМ у СППР дозволяє створити комплексний інструмент для реального моніторингу мережі. Архітектура СППР включає модуль збору даних, попередньої обробки, інтелектуальний модуль та безпосередньо сам інтерфейс системи. Він забезпечує отримання даних як із симулятора, так і з реального обладнання (за наявності), приводить дані до формату, необхідного для введення в модель (нормалізація, фільтрація шумів), завантажує навчений варіант ШНМ та проводить класифікацію поточного стану мережі, а також забезпечує відображення результатів аналізу, видачу попереджень та рекомендацій щодо реагування [77].

Охарактеризований підхід дозволяє оперативно виявляти потенційні проблеми в мережі, зокрема перевантаження, зниження якості обслуговування чи збої в обладнанні. Завдяки використанню ШНМ система здатна адаптуватися до змін у структурі трафіку та вдосконалювати точність прогнозування на основі нових даних. У результаті СППР набуває властивостей самонавчання та високої чутливості до аномальних ситуацій, що значно підвищує ефективність управління мережею [78].

Для оцінювання роботи СППР було створено симуляційне тестове середовище, яке імітує роботу PON під різними сценаріями, а саме імітація реальних умов і емуляція аварійних сценаріїв. В імітації реальних умов параметри мережі генеруються в режимі реального часу з додаванням шумів і перехідних збурень. В емуляції аварійних сценаріїв моделюються різноманітні сценарії (наприклад, зниження потужності, збій ONU, підвищення BER) для перевірки роботи ШНМ.

Нижче наведено код для інтегрованої системи, що виконує обробку вхідних даних та вивід результатів:

```
import tensorflow as tf
import numpy as np
from sklearn.preprocessing import StandardScaler
model =
tf.keras.models.load_model("pon_monitoring_model.h5")
```

```

def get_live_data():
    return np.random.rand(1, 5)
scaler = StandardScaler()
live_data = get_live_data()
live_data_scaled = scaler.fit_transform(live_data)
prediction = model.predict(live_data_scaled)
predicted_class = np.argmax(prediction, axis=1)[0]
state = {0: "Норма", 1: "Ризик", 2:
"Аварія"}[predicted_class]
print(f"Поточний стан мережі: {state}")

```

Для оперативного аналізу результатів СППР розроблено графічний інтерфейс, що дозволяє оператору бачити поточний стан мережі у вигляді кольорових індикаторів, графіки змін ключових параметрів у режимі реального часу і логи з попередженнями та рекомендаціями для втручання. Інтерфейс може бути реалізований як веб-додаток за допомогою Flask або іншого lightweight-фреймворку. Наприклад, можна створити простий REST API, що повертає JSON-об'єкт із статусом мережі [78].

Отримані через API дані можуть бути динамічно візуалізовані за допомогою бібліотек JavaScript, таких як Chart.js або D3.js, що надає змогу створити гнучку та адаптивну панель моніторингу. Таким чином можна забезпечити зручність у використанні системи з різних пристроїв, зокрема планшетів чи мобільних телефонів, що, у свою чергу, особливо важливо для оперативного реагування поза межами центру управління [78].

Відкритість архітектури інтерфейсу дозволяє легко інтегрувати його з іншими інформаційними системами або зовнішніми сервісами, що може бути корисним для централізованого збору статистики або автоматизованого формування звітів [78]. Інтерфейс також можна оснастити системою сповіщень, яка надсилатиме push-повідомлення або електронні листи у випадку критичних змін у стані мережі, що додатково підвищує рівень готовності оператора до потенційного негайного втручання.

4.3 Аналіз результатів моделювання та ефективність підходу

Для визначення ефективності ШНМ було використано стандартні метрики, а саме точність, повнота, прецизійність і F1-міра [79]. Використання матриці помилок дозволило глибше проаналізувати, у яких ситуаціях модель помиляється. Наприклад, було виявлено, що розмежування між класами «Ризик» та «Аварія» може бути менш точним через перехідний характер деяких аварійних сценаріїв.

Проведене тестування охоплювало понад 500 симульованих сценаріїв, серед яких стабільна робота мережі (норма), постійні незначні відхилення, що визначались як «ризик», і різкі зміни параметрів, що швидко переходили в стан «аварія». Порівняння із класичними методами (наприклад, дерева рішень або логістична регресія) показало, що використання ШНМ дозволяє досягти підвищення F1-міри на 10-15% завдяки здатності моделі враховувати складні нелінійні залежності.

Результати дослідження демонстрували наступне:

- побудова діаграм зміни функції втрат та точності як для тренувальної, так і для валідаційної вибірки;
- графічне представлення кількості правильних та неправильних класифікацій для кожного класу допомагає виявити слабкі місця моделі;
- докладний розбір кількох прикладів, де модель класифікувала стани із погрішностями, дозволив визначити необхідність удосконалення підходу в певних умовах.

Основні переваги використаного підходу включають адаптивність, прогнозування аномалій, масштабованість тощо, а саме те, що ШНМ здатна швидко пристосовуватися до нових типів даних у міру розширення мережі. Модель також здатна визначати заздалегідь потенційні аварійні стани, що дозволяє підвищити рівень обслуговування, а розроблений алгоритм може бути інтегрований у більші інформаційні системи для комплексного моніторингу [80].

До недоліків можна віднести залежність від якості даних, оскільки ефективність моделі напряму корелює з якістю вихідного датасету [80]. Варто

також зазначити, що зміни в апаратній конфігурації або нові типи збоїв вимагатимуть періодичного перенавчання моделі, а швидкість роботи та висока точність іноді відбуваються за рахунок «чорного ящика», що може бути проблемою при поясненні результатів операторам.

4.4. Висновки

Отже, аналіз результатів дослідження підтвердив доцільність використання СППР на базі ШНМ для моніторингу PON. Розроблений нами підхід забезпечує комплексне розуміння технології та практичне обґрунтування її впровадження для подальшої роботи над магістерською роботою через низку причин. Модель продемонструвала високу точність і здатність адаптуватися до різноманітних сценаріїв. Розроблений тестовий стенд дозволив перевірити роботу системи в режимі реального часу. Отримані результати вказують на потенціал подальшого впровадження даного підходу у промислових умовах з метою підвищення надійності оптичних мереж та зниження витрат на їх обслуговування.

ВИСНОВКИ

Отже, у роботі за результатами виконаних теоретичних та практичних досліджень розроблено метод використання системи підтримки прийняття рішень (СППР) на базі штучної нейронної мережі (ШНМ) для моніторингу пасивних оптичних мереж (PON) у реальному часі. Запропонований підхід поєднує сучасні методи обробки мережових даних та інтелектуального аналізу інформації, що дозволяє автоматизувати процес виявлення аномалій і забезпечити оперативне інформування оператора про поточний стан мережі.

У першому розділі розглянуто теоретичні основи побудови СППР на базі ШНМ. Проаналізовано ключові поняття, переваги й недоліки використання нейромереж у системах прийняття рішень, а також сформульовано методологічні підходи до вирішення задачі моніторингу стану мережі.

У другому розділі досліджено особливості функціонування пасивних оптичних мереж, їхню архітектуру, принципи роботи, а також типові проблеми, які виникають під час спроби реалізувати моніторинг у реальному часі. Наведено методи управління і контролю в PON-мережах, що стали основою для формування вимог до майбутньої СППР.

У третьому розділі розглянуто процес інтеграції ШНМ до СППР, зокрема визначено вимоги до інформаційної моделі, побудовано алгоритмічне забезпечення нейромережевої обробки даних та проаналізовано підходи до навчання нейромережі на основі трафіку і подій у мережі.

У четвертому розділі виконано експериментальне дослідження розробленого методу, включаючи створення і навчання нейромережевої моделі, реалізацію СППР у тестовому середовищі та оцінку результатів. Побудовано інтерфейс моніторингу, що дозволяє візуалізувати поточний стан мережі, ключові показники й рекомендації для втручання.

Набула подальшого розвитку інформаційна технологія інтелектуального моніторингу мереж на основі нейромереж, зокрема у контексті контролю за станом пасивних оптичних мереж.

Впровадження результатів роботи дозволить підвищити надійність і ефективність технічного обслуговування PON, скоротити час реагування на аварійні ситуації, а також автоматизувати процес прийняття рішень оператором мережі на основі інтелектуального аналізу вхідних даних.

За темою кваліфікаційної роботи магістра опубліковані тези до 16-ї міжнародної студентської науково-технічної конференції «Перспективні мережні та комп'ютерні технології» ПерСиК 2025.

ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ

1. Стратегія оцінювання і вибору методів підтримки прийняття рішень у спрр. *StudFiles*. URL: <https://studfile.net/preview/9049389/page:63/> (01.03.2025)
2. Кашкевич С. О., Бушура В. О., Казнодій А. О., Павлюк О. В., Скоцеляс В. А. Методика оцінки в інтелектуальних системах підтримки прийняття рішень. *New knowledge: strategies and technologies for teaching young people: The 15th International scientific and practical conference* (Lisbon с., April 16–19, 2024). Lisbon : International Science Group, 2024. С. 289–293.
3. Журавський Ю. В., Сова О. Я., Дегтярьова Л. М. Методика оцінки та прогнозування в інтелектуальних системах підтримки прийняття рішень. *Інтеграція інформаційних систем і інтелектуальних технологій в умовах трансформації інформаційного суспільства: тези доповідей IV Міжнародної науково-практичної конференції, що присвячена 50-ій річниці кафедри інформаційних систем та технологій* (м. Полтава, 21-22 жовтня 2021). Полтава : ПДАУ, 2021. С. 127–131.
4. Examples of well-known (a) static and (b) dynamic interconnection networks topologies. *ResearchGate*. URL: https://www.researchgate.net/figure/Examples-of-well-known-a-static-and-b-dynamic-interconnection-networks-topologies-5_fig5_232703417 (01.03.2025)
5. Сова О. Я., Журавський Ю. В., Шишацький А. В., Симоненко О. А., Троцько О. О. Розробка методики навчання штучних нейронних мереж для інтелектуальних систем підтримки прийняття рішень. *Innovations technologies in science and practice: The VI International Scientific and Practical Conference* (Haifa с., February 15-18, 2022). Haifa, 2022. С. 560–569.
6. Чубаєвський В. І., Десятко А. М., Ахметов Б., Криворучко О. В., Лахно В. А., Касаткін Д. Ю., Литовченко Т. О. Оптимізації резерву обладнання для інтелектуальних автоматизованих систем. *Кібербезпека: освіта, наука, техніка*. 2021. №2(14). С. 87–99.

7. Іванотчак О. М., Кеденко І. В., Куліш С. М., Глібчук А. М., Дмитренко С. М. Концептуалізація нейромоделей задач підтримки прийняття рішень. *Вісник Хмельницького національного університету*. 2024. Т.1. №3. С. 78–87.
8. Кузьміна В. О., Рибак, В. В. Інтелектуальні системи підтримки прийняття рішень для моніторингу оптичних мереж. *Науковий вісник НТУУ «КПІ»*. 2021. №26(4). С. 112–118.
9. Тимощук О. П., Гринюк М. О. Моделі прийняття рішень на основі ШНМ для управління оптичними мережами. *Вісник Харківського національного університету радіоелектроніки*. 2021. №3(17). С. 40–45.
10. Фролов І. П., Бендик М. О. Оптимізація моніторингу пасивних оптичних мереж за допомогою технологій ШНМ та СППР. *Технічні науки і технології*. 2022. №27(1). С. 61–69.
11. Савицький А. І., Барабаш О. М. Застосування методів штучного інтелекту для моніторингу пасивних оптичних мереж. *Інформаційні технології*. 2022. №18(2). С. 75–81.
12. Петренко В. П., Кузьменко О. О. Автоматизовані системи підтримки прийняття рішень для управління пасивними оптичними мережами на основі методів машинного навчання. *Прикладна інформатика*. 2022. №16(1). С. 58–64.
13. Гребенюк М. І., Павленко Ю. В. Інтелектуальні системи для моніторингу оптичних мереж з використанням технологій штучного інтелекту. *Вісник Національного технічного університету «Харківський політехнічний інститут»*. 2021. №51(6). С. 103–111.
14. Захарченко В. А., Черненко О. М. Використання глибокого навчання для моніторингу та управління оптичними мережами. *Системи обробки інформації*. 2021. №37(2). С. 48–55.
15. Іваненко О. В., Шевченко І. М. Інтелектуальні системи для моніторингу пасивних оптичних мереж на основі нейронних мереж. *Наукові праці ХНУРЕ*. 2022. Т.53. № 1. С. 102–109.

16. Кравченко Ю. М., Савченко В. В. Моделювання та аналіз ефективності використання нейронних мереж для моніторингу оптичних мереж. *Наука та прогрес транспорту*. 2023. № 1. С. 74–80.
17. Петров О. М., Мельник В. П. Використання методів машинного навчання для забезпечення стабільності пасивних оптичних мереж. *Інформаційні технології та управління*. 2024. № 5(1). С. 66–72.
18. Азбука PON: розуміння OLT, ONU, ONT і ODN. *HTFUTURE*. URL: <https://ua.fiber-optical-transceivers.com/info/abc-of-pon-understanding-olt-onu-ont-and-od-79197655.html> (01.03.2025)
19. Гончаренко І. П., Левченко М. А. Розробка системи моніторингу оптичних мереж за допомогою методів глибокого навчання. *Інформаційні технології та системи*. 2022. №3(4). С. 56–62.
20. Костенко С. Ю., Мірошник О. В. Використання штучних нейронних мереж для моніторингу параметрів пасивних оптичних мереж. *Телекомунікаційні технології*. 2023. №7. С. 40–46.
21. A diagram of PON. *ResearchGate*. URL: https://www.researchgate.net/figure/A-diagram-of-PON-that-is-showing-us-the-general-point-to-multi-point-connection-between_fig1_266140370 (01.03.2025)
22. Панчишин Д. І., Савченко О. М. Методи прогнозування та моніторингу стану оптичних мереж з використанням глибоких нейронних мереж. *Інформатика і комп'ютерні науки*. 2025. №1(1). С. 34–40.
23. Волков І. С., Кириченко М. В. Система моніторингу та аналізу якості обслуговування в пасивних оптичних мережах на основі штучних нейронних мереж. *Актуальні питання інформаційних технологій*. 2021. Т.27. №2. С. 74–81.
24. Кривонос І. П., Мельник О. І. Застосування нейронних мереж для оптимізації моніторингу пасивних оптичних мереж. *Наука та інновації*. 2024. Т.15. №3. С. 112–118.
25. Рибак О. М., Шевченко І. В. Використання методів машинного навчання для діагностики та моніторингу стану пасивних оптичних мереж. *Інформаційно-аналітичні системи*. 2025. №2. С. 56–63.

26. Українські телекомунікаційні технології: стан, перспективи та виклики. *Utel.net.ua*. URL: <https://utel.net.ua/ukra%D1%97nski-telekomunikaczijni-tehnologi%D1%97-stan-perspektivi-ta-vikliki/> (01.03.2025)

27. PON (пасивна оптична мережа). *Optiko*. URL: <https://ua.opticomfiber.com/info/pon-passive-optical-network-31806680.html> (01.03.2025)

28. PON vs AON vs PTP - відмінності, структура та порівняння технологій. *Server*. URL: <https://e-server.com.ua/uk/poradi/pon-vs-aon-vs-ntp-vidminnosti-struktura-ta-porivniannia-texnologii> (01.03.2025)

29. Сидоренко О. С., Литвиненко В. І. Аналіз ефективності застосування ШНМ для моніторингу пасивних оптичних мереж у реальному часі. *Вісник Національного технічного університету України «КПІ»*. 2024. №5. С. 22–30.

30. Технологія PON. *НІМ-НЕТ*. URL: [https://nim-net.com.ua/internet/tehnologiya-pon/#:~:text=%D0%B5%D0%BA%D0%BE%D0%BD%D0%BE%D0%BC%D1%96%D1%8F%20%D0%BE%D0%BF%D1%82%D0%B8%D1%87%D0%BD%D0%B8%D1%85%20%D0%BF%D1%80%D0%B8%D0%B9%D0%BC%D0%B0%D1%87%D1%96%D0%B2%20%D0%B2%20%D1%86%D0%B5%D0%BD%D1%82%D1%80%D0%B0%D0%BB%D1%8C%D0%BD%D0%BE%D0%BC%D1%83,%D0%BD%D0%B5%20%D0%BF%D0%BE%D0%B7%D0%BD%D0%B0%D1%87%D0%B0%D1%94%D1%82%D1%8C%D1%81%D1%8F%20%D0%BD%D0%B0%20%D1%80%D0%BE%D0%B1%D0%BE%D1%82%D1%96%20%D1%96%D0%BD%D1%88%D0%B8%D1%85\).](https://nim-net.com.ua/internet/tehnologiya-pon/#:~:text=%D0%B5%D0%BA%D0%BE%D0%BD%D0%BE%D0%BC%D1%96%D1%8F%20%D0%BE%D0%BF%D1%82%D0%B8%D1%87%D0%BD%D0%B8%D1%85%20%D0%BF%D1%80%D0%B8%D0%B9%D0%BC%D0%B0%D1%87%D1%96%D0%B2%20%D0%B2%20%D1%86%D0%B5%D0%BD%D1%82%D1%80%D0%B0%D0%BB%D1%8C%D0%BD%D0%BE%D0%BC%D1%83,%D0%BD%D0%B5%20%D0%BF%D0%BE%D0%B7%D0%BD%D0%B0%D1%87%D0%B0%D1%94%D1%82%D1%8C%D1%81%D1%8F%20%D0%BD%D0%B0%20%D1%80%D0%BE%D0%B1%D0%BE%D1%82%D1%96%20%D1%96%D0%BD%D1%88%D0%B8%D1%85).) (01.03.2025)

31. Як працює технологія PON: все про технологію PON та її переваги. *Gazik*. URL: https://gazik.ua/blog/tehnologii/yak-pratsyuye-tehnologiya-pon/?srsltid=AfmBOorLWftFHY8GPPjqLJ3rJ71_Dk4HHY4svuXkAN9f0ASqcwTUTwLU (01.03.2025)

32. Досяжна оптимізація швидкості передачі інформації в оптоволоконній системі зв'язку С-діапазону. *FOCC*. URL:

<https://ua.fibresplitter.com/news/achievable-information-rate-optimization-in-c-73929831.html> (01.03.2025)

33. Остромов М. С., Білошицький С. М. Застосування методів машинного навчання для аналізу даних пасивних оптичних мереж. *Наукові дослідження в інформатиці*. 2024. Т.65. №2. С. 88–93.

34. Що таке мультиплексування з довжиною хвилі (WDM, CWDM, DWDM). *FOCC*. URL: <https://ua.fibresplitter.com/news/what-is-wavelength-division-multiplexing-wdm-35171266.html> (01.03.2025)

35. What is WDM-PON? *FiberMall*. URL: <https://www.fibermall.com/blog/what-is-wdm-pon.htm?srsltid=AfmBOorff9oxQWFIYLAf6TkzvJiYBA8VaAghgh1kxw1jEn8jYmgUYDVd> (01.03.2025)

36. R. Kaur, R. Singh. Performance Investigations of Symmetric 80 Gbps TWDM NG-PON2 coexisting with GPON/XG-PON. *Journal of Optical Communications*. 2022. V. 1. P. 46–51.

37. Fiber to the home (FTTH). *TechTarget*. URL: <https://www.techtarget.com/searchnetworking/definition/fiber-to-the-home> (01.03.2025)

38. Що таке лінія міжнародної мережі? Які бувають типи мережевих кабелів? *Top-cable*. URL: <https://ua.top-cables.com/info/what-is-an-international-network-line-what-ar-17119377631929344.html> (01.03.2025)

39. Група мережевих програм WDM-PON. *DFOCC*. URL: <https://ua.fibresplitter.com/info/group-network-wdm-pon-network-programs-38368987.html> (01.03.2025)

40. PON. *Вікіпедія*. URL: <https://uk.wikipedia.org/wiki/PON> (01.03.2025)

41. Компактний модуль спільного існування WDM PON. *YourLogo*. URL: <https://ua.gracy-fiber.com/passive-wdm/cdwm-module/wdm-pon-co-existence.html> (01.03.2025)

42. PON VS FTTH: технологія чи класика в якості схеми підключення абонентів? *Server*. URL: <https://e-server.com.ua/uk/poradi/pon-vs-ftth-tehnologija-chi-klasika-v-jakosti-shemi-pidkljuchennja-abonentiv> (01.03.2025)

43. Практика впровадження пасивних оптичних мереж (PON). *Deps*. URL: <https://deps.ua/ua/knowegable-base/articles/praktika-vn-passivnyh-op-mer-pon.html> (01.03.2025)

44. Мережі АОН проти PON: Які з них можна вибрати для систем FTTH. *FOCC*. URL: <https://ua.fibresplitter.com/info/aon-vs-pon-networks-which-one-to-choose-for-f-36548927.html> (01.03.2025)

45. Роль моніторингу PON у забезпеченні високоякісних інтернет-послуг: посібник для інтернет-провайдерів. *Pingvin.pro*. URL: <https://pingvin.pro/blogy/software-blogy/rol-monitoryngu-pon-u-zabezpechenni-vysokoyakisnyh-internet-poslug-posibnyk-dlya-internet-provajderiv.html> (01.03.2025)

46. Quality of Service (QoS) in PON (GEPON) networks. *Ad.net*. URL: <https://www.ad-net.com.tw/quality-of-service-qos-in-pon-gepon-networks/> (01.03.2025)

47. Система управління мережею (NMS): Всеосяжний посібник. *VPN Unlimited*. URL: <https://www.vpnunlimited.com/ua/help/cybersecurity/network-management-system> (01.03.2025)

48. Системи NMS (Системи управління мережею): Повний гід. *Cyberset*. URL: [https://cyberset.com.ua/network/protocols/nms-systems/#:~:text=%D0%A1%D0%B8%D1%81%D1%82%D0%B5%D0%BC%D0%B8%20%D1%83%D0%BF%D1%80%D0%B0%D0%B2%D0%BB%D1%96%D0%BD%D0%BD%D1%8F%20%D0%BC%D0%B5%D1%80%D0%B5%D0%B6%D0%B5%D1%8E%20\(NMS\)%20E2%80%93,%D0%B4%D0%BB%D1%8F%20%D0%B7%D0%B0%D0%B1%D0%B5%D0%B7%D0%BF%D0%B5%D1%87%D0%B5%D0%BD%D0%BD%D1%8F%20%D1%81%D1%82%D0%B0%D0%B1%D1%96%D0%BB%D1%8C%D0%BD%D0%BE%D1%97%20%D1%80%D0%BE%D0%B1%D0%BE%D1%82%D0%B8%20%D0%BC%D0%B5%D1%80%D0%B5%D0%B6](https://cyberset.com.ua/network/protocols/nms-systems/#:~:text=%D0%A1%D0%B8%D1%81%D1%82%D0%B5%D0%BC%D0%B8%20%D1%83%D0%BF%D1%80%D0%B0%D0%B2%D0%BB%D1%96%D0%BD%D0%BD%D1%8F%20%D0%BC%D0%B5%D1%80%D0%B5%D0%B6%D0%B5%D1%8E%20(NMS)%20E2%80%93,%D0%B4%D0%BB%D1%8F%20%D0%B7%D0%B0%D0%B1%D0%B5%D0%B7%D0%BF%D0%B5%D1%87%D0%B5%D0%BD%D0%BD%D1%8F%20%D1%81%D1%82%D0%B0%D0%B1%D1%96%D0%BB%D1%8C%D0%BD%D0%BE%D1%97%20%D1%80%D0%BE%D0%B1%D0%BE%D1%82%D0%B8%20%D0%BC%D0%B5%D1%80%D0%B5%D0%B6) (01.03.2025)

49. Впровадження PON. *PMon*. URL: <https://pmon.com.ua/post/40> (01.03.2025)
50. Огляд технологій побудови лінії PON. *StudFiles*. URL: <https://studfile.net/preview/4451584/page:11/> (01.03.2025)
51. Презентація "Засоби моніторингу мережевого трафіку". *НаУрок*. URL: <https://naurok.com.ua/prezentaciya-zasobi-monitoringu-merezhevogo-trafiku-293589.html> (01.03.2025)
52. Основний принцип роботи системи PON. *HTFuture*. URL: <https://ua.fiber-optical-transceivers.com/info/basic-principle-of-pon-system-52212480.html> (01.03.2025)
53. Як програмно-обумовлена сегментація мережі на основі Cisco TrustSec може допомогти бізнесу. *Телесфера*. URL: <https://www.telesphera.net/blog/cisco-trustsec.html> (01.03.2025)
54. VoIP. *Вікіпедія*. URL: <https://uk.wikipedia.org/wiki/VoIP> (01.03.2025)
55. PMon Моніторинг та управління мережевим обладнанням PON. *PMon*. URL: <https://pmon.com.ua/> (01.03.2025)
56. NMS система для моніторингу та керування мережевим обладнанням PON. *WildcoreDMS*. URL: <https://wildcore.tools/ua/> (01.03.2025)
57. EasyPON - Управління та моніторинг вашою PON-мережею. *OCAL*. URL: <https://local.com.ua/forum/topic/122700-easypon-%D1%83%D0%BF%D1%80%D0%B0%D0%B2%D0%BB%D1%96%D0%BD%D0%BD%D1%8F-%D1%82%D0%B0-%D0%BC%D0%BE%D0%BD%D1%96%D1%82%D0%BE%D1%80%D0%B8%D0%BD%D0%B3-%D0%B2%D0%B0%D1%88%D0%BE%D1%8E-pon-%D0%BC%D0%B5%D1%80%D0%B5%D0%B6%D0%B5%D1%8E/> (01.03.2025)
58. Система управління мережею. *FiberRoad*. URL: <https://fiberroad.com/uk/products/network-management/network-management-system/> (01.03.2025)

59. PON - оптичні мережі з пасивною оптичною магістраллю. *Deps*. URL: <https://deps.ua/ua/knowegable-base/articles/3016-pon-optychni-merezhi-z-passivnoju-opt-magistralju.html> (01.03.2025)

60. Незламна безпека: шифрування AES-128 від Ajax Systems пройшло сертифікацію NIST. *Ajax*. URL: <https://ajax.systems.ua/blog/nist-sertification/> (01.03.2025)

61. Технологія PON – що це? *Plantorg*. URL: https://lantorg.com/article/tehnologiya-pon-cho-eto/?srsltid=AfmBOoozF3Wd-qyxnhlRtM9X6cpw53FsL1AvV5_tKFJ_niOceDGedbs9 (01.03.2025)

62. Шибяєв О. Г., Сільванська Г. М., Михайлова Ю. В., Карп Г. В. Системи підтримки прийняття рішень як ефективний інструмент реалізації управління роботою круїзного та лінійного судноплавства. *Вісник ХНТУ. Інженерні науки*. 2023. №1(84). С. 80–91.

63. Бідюк П. І., Тимошук О. Л., Коваленко А. Є., Коршевнік Л. О. Системи і методи підтримки прийняття рішень : посібник. Київ : КПІ ім. Ігоря Сікорського, 2022. 610 с.

64. Остапченко К. Б., Євдокімов В. А. Сховище оперативних даних системи підтримки прийняття рішень для організаційного управління ринком електроенергії. *Elektronnoe Modelirovanie*. 2022. №44(3). С. 101.

65. Азарова А. О., Дьогтева І. О., Шиян А. А. Система підтримки прийняття рішень щодо підвищення рівня інформаційної безпеки підприємства. *Інформаційні технології та теорія кодування*. 2022. №1. С. 12–18.

66. Яловець А. Л. Архітектура та функціональні можливості системи підтримки прийняття рішень СПОР. *Інформаційні технології*. 2025. №1. С. 101–103.

67. Редчук С. М., Черняк Д. В. Системи підтримки прийняття рішень в умовах невизначеності. *Дослідження та інновації*. 2024. Т.1. №1. С. 94–101.

68. Вознюк В. В., Ткаченко О. І. Деякі аспекти класифікації систем підтримки прийняття рішень. *Інформаційні технології та цифрова економіка* :

матеріали V Міжнародної науково-практичної конференції (Київ, 9-10 травня 2024 р.). Київ, 2024. С. 30–32.

69. Гнатушенко В. В., Дорош Н. Л., Фененко Т. М. Дослідження помилок навчання нейромережі. *Математичне моделювання* : матеріали XXII міжнародної конференції (м. Херсон, 13-17 вер. 2021 р.). Херсон, 2021. С. 31–32.

70. Козиков А. В. Нейромережі - ключ до розвитку людства. *Розвиток промисловості та суспільства*. 2021. №1. С. 167.

71. Калбазов Д. Й., Даняєнко О. І., Лисецький Ю. М. Нейромережі. Розвиток та перспективи. *Математичні машини і системи*. 2024. №2. С. 24–32.

72. Ковальчук Н. О. Нейронні мережі: науковий прорив за останні десятиліття. *Інтелектуальні системи та машинне навчання*. 2022. №1. С. 188–190.

73. Заспа Г. О., Білик В. В. Автоматизація перегляду програмного коду на основі методів машинного навчання. *Актуальні проблеми автоматизації та інформаційних технологій*. 2022. Т.28. №1. С. 134–146.

74. Системи підтримки прийняття рішень для українських підприємств: особливості та переваги. *SoftLine*. URL: <https://softline.org.ua/news/sistemi-pidtrimki-prijnatta-risen-dla-ukrainskih-pidpriemstv-osoblivosti-ta-perevagi.html> (01.03.2025)

75. Моделі нейронних мереж Багатошаровий перцептрон. *StudFiles*. URL: <https://studfile.net/preview/8953467/page:4/> (01.03.2025)

76. Вибір тренувальних та валідаційних даних для навчання. *StudFiles*. URL: <https://studfile.net/preview/21632700/page:6/> (01.03.2025)

77. Архітектура СППР. *Stud.com.ua*. URL: https://stud.com.ua/31912/menedzhment/arhitektura_sppr (01.03.2025)

78. Що таке JSON. Усе про цей формат передачі даних в інтернеті. *API Drive*. URL: <https://apix-drive.com/ua/blog/useful/scho-take-json> (01.03.2025)

79. 20 базових HR-метрик, які допоможуть виміряти ефективність роботи компанії. *Hurma*. URL: <https://hurma.work/blog/20-bazovih-hr-metrik-yaki-dopomozhut-vimiryati-efektivnist-roboti->

[kompanii/#:~:text=%D0%9C%D0%B5%D1%82%D1%80%D0%B8%D0%BA%D0%B8%20\(%D0%B2%D1%96%D0%B4%20%D0%B0%D0%BD%D0%B3%D0%BB%D1%96%D0%B9%D1%81%D1%8C%D0%BA%D0%BE%D1%97%20metrics\)%20%E2%80%94,%D1%81%D0%BF%D1%96%D0%B2%D0%B2%D1%96%D0%B4%D0%BD%D0%BE%D1%81%D1%8F%D1%87%D0%B8%20%D1%97%D1%85%20%D0%B7%20%D0%BF%D0%BE%D0%BF%D0%B5%D1%80%D0%B5%D0%B4%D0%BD%D1%96%D0%BC%D0%B8%20%D1%80%D0%B5%D0%B7%D1%83%D0%B%D1%8C%D1%82%D0%B0%D1%82%D0%B0%D0%BC%D0%B8. \(01.03.2025\)](#)

80. Визначення систем підтримки прийняття рішень (сппр). Напрями застосування сппр. Основні функції та властивості сппр. *StudFiles*. URL: <https://studfile.net/preview/7002655/page:14/> (01.03.2025)

ДОДАТОК А

(обов'язковий)

СЕРТИФІКАТ УЧАСНИКА КОНФЕРЕНЦІЇ ПЕРСИК 2025



ДОДАТОК Б

(обов'язковий)

КОД НА PYTHON ДЛЯ НАВЧАННЯ МОДЕЛІ

```
import numpy as np
import tensorflow as tf
from tensorflow.keras.models import Sequential
from tensorflow.keras.layers import Dense, Dropout
from tensorflow.keras.callbacks import EarlyStopping
from sklearn.model_selection import train_test_split
from sklearn.preprocessing import StandardScaler

num_samples = 1000
X = np.random.rand(num_samples, 5)
y = np.random.randint(0, 3, size=(num_samples,)) # 0: Норма, 1: Ризик, 2:
Аварія

scaler = StandardScaler()
X_scaled = scaler.fit_transform(X)
X_train, X_val, y_train, y_val = train_test_split(X_scaled, y, test_size=0.2,
random_state=42)

y_train_onehot = tf.keras.utils.to_categorical(y_train, num_classes=3)
y_val_onehot = tf.keras.utils.to_categorical(y_val, num_classes=3)

model = Sequential([
    Dense(64, activation='relu', input_shape=(5,)),
    Dropout(0.2),
    Dense(64, activation='relu'),
    Dropout(0.2),
    Dense(32, activation='relu'),
    Dense(3, activation='softmax')
])
```

```

model.compile(optimizer='adam', loss='categorical_crossentropy',
metrics=['accuracy'])
early_stop = EarlyStopping(monitor='val_loss', patience=5,
restore_best_weights=True)
history = model.fit(X_train, y_train_onehot,
validation_data=(X_val, y_val_onehot),
epochs=50, batch_size=32, callbacks=[early_stop])
model.save("pon_monitoring_model.h5")
print("Модель успішно навчена та збережена як pon_monitoring_model.h5")
loss, accuracy = model.evaluate(X_val, y_val_onehot, verbose=0)
print(f"Точність моделі на валідаційній вибірці: {accuracy:.4f}")
print(f"Втрати моделі на валідаційній вибірці: {loss:.4f}")
sample_input = np.random.rand(1, 5)
sample_input_scaled = scaler.transform(sample_input)
predictions = model.predict(sample_input_scaled)
predicted_class = np.argmax(predictions)
print(f"\nПриклад прогнозування для вхідних даних {sample_input}:")
print(f"Прогнозовані ймовірності класів: {predictions}")
print(f"Прогнозований клас: {predicted_class} (0: Норма, 1: Ризик, 2:
Аварія)")

```

ДОДАТОК В
(обов'язковий)
ПРЕЗЕНТАЦІЯ

Хмельницький національний університет
Кафедра комп'ютерної інженерії та інформаційних систем
Факультет інформаційних технологій

Магістерська дипломна робота на тему

**«МЕТОД ВИКОРИСТАННЯ СППР НА
БАЗІ ШНМ ДЛЯ МОНІТОРИНГУ
ПАСИВНИХ ОПТИЧНИХ МЕРЕЖ»**

Виконав студент спеціальності «Комп'ютерна інженерія»

II курсу групи КІ2м-23-1

Колосовський В.В.

Керівник: к.т.н., доц. Іванов О.В.

СКОРОЧЕННЯ

СППР (система підтримки прийняття рішень) — це інтерактивна інформаційна система, яка допомагає користувачу або групі осіб приймати рішення у складних або слабо структурованих ситуаціях.

ШНМ (штучні нейронні мережі) — це обчислювальні моделі, розроблені під структуру та принципи роботи біологічного мозку.

РОН (пасивні оптичні мережі) — це тип телекомунікаційної мережі, в якій передача даних між провайдером послуг і кінцевими користувачами здійснюється за допомогою волоконно-оптичного кабелю без використання активного електронного обладнання.

ВСТУП

Актуальність дослідження — необхідність підвищення ефективності моніторингу PON в умовах зростання вимог до надійності та швидкодії телекомунікаційних систем.

Мета дослідження — розроблення та обґрунтування ефективного методу використання СППР на базі ШНМ для підвищення точності та оперативності моніторингу PON.

Об'єкт дослідження — процес моніторингу та управління станом PON.

Предмет дослідження — метод використання СППР, побудованої на базі ШНМ, для виявлення, аналізу та прогнозування стану PON.

Практичне значення дослідження — можливість застосування запропонованого методу в реальних телекомунікаційних системах для підвищення ефективності моніторингу стану PON, що дозволяє своєчасно виявляти збої, зменшувати час реакції на несправності та оптимізувати експлуатаційні витрати операторів зв'язку.

ТЕОРЕТИЧНІ ОСНОВИ ПОБУДОВИ СППР НА БАЗІ ШНМ

Забезпечує гнучкість, високу точність обробки великого обсягу інформації та можливість навчання на історичних даних. Теоретична база включає структуру нейронної мережі, методи її навчання та узагальнення знань.

Критерій	СППР на базі ШНМ	Класичні СППР
Адаптивність	Висока	Обмежена
Робота з великими даними	Ефективна	Менш ефективна
Потреба в даних	Висока	Середня
Швидкість прийняття рішень	Висока після навчання	Висока
<u>Інтерпретованість</u> рішень	Низька («чорна скринька»)	Висока (чіткі правила та алгоритми)
Гнучкість у побудові моделей	Висока	Середня
Стійкість до <u>зашумлених</u> даних	Вища	Нижча

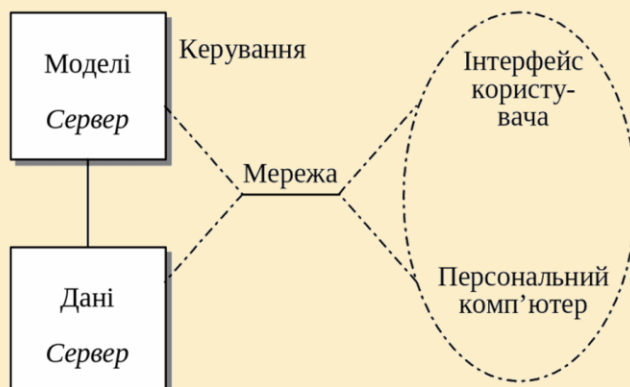
АРХІТЕКТУРА СППР

База даних — містить інформацію, правила та закономірності, які необхідні для прийняття рішень.

База моделей — набір математичних, статистичних або імітаційних моделей для аналізу ситуації.

Інтерфейс користувача — забезпечує взаємодію системи з користувачем, спрощує процес роботи із даними та моделями.

Механізм прийняття рішень — ядро системи, що обробляє дані та формує рекомендації.



ОСОБЛИВОСТІ ФУНКЦІОНУВАННЯ PON

PON є точково-мультиточковою системою, в основі якої лежить використання пасивних оптичних розгалужувачів (сплітерів), що не потребують живлення. Типова структура передбачає, що одна OLT може обслуговувати до 64 або навіть 128 ONU, що значно скорочує інвестиційні витрати та спрощує технічне обслуговування.



OLT — оптична лінійна термінальна станція.

ONT/ONU — оптичні мережеві одиниці.

ПРОБЛЕМИ ФУНКЦІОНУВАННЯ PON У РЕАЛЬНОМУ ЧАСІ

1. Потребують потужних обчислювальних ресурсів.
2. Виникають уповільнення в прийнятті рішень.
3. Виникають втрати важливої інформації.
4. Створює навантаження на мережеву інфраструктуру.
5. Модулі та пристрої можуть мати обмеження по точності і адаптивності.

Примітка

Модулі моніторингу PON: SFP, що використовуються в технологіях EPON та GPON (забезпечують з'єднання між різними компонентами мережі та дозволяють здійснювати контроль за параметрами сигналу в реальному часі).

Пристрої моніторингу PON: PMOn Monitor і Optical Power Meter (відслідковують стан мережі, вимірювання потужності сигналу та надають необхідну інформацію для визначення його якості).

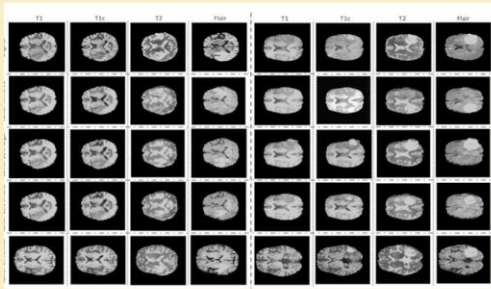


ІНТЕГРАЦІЯ ШНМ В СППР ДЛЯ МОНІТОРИНГУ PON

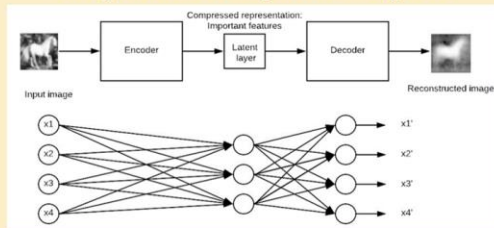
Інформаційна модель — повинна охоплювати як фізичний, так і логічний рівень представлення мережі. **Фізичний:** описує елементи інфраструктури, такі як оптичні лінійні термінали (OLT), абонентські термінали (ONT/ONU), пасивні розгалужувачі, з'єднання, волокно-оптичні тракти, параметри середовища передачі. **Логічний:** фіксуються віртуальні з'єднання, сервіси, правила маршрутизації, політики доступу, пріоритети трафіку.

Алгоритми машинного навчання — можуть використовуватись різні архітектури ШНМ (згорткові нейронні мережі (CNN), рекурентні мережі (RNN, LSTM, GRU), глибокі нейронні мережі (DNN), автоенкодера).

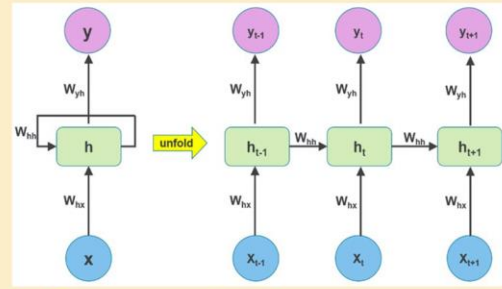
АЛГОРИТМИ МАШИННОГО НАВЧАННЯ



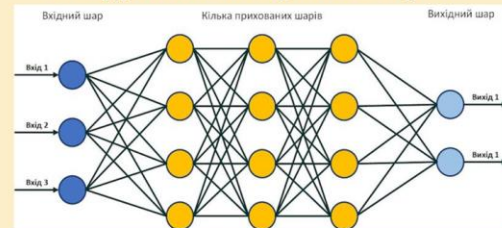
Згорткові нейронні мережі



Автоенкодери



Рекурентні нейронні мережі



Глибокі нейронні мережі

ДОСЛІДЖЕННЯ МЕТОДУ ВИКОРИСТАННЯ СППР НА БАЗІ ШНМ ДЛЯ МОНИТОРИНГУ PON

Основна задача нашого дослідження — розробка СППР, яка за допомогою ШНМ здатна в режимі реального часу виявляти аномалії, прогнозувати можливі несправності та сигналізувати про аварійні стани в мережі.

Реалізація задачі — архітектура багатошарової перцептронної мережі (MLP), бо в неї нелінійність залежностей, вона компактна і швидка.

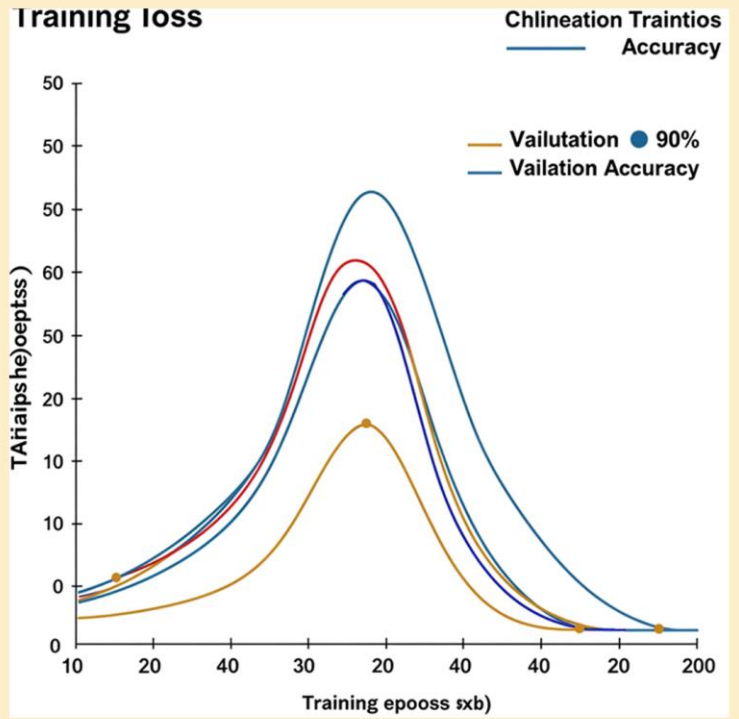
Тренування моделі — синтетичний датасет, отриманий із симуляції роботи PON як у нормальному режимі, так і при різних аварійних сценаріях.

Визначення ефективності ШНМ — стандартні метрики (точність, повнота, прецизійність і F1-міра).

Переваги підходу — адаптивність, прогнозування аномалій, масштабованість.

Недоліки підходу — залежність від якості даних, періодичне перенавчання моделі.

ДИНАМІКА ПРОЦЕСУ НАВЧАННЯ ТА ВАЛІДАЦІЇ



ВИКОНАННЯ ТЕСТОВОГО КОДУ ДЛЯ НАВЧАННЯ МОДЕЛІ

```

/usr/local/lib/python3.11/dist-packages/keras/src/layers/core/dense.py:87: UserWarning: Do not pass an 'input_shape'/'input_dim' argument to a layer.
super().__init__(activity_regularizer=activity_regularizer, **kwargs)
Epoch 1/50 ----- 4s 40ms/step - accuracy: 0.4001 - loss: 1.0905 - val_accuracy: 0.3450 - val_loss: 1.1073
Epoch 2/50 ----- 1s 26ms/step - accuracy: 0.3687 - loss: 1.0943 - val_accuracy: 0.3450 - val_loss: 1.1051
Epoch 3/50 ----- 1s 23ms/step - accuracy: 0.3839 - loss: 1.0908 - val_accuracy: 0.3550 - val_loss: 1.1030
Epoch 4/50 ----- 1s 9ms/step - accuracy: 0.4219 - loss: 1.0810 - val_accuracy: 0.3500 - val_loss: 1.0986
Epoch 5/50 ----- 0s 15ms/step - accuracy: 0.3652 - loss: 1.0890 - val_accuracy: 0.3650 - val_loss: 1.0970
Epoch 6/50 ----- 1s 27ms/step - accuracy: 0.3603 - loss: 1.0904 - val_accuracy: 0.3650 - val_loss: 1.0961
Epoch 7/50 ----- 1s 25ms/step - accuracy: 0.3635 - loss: 1.0933 - val_accuracy: 0.3800 - val_loss: 1.0962
Epoch 8/50 ----- 1s 18ms/step - accuracy: 0.3845 - loss: 1.0804 - val_accuracy: 0.3650 - val_loss: 1.0963
Epoch 9/50 ----- 1s 16ms/step - accuracy: 0.3956 - loss: 1.0841 - val_accuracy: 0.3650 - val_loss: 1.0985
Epoch 10/50 ----- 1s 22ms/step - accuracy: 0.4121 - loss: 1.0810 - val_accuracy: 0.3650 - val_loss: 1.0986
Epoch 11/50 ----- 1s 17ms/step - accuracy: 0.3958 - loss: 1.0832 - val_accuracy: 0.3550 - val_loss: 1.0985
WARNING:absl:You are saving your model as an HDF5 file via 'model.save()' or 'keras.saving.save_model(model)'. This file format is considered legacy.

Epoch 4/50 ----- 1s 9ms/step - accuracy: 0.4219 - loss: 1.0810 - val_accuracy: 0.3500 - val_loss: 1.0986
Epoch 5/50 ----- 0s 15ms/step - accuracy: 0.3652 - loss: 1.0890 - val_accuracy: 0.3650 - val_loss: 1.0970
Epoch 6/50 ----- 1s 27ms/step - accuracy: 0.3603 - loss: 1.0904 - val_accuracy: 0.3650 - val_loss: 1.0961
Epoch 7/50 ----- 1s 25ms/step - accuracy: 0.3635 - loss: 1.0933 - val_accuracy: 0.3800 - val_loss: 1.0962
Epoch 8/50 ----- 1s 18ms/step - accuracy: 0.3845 - loss: 1.0804 - val_accuracy: 0.3650 - val_loss: 1.0963
Epoch 9/50 ----- 1s 16ms/step - accuracy: 0.3956 - loss: 1.0841 - val_accuracy: 0.3650 - val_loss: 1.0985
Epoch 10/50 ----- 1s 22ms/step - accuracy: 0.4121 - loss: 1.0810 - val_accuracy: 0.3650 - val_loss: 1.0986
Epoch 11/50 ----- 1s 17ms/step - accuracy: 0.3958 - loss: 1.0832 - val_accuracy: 0.3550 - val_loss: 1.0985
WARNING:absl:You are saving your model as an HDF5 file via 'model.save()' or 'keras.saving.save_model(model)'. This file format is considered legacy.
Модель успішно навчена та збережена як pon_monitoring_model.h5
Точність моделі на валідаційній вибірці: 0.3650
Втрати моделі на валідаційній вибірці: 1.0961
1/1 ----- 0s 76ms/step

Приклад прогнозування для вхідних даних [[0.51237999 0.66192297 0.64693877 0.45552959 0.17561368]]:
Прогнозовані ймовірності класів: [[0.2748262 0.38573292 0.33943887]]
Прогнозований клас: 1 (0: Нормя, 1: Ризик, 2: Аварія)

```

ВИСНОВОК

Розроблено метод використання СППР на базі ШНМ для моніторингу PON у реальному часі.

Запропонований підхід поєднує сучасні методи обробки мережевих даних та інтелектуального аналізу інформації, що дозволяє автоматизувати процес виявлення аномалій і забезпечити оперативне інформування оператора про поточний стан мережі.

Впровадження результатів роботи дозволить підвищити надійність і ефективність технічного обслуговування PON, скоротити час реагування на аварійні ситуації, а також автоматизувати процес прийняття рішень оператором мережі на основі інтелектуального аналізу вхідних даних.

ДЯКУЮ ВАМ ЗА УВАГУ!

Виконав студент спеціальності «Комп'ютерна інженерія»

II курсу групи КІ2м-23-1

Колосовський В.В.

Керівник: к.т.н., доц. Іванов О.В.

Протокол аналізу звіту подібності експертом

Заявляю, що я ознайомився (-лась) з Повним звітом подібності, який був згенерований Системою виявлення і запобігання плагіату щодо роботи:

Автор: Віталій КОЛОСОВСЬКИЙ

Співавтор:

Назва: Колосовський_Метода використання СППР на базі ШНМ для моніторингу пасивних оптичних мереж

Експерт:

Підрозділ: Кафедра комп'ютерної інженерії та інформаційних систем

Коефіцієнт подібності 1: 0.8%

Коефіцієнт подібності 2: 0.2%

Мікропробіли: 2

Заміна букв: 1

Інтервали: 0

Білі знаки: 1

Дата створення звіту: 2025-05-20 21:10:37.0

Після аналізу Звіту подібності констатую наступне:

Запозичення, виявлені в роботі є законними і не є плагіатом. Рівень подібності не перевищує допустимої межі. Таким чином робота незалежна і приймається.

Запозичення не є плагіатом, але перевищено граничне значення рівня подібностей. Таким чином робота повертається на доопрацювання.

Виявлено запозичення і плагіат або навмисні текстові спотворення (маніпуляції), як передбачувані спроби укриття плагіату, які роблять роботу невідповідною вимогам законодавства (Ст. 32. ЗУ Про вищу освіту, пункт 3.1, Ст. 42. ЗУ Про освіту) та вимог НАЗЯВО (Критерій 5), а також кодексу етики і процедурам. Таким чином робота не приймається.

Обґрунтування:

2025-05-21

Дата



Доцент Андрій Нічепорук

експерт

Wed May 21 09:27:50 EEST 2025, Медзатий Дмитро Миколайович, Хмельницький національний університет, ХНУ

Anti-Plagiarism v-15.274 Educational

The maximum coincidence with one document 0.0%

Dictionaries check: en_US, ru_RU, ua_UA. Errors in the documents: 10%

ID: 241559 Title: МРР Метода використання СППР на базі ШНМ для моніторингу пасивних оптичних мереж Added in a DB: 2025-05-21 Authors: Віталій КОЛОСОВСЬКИЙ Heads: Олексій ІВАНОВ Consultants: Opponents:	Document		Sum coincidence on the DB	
	Symbols	Lexemes	Symbols	Lexemes
	125368	809	1283 (1%)	21 (3%)

Plagiarism sources

ID	Description	Plagiarism presence in the document	
		Symbols	Lexemes

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
ХМЕЛЬНИЦЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ

РЕЦЕНЗІЯ НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ МАГІСТРА

Здобувач: Колосовський Віталій Володимирович

Тема: Метода використання СППР на базі ШНМ для моніторингу пасивних оптичних мереж

Спеціальність: 123 «Комп'ютерна інженерія»

Обсяг кваліфікаційної роботи магістра:

Кількість листів креслень —; кількість сторінок записки 71

1. Короткий зміст роботи та прийнятих рішень У роботі розроблено та обґрунтовано ефективний метод використання СППР на базі ШНМ для підвищення точності та оперативності моніторингу пасивних оптичних мереж.

2. Висновок про відповідність роботи дипломному завданню Кваліфікаційна робота магістра відповідає виданому завданню

3. Характеристика виконання кожного розділу, ступінь використання останніх досягнень науки і техніки і передових методів роботи: У першому розділі розглянуто теоретичні основи побудови СППР на базі ШНМ. Проаналізовано ключові поняття, переваги й недоліки використання нейромереж у системах прийняття рішень. У другому розділі досліджено особливості функціонування пасивних оптичних мереж, їхню архітектуру, принципи роботи, а також типові проблеми, які виникають під час спроби реалізувати моніторинг у реальному часі. У третьому розділі розглянуто процес інтеграції ШНМ до СППР, зокрема визначено вимоги до інформаційної моделі, побудовано алгоритмічне забезпечення нейромережевої обробки даних та проаналізовано підходи до навчання нейромережі на основі трафіку і подій у мережі. У четвертому розділі виконано експериментальне дослідження розробленого методу, включаючи створення і навчання нейромережевої моделі, реалізацію СППР у тестовому середовищі та оцінку результатів.

4. Позитивні сторони роботи: Особливість застосування СППР при моніторингу PON – дешевизна в порівнянні з існуючими дороговартісними системами (типу JDSU).

5. Негативні сторони роботи: Метод СППР не претендує на точність визначення пошкодження оптоволокна до метра, або й десятка метрів.

6. Оцінка графічного оформлення та пояснювальної записки роботи: —

7. Відгук про роботу в цілому: В загальному робота виконана на задовільному рівні.

8. Інші зауваження: —

9. Оцінка кваліфікаційної роботи магістра:

Розглянувши позитивні та негативні сторони представленої кваліфікаційної роботи магістра вважаю, що робота заслуговує оцінки «задовільно» 3.00 (E)

Рецензент (прізвище, ім'я, по батькові, посада, місце роботи) д.т.н., професор, Мартинюк В.В., завідувач кафедри автоматизації, комп'ютерно-інтегрованих технологій та робототехніки

“ 1 травня ” 2025р.



РІШЕННЯ ЕКСПЕРТНОЇ КОМІСІЇ
КАФЕДРИ КОМП'ЮТЕРНОЇ ІНЖЕНЕРІЇ ТА ІНФОРМАЦІЙНИХ СИСТЕМ
ПРО ДОПУСК КВАЛІФІКАЦІЙНОЇ РОБОТИ ДО ЗАХИСТУ

Підтверджуємо ознайомлення з результатом звіту подібності щодо роботи, генерованого системою виявлення текстових збігів/ідентичності/схожості:

Назва: Метода використання СППР на базі ШНМ для моніторингу пасивних оптичних мереж

Автор: Колосовський Віталій Володимирович

Спеціальність: 123 – Комп'ютерна інженерія

Освітня програма: освітньо-наукова

Науковий керівник: Іванов Олексій Валентинович к.т.н., доцент

Після аналізу звіту подібності зроблено такий висновок:

№	Висновок	Позначка про відповідність
1	Запозичення, виявлені в роботі, є законними і не є плагіатом. Робота приймається до захисту.	відповідає
2	Виявлені запозичення не є плагіатом, розміщені в розділах, які не описують безпосередньо авторське дослідження, але кількість цитат перевищує обсяг, виправданий поставленою метою роботи. Робота приймається до захисту, але має бути відкоригована. Відкоригований варіант має бути поданий на кафедру за 2 дні до захисту, разом із заявою щодо самостійності виконання письмової роботи та ідентичності друкованої та електронної версії роботи	
3	Виявлені запозичення не є плагіатом, але частково розміщені в розділах, які описують безпосередньо авторське дослідження, а кількість цитат перевищує обсяг, виправданий поставленою метою роботи. В зв'язку з цим мета роботи та поставлені завдання не були досягнені. Робота може бути допущена до захисту (наступного року) після того як буде відкоригована та допрацьована і успішно пройде повторну перевірку на академічний плагіат.	
4	Робота містить навмисні текстові спотворення, передбачувані спроби укриття запозичень або інші прояви академічного плагіату. Робота містить фабрикацію або фальсифікацію даних. Робота не допускається до захисту.	

Підтвердження:

Запозичення, виявлені в роботі, є законними і не є плагіатом, оскільки:

- 1) запозичення, що виявлені в кваліфікаційній роботі відносяться до вмісту титульної сторінки;
- 2) окремі виявлені збіги є загальноживаними фразами або виразами, про що свідчить посилання системи на збіг з джерелами на один фрагмент речення;

Сумарний обсяг всіх запозичень, визначений системою виявлення збігів/ідентичності/схожості StrikePlagiarism, складає 0.8% і адресується до 25 першоджерел; та системою Anti-Plagiarism складає 0.0%, що, з урахуванням наведених обґрунтувань, відповідає характеру наукового дослідження і свідчить на користь кваліфікаційної роботи.

Керівник роботи _____

Олексій ІВАНОВ

Гарант ОП _____

Олег САВЕНКО

Завідувач кафедри КІС _____

Ольга ПАВЛОВА

Завідувачу кафедри КІПС
доктору філософії, доценту
Ользі ПАВЛОВІЙ

Колосовського Віталія Володимировича
ПІБ здобувача вищої освіти

ФІТ, 2 курсу, групи КІ2м-23-1

ЗАЯВА

З правилами чинного Положення «Про систему забезпечення академічної доброчесності у Хмельницькому національному університеті» від 01.07.2022, згідно з яким виявлення плагіату є підставою для відмови в допуску кваліфікаційної роботи до захисту та застосування заходів дисциплінарної та академічної відповідальності, ознайомлений (а). Про використання програмно-технічних засобів для перевірки кваліфікаційних робіт здобувачів вищої освіти на плагіат оповіщений(а) та надаю свою згоду на обробку та збереження університетом моєї роботи в інституційному репозитарії університету.

Також надаю університету право на передачу моєї роботи для обробки та збереження в базах даних програмно-технічних засобів (StrikePlagiarism та Anti-Plagiarism) та використання роботи для виявлення плагіату в інших роботах, які перевіряються програмно-технічними засобами та користувачами, що мають доступ до цих програмно-технічних засобів, виключно в обмежених цілях для виявлення плагіату в текстах робіт.

Робота для перевірки університетом надається в друкованому та електронному варіанті. Електронна версія моєї роботи збігається (ідентична) з друкованою.

22 квітня 2025 року